

Doctorat AgroParisTech

École Doctorale *Géosciences, Ressources Naturelles et Environnement*

THÈSE

pour obtenir le grade de docteur délivré par

L'Institut des Sciences et Industries du Vivant et de l'Environnement (AgroParisTech)

Spécialité: Hydrologie

présentée et soutenue publiquement par

Angélica NARDO CASERI

le 22 Mars 2017

Apport de la simulation conditionnelle géostatistique pour la prévision immédiate d'ensemble de pluies et l'alerte aux crues rapides

Directeur de thèse : **Vazken ANDRÉASSIAN**
Co-encadrement de la thèse : **Maria-Helena Ramos et Pierre Javelle**

Jury

Dr. Vazken ANDREASSIAN	ICPEF	Irstea	Directeur de thèse
Dr. Maria-Helena RAMOS	Chargé de recherche	Irstea	Encadrent
Dr. Pierre JAVELLE	Ingénieur divisionnaire	Irstea	Encadrent
Dr. Luc NEPPEL	Maître de conférences	Université de Montpellier	Rapporteur
Dr. Éric GAUME	ICPEF	IFSTTAR	Rapporteur
Dr. Sandrine ANQUETIN	Directeur de recherche	CNRS, IGE	Examinatrice (président du jury)
Pr. Denis DARTUS	Professeur des universités	Institut National Polytechnique de Toulouse	Examinateur

AgroParisTech
Irstea, UR Recover
3275 Route Cézanne, 13100 Aix-en-Provence, France

Remerciements

"Science is a way of life. Science is a perspective. Science is the process that takes us from confusion to understanding in a manner that's precise, predictive and reliable a transformation, for those lucky enough to experience it, that is empowering and emotional…"

Brian Greene

Je tiens tout d'abord à remercier mes encadrants Maria-Helena Ramos et Pierre Javelle pour les échanges, leurs connaissances scientifiques, l'originalité de leurs idées, leur pédagogie, leurs conseils scientifiques et personnelles, leurs directives précieuses et pour la rigueur scientifique. Je voudrais leur témoigner toute ma reconnaissance pour avoir cru en mon travail, et pour m'avoir laissé l'opportunité de développer mes idées et pour m'avoir aidé à choisir les chemins à prendre dans cette thèse. Des longs et longs paragraphes ne seront pas assez pour les remercier. Je remercie Vazken Andréassian, mon directeur de thèse, pour les échanges scientifiques intéressants, pour son humeur et ses inspirations poétiques dans les sujets liés à l'hydrologie.

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à Etienne Leblois, un esprit comme j'ai pu rarement en connaître, pour les journées enrichissantes dans la recherche à répondre aux questions scientifiques, pour sa disponibilité, son écoute, sa patience et pour les multiples conseils encourageants. Pour m'avoir présenté le monde de la simulation conditionnelle stochastique et pour m'avoir apporté le plaisir de travailler dans ce domaine. Je voudrais souligner l'excellent travail et l'appui constant que j'ai reçu de sa part.

Je tiens à remercier les membres de mon jury de thèse pour avoir accepté de juger le travail réalisé au cours de ces dernières années, à savoir les deux rapporteurs Luc Neppel et Eric Gaume, et les deux examinateurs Sandrine Anquetin et Denis Dartus. Merci également aux membres de mon comité de thèse qui ont accepté de suivre cette thèse, pour leur support et leur conseil, à savoir Etienne Leblois, Béatrice Vincendon, Julie Demargne et Emmanuel Moreau.

Je remercie aussi Madame Dovy Tristani, secrétaire de l'école doctorale GRNE, et Corine Fiers, secrétaire d'AgroParisTech pour leur patience, pour leur écoute et support pendant ma thèse. J'adresse mes remerciements au SCHAPI et à Météo-France pour avoir mis à disposition les données utilisées dans cette thèse et à l'école doctorale GRNE et à AgroParisTech pour les formations.

J'adresse aussi mes remerciements à mes collègues du groupe de recherche en hydrologie d'Antony pour m'avoir accueillie pendant huit mois, pour les matches de frisbee, pour les soirées au Maman et pour l'ambiance toujours positive et amicale. A mes amis de l'Irstea Aix-en-Provence, principalement de l'équipe RHAX, grâce auxquels le déroulement de cette thèse a été très agréable, je pense particulièrement à Clotilde pour être toujours à l'écoute, pour son humeur, pour être toujours positive, pour son *amitié et sa joie de vivre*; à Jean pour sa patience, pour ses conseils, pour son amitié et pour toujours transmettre du calme et à Florine pour partager avec moi cette trajectoire et pour son amitié ; à Mathieu pour les sorties à Collobrières et pour les chasses de Pokémon. Cette thèse ne pourrait pas exister sans

le support sportif, scientifique, sullivanistique et wohoonif. Enfin, merci beaucoup chers amis pour tous les lundredis !

Egalement, je tiens à remercier tous mes amis qui m'ont soutenue de loin ou de près, je pense à mes amis brésiliens qui même de loin ont toujours été présents dans ce parcours aventurier. Et particulièrement, je remercie Douglas, Nayara, Nathalia, Giovanna, Erika, Diego P., Guilherme (Lobão), Guilherme Rico, Luiz Augusto (Dudu), Juliana, Vinicius (Kiko), Stéphane, Anthony, Dimitri, Philippe, Andrea, Louise, Carine, Laure, Julie. *Douglas pour* m'avoir encouragée, pour ses conseils et son écoute. Erika merci beaucoup pour avoir été à mes côtes quand j'en avais le plus besoin. Steph pour avoir partagé avec moi ce parcours scientifique depuis mon stage de master, pour les bons moments et enfin son amitié. Egalement à mes colocataires, principalement à Imane et Maia pour avoir toujours été là quand j'en avais besoin, qui ont su m'encourager quand il fallait et me changer les idées quand j'en avais besoin, pour leur soutien émotionnel et professionnel, leur amitié est précieuse.

Je tiens à remercier chaleureusement ma famille qui m'a toujours soutenue, pour être à mes côtés même de loin, pour leur compréhension et leur encouragement. Une pensé spéciale à Lucas qui a toujours été là, pour avoir toujours apporté la lumière dans les nuits plus sombres, il est mon rayon de soleil. Sans son support, je n'aurais pas pu finir ce projet.

Enfin, un grand remerciement à l'ensemble des personnes qui ont participé de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

Et vous lecteurs, pour vous intéresser à ce projet de recherche et pouvoir vous transmettre ses connaissances dans les prochaines années, je vous souhaite une bonne lecture.

"São as águas de março fechando o verão
É a promessa de vida no teu coração..."

Tom Jobim

Table des matières

Remerciements ..... **iii**

Table des matières ..... **vii**

Liste des figures ..... **xi**

Liste des tableaux ..... **xvii**

Introduction **19**

Les crues soudaines : un enjeu majeur actuel 21

Les incertitudes de la prévision de crues 23

Le système d'alerte aux crues AIGA 24

Les objectifs de la thèse 25

Organisation du manuscrit 26

1 L'aléa pluviométrique pour la prévision immédiate **29**

1.1. Introduction 31

1.2. L'estimation de la pluie 31

1.2.1. Estimation par les pluviomètres 31

1.2.2. Estimation par les radars météorologiques 32

1.2.3. Fusion de l'information fournie par les pluviomètres et les radars 33

1.3. Estimation des incertitudes par simulation géostatistique 36

1.3.1. Exemples de méthodes 36

1.3.2. Synthèse 38

1.4. Les méthodes pour la prévision immédiate des pluies 39

1.4.1. Advection des images radar observées 39

1.4.2. Les modèles de prévisions numériques assimilant de la donnée radar 40

1.4.3. Synthèse 42

1.5. Conclusion 43

2 Reconstitution et génération d'événements pluvieux **45**

2.1. Introduction 47

2.2. Généralités sur la méthode géostatistique des bandes tournantes 48

2.2.1. Principe général 48

2.2.2. Le modèle gaussien anamorphosé 50

2.3. Le générateur d'événements de pluie SAMPO TBM 51

2.3.1. Aperçu général de la méthode 51

2.3.2. Apport de la thèse 52

2.3.3. Paramétrisation du simulateur de pluies 53

2.3.4. Particularités de la simulation conditionnelle 54
2.3.5. Estimation des paramètres et conditionnement du générateur de pluies 54
2.4. Mise en œuvre en simulation (SI) et en prévision immédiate (PI) 56
2.4.1. Simulation conditionnelle d'ensemble (SI) 56
2.4.2. Prévision d'ensemble à partir d'une fenêtre croissante (PI-C) 57
2.4.3. Prévision d'ensemble à partir d'une fenêtre glissante (PI-G) 58
2.5. Conclusion 59
3 Méthodes d'évaluation des ensembles générés 61
3.1. Introduction 63
3.2. Ce qui rend une prévision performante 63
3.3. Critères d'évaluation 64
3.3.1. Justesse 65
3.3.2. Fiabilité 65
3.3.3. Discrimination 66
3.3.4. Performance globale 68
3.3.5. Scores de compétence 69
3.4. Conclusion 70
4 Zone d'étude et données utilisées 71
4.1. Introduction 73
4.2. Zone d'étude 73
4.2.1. Localisation, topographie et couverture du sol 73
4.2.2. Climat et hydrographie 75
4.3. Les données pluviométriques utilisées 78
4.4. Evénements étudiés 81
4.5. Analyse des données radar et pluviométriques 84
4.6. Conclusion 86
5 Qualité des simulations générées 87
5.1. Introduction 89
5.2. Estimation des paramètres et vérification de l'algorithme 89
5.2.1. Estimation des paramètres SAMPO-TBM (SI) 89
5.2.2. Vérification de l'algorithme de simulation conditionnelle 91
5.3. Evaluation de la qualité des simulations d'ensemble de pluie 95
5.3.1. Stratégie d'évaluation 95
5.3.2. Qualité des simulations 96
5.4. Conclusion 100

6 Qualité des prévisions de pluie brutes 101
6.1. Introduction 103
6.2. Estimation des paramètres SAMPO-TBM (PI) 103
6.2.1. Méthode par fenêtre croissante (PI-C) 103
6.2.2. Méthode par fenêtre glissante (PI-G) 106
6.2.3. Interprétation 106
6.3. Evaluation de la qualité des prévisions d'ensemble de pluie 108
6.3.1. Inspection visuelle 108
6.3.2. Stratégie d'évaluation numérique 110
6.3.3. Qualité des prévisions 111
6.3.4. Choix d'une méthode pour la suite 118
6.4. Conclusion 120
7 Qualité des prévisions de pluie ajustées 121
7.1. Introduction 123
7.2. Méthodes d'ajustement des prévisions proposées 123
7.2.1. Réajustement des paramètres de la distribution des pluies non-nulles 124
7.2.2. Correction des sorties basée sur un report d'erreur 126
7.2.3. Correction des sorties basée sur l'ajout d'une tendance linéaire 129
7.3. Evaluation de la qualité des prévisions ajustées 130
7.3.1. Scores numériques 130
7.3.2. Synthèse des performances selon les scores numériques 139
7.3.3. Performance spatiale de la méthode PI-GAE sur le Var 140
7.4. Conclusion 143
8 Application en prévision de débits 145
8.1. Introduction 147
8.2. Le système d'alerte AIGA 147
8.2.1. Le principe de la méthode 147
8.2.2. Modèles utilisés 148
8.2.3. Paramétrisation 150
8.2.4. Détermination de sites non jaugés « cibles » 150
8.2.5. Détermination des niveaux d'avertissement 151
8.3. Application d'AIGA à la prévision immédiate d'ensemble 152
8.3.1. Mise en œuvre 152
8.3.2. Cas d'étude : l'événement de novembre 2011 153
8.4. Résultats pour l'événement de novembre 2011 155

8.4.1. Cartes probabilisées de risque de crue 155
8.4.2. Evolution de la prévision d'ensemble à quelques exutoires 166
8.5. Conclusion 171
Conclusion et Perspectives 173
Conclusion générale 175
Quelques perspectives 178
Références 181
bibliographiques 181
Annexes 193
Abstract 199
Résumé 200

Liste des figures

Figure 1. Schema illustratif d'un pluviomètre à auget basculeur. 31

Figure 2. Schéma illustratif du fonctionnement d'un radar météorologique. 32

Figure 3. Schéma représentatif de la méthode des bandes tournantes (d'après Mantoglou et Wilson, 1982). 49

Figure 4. Schéma représentatif des paramètres utilisés pour la simulation conditionnelle des champs de pluie. 55

Figure 5. Illustration de la procédure d'estimation des paramètres de SAMPO-TBM pour la simulation d'un événement donné (T_{init} = début de l'événement, T_f= fin de l'événement). 57

Figure 6. Illustration de la procédure d'estimation des paramètres de SAMPO-TBM à partir d'une fenêtre croissante pour un événement donné (T_{init} = début de l'événement, *To*= instant de la dernière observation, T_f= fin de l'événement). 58

Figure 7. Illustration de la procédure d'estimation des paramètres de SAMPO-TBM à partir d'une fenêtre glissante de 4 heures pour un événement donné (T_{init}= début de l'événement, *To*= instant de la dernière observation, *Tf*= fin de l'événement). 59

Figure 8. Différents exemples de diagrammes de rang possibles lors de l'évaluation d'une prévision d'ensemble. 66

Figure 9. Schéma représentatif de la courbe ROC et de sa surface (AUC). 68

Figure 10. Représentation du CRPS pour une prévision et une observation correspondante. 69

Figure 11. Localisation et représentation topographique du département du Var et de ses principaux massifs. 74

Figure 12. Description et classification de l'occupation du sol du département du Var (*source* : CORINE LAND COVER). 75

Figure 13. Moyennes des températures minimales et maximales et des précipitations mensuelles interannuelles (1981-2010) pour la station « Le Luc », localisée dans le centre du Département du Var (*source* : Météo France, 2016). 76

Figure 14. Carte d'estimation de la pluie horaire (mm/h) sur la période de retour de 10 ans pour le Département du Var (estimation faite à partir de la méthode SHYREG). 76

Figure 15. Illustration du réseau hydrographique et des grands bassins versants du département du var (*source :* IGN BD Carthage, http://www.var.fr/documents/35004/37837/R%C3%A9seau_hydrographique_varois.jpg). 77

Figure 16. Les moyennes des débits mensuelles interannuelles (1961-2016) pour la station « Le Gapeau à Hyères », localisé dans le sud-ouest du département du Var (*source* : Banque HYDRO). 78

Figure 17. Localisation des 30 pluviomètres dans le département du Var. 79

Figure 18. Cartes de cumul pluviométrique (mm) de chaque événement sélectionné dans le département du Var (les durées des événements varient ; voir Tableau 5). 83

Figure 19. Comparaison des cumuls horaires des pluies des pluviomètres (abscisses) et des pixels radar associés (ordonnées) en considérant tous les événements pluvieux sélectionnés

dans le département du Var. Le coefficient de détermination (R2) est indiqué dans chaque cas. 85

Figure 20. Copie de l'écran du logiciel SAMPO-TBM avec les paramètres estimés pour l'événement de juin 2010. 90

Figure 21. Illustration des champs de pluie horaires simulés par SAMPO-TBM (SI) (Membre 3 et Membre 5 ; colonnes du centre et à droite) pour trois pas de temps (lignes) de l'événement de pluie de juin 2010. Les données issues du radar météorologique PANTHERE (colonne à gauche) y sont également représentées. 93

Figure 22. Illustration des cumuls pluviométriques pour trois événements de pluie sur le département du Var : 14 juin 2010 (en haut), 03 novembre 2011 (centre) et 07 novembre 2011 (en bas). Radar météorologique PANTHERE (a, gauche) et moyenne des membres de l'ensemble simulés par SAMPO TBM (b, droite). Les cumuls fournis par les pluviomètres sont indiqués en chiffres (NA indique des données manquantes). 94

Figure 23. Localisation des pluviomètres utilisés pour le conditionnement (cercles violets) et des pluviomètres utilisés pour la validation croisée (cercles verts numérotés) dans la zone d'étude. 95

Figure 24. Erreur absolue moyenne (MAE) des simulations SAMPO-TBM (SI) aux 15 pluviomètres sélectionnés pour la validation croisée et en considérant tous les pluviomètres confondus (barre à droite). 97

Figure 25. CRPS des simulations SAMPO-TBM (SI) aux 15 pluviomètres sélectionnés pour la validation croisée et en considérant tous les pluviomètres confondus (barre à droite). 97

Figure 26. AUC de la courbe ROC des simulations SAMPO-TBM (SI) aux 15 pluviomètres sélectionnés pour la validation croisée et en considérant tous les pluviomètres confondus (barre à droite). La ligne rouge représente la valeur de 0,5. 98

Figure 27. Cumuls de pluie pour trois pluviomètres utilisés pour la validation croisée (colonnes). Les lignes bleues correspondent aux observations et les lignes noires représentent les 30 membres de l'ensemble simulé, pour les événements du 14 juin 2010 (en haut), 03 novembre 2011 (centre) et 07 novembre 2011 (en bas). 99

Figure 28. Diagrammes de rang des simulations SAMPO-TBM (SI) aux 15 pluviomètres sélectionnés pour la validation croisée et en considérant tous les événements confondus. ... 100

Figure 29. Variation des paramètres de SAMPO-TBM (PI-C) en fonction de l'instant de prévision pour l'événement de juin 2010 : a- corrélation dans le temps de la pluie non-nulle, b- corrélation dans l'espace de la pluie non-nulle, c-corrélation dans le temps de l'intermittence, d- corrélation dans l'espace de l'intermittence, e- moyenne de la pluie non-nulle, f- écart-type de la pluie non-nulles et, g-pourcentage de zéros. La ligne bleue représente le paramètre estimé lorsque l'on considère toutes les heures de l'événement. 105

Figure 30. Variation des paramètres de SAMPO-TBM (PI-G) en fonction de l'instant de prévision pour l'événement de juin 2010 : a- corrélation dans le temps de la pluie non-nulle, b- corrélation dans l'espace de la pluie non-nulle, c-corrélation dans le temps de l'intermittence, d- corrélation dans l'espace de l'intermittence, e- moyenne de la pluie non-nulle, f- écart-type de la pluie non-nulles et, g-pourcentage de zéros. La ligne bleue représente le paramètre estimé lorsque l'on considère toutes les heures de l'événement. 107

Figure 31. Exemple de prévisions de pluies horaires faites dans le département du Var le 15 juin 2010 à 10h pour les échéances de 1 à 4 heures et selon les méthodes Fenêtre Croissante (centre) et Fenêtre Glissante (droite) d'estimation des paramètres SAMPO TBM (PI). Les prévisions correspondent à un membre aléatoire parmi les 30 simulés. Les observations du radar PANTHERE (gauche) et les points des pluviomètres (triangles rouges) sont aussi représentés. 109

Figure 32. Localisation des pluviomètres enlevés pour l'évaluation de l'effet du conditionnement sur les prévisions futures (points en verts) dans le département du Var. Les pluviomètres utilisés pour le conditionnement sont signalés en violet. 111

Figure 33. MAE des prévisions SAMPO-TBM PI-C (fenêtre croissante ; bleu clair), PI-G (fenêtre glissante ; vert marine) et des prévisions par persistance (gris) par échéance (1 à 4 heures) et sur les 17 événements d'étude. Evaluation par rapport aux données des pluviomètres utilisés pour la simulation conditionnelle faite avant la prévision. 112

Figure 34. CRPS des prévisions SAMPO-TBM PI-C (fenêtre croissante ; bleu clair), PI-G (fenêtre glissante ; vert marine) et des prévisions par persistance (gris) par échéance (1 à 4 heures) et sur les 17 événements d'étude. Evaluation par rapport aux données des pluviomètres utilisés pour la simulation conditionnelle faite avant la prévision. 112

Figure 35. AUC de la courbe de ROC des prévisions SAMPO-TBM PI-C (fenêtre croissante ; bleu clair) et PI-G (fenêtre glissante ; vert marine) par échéance (1 à 4 heures) et sur les 17 événements d'étude. Evaluation par rapport aux données des pluviomètres utilisés pour la simulation conditionnelle faite avant la prévision. La ligne rouge représente la valeur de 0,5, en dessous de laquelle les prévisions n'ont pas de compétence. 113

Figure 36. Scores (a – calcul de la MAE; b – calcul du CRPS; c – calcul de la surface de ROC, l'AUC) des prévisions SAMPO-TBM PI-C (fenêtre croissante ; bleu clair) et PI-G (fenêtre glissante ; vert marine) par échéance (1 à 4 heures) et sur les 17 événements d'étude en considérant les trois pluviométriques enlevés du conditionnement. 115

Figure 37. Diagrammes de rang des prévisions SAMPO-TBM et les méthodes de fenêtre croissante (PI-C ; à gauche) et fenêtre glissante (PI-G ; à droite) par échéance (1 à 4 heures) et sur les 17 événements d'étude. Les rangs 1 à 31 (axe X) et les fréquences des observations dans les rangs (en pourcentage ; axe Y) sont représentés. Evaluation par rapport aux données des pluviomètres utilisés pour la simulation conditionnelle faite avant la prévision. 116

Figure 38. Diagrammes de rang des prévisions SAMPO-TBM et les méthodes de fenêtre croissante (PI-C ; à gauche) et fenêtre glissante (PI-G ; à droite) par échéance (1 à 4 heures) et sur les 17 événements d'étude. Les rangs 1 à 31 (axe X) et les fréquences des observations dans les rangs (en pourcentage ; axe Y) sont représentés. Evaluation faite sur les trois pluviométriques enlevés du conditionnement. 117

Figure 39. Schéma des paramètres m_{PNN} et s_{PNN}, calculés à partir de la pluie non-nulle (PNN) horaire (ligne grise) et à partir des méthodes PI-C (ligne bleue clair) et PI-G (ligne vert marine) pour les événements d'octobre 2009 (a- m_{PNN} et b- s_{PNN}) et juin 2010 (c- m_{PNN} et d- s_{PNN}). 119

Figure 40. Exemple de correction des sorties basée sur un report d'erreur ajouté aux prévisions de pluie avec la méthode PI-G pour l'événement Juin de 2010 (a1 et b1 présentent les valeurs estimées par la méthode fenêtre glissante pour les pluviomètres 1 et 2,

respectivement, pour l'échéance t_0+1h et a2 et b2 présentent les valeurs estimées par la méthode correction des sorties basée sur un report d'erreur pour les pluviomètres 1 et 2, respectivement, pour la première échéance). 128

Figure 41. MAE par échéance de prévision pour les méthodes Persistance, PI-G, PI-GE, PI-GA, PI-GAT et PI-GAE, calculée sur les 27 pluviomètres utilisés pour le conditionnement de SAMPO TBM. Les box-plots représentent les quantiles 5%, 25%, 50%, 75% et 95%..... 131

Figure 42. MAE par échéance de prévision pour les méthodes Persistance, PI-G, PI-GE, PI-GA, PI-GAT et PI-GAE, calculée en prenant la moyenne des MAE calculé sur chacun des trois pluviomètres qui n'ont pas été utilisés pour le conditionnement de SAMPO TBM..... 131

Figure 43. CRPS par échéance de prévision pour les méthodes Persistance, PI-G, PI-GE, PI-GA, PI-GAT et PI-GAE calculée sur les 27 pluviomètres utilisés pour le conditionnement de SAMPO TBM. Les box-plots représentent les quantiles 5%, 25%, 50%, 75% et 95%..... 133

Figure 44. CRPS calculé à chaque échéance pour évaluer la performance globale des méthodes Persistance, PI-G, PI-GE, PI-GA, PI-GAT et PI-GAE calculé sur chacun des trois pluviomètres qui n'ont pas été utilisés pour le conditionnement de SAMPO TBM. 133

Figure 45. Surface de la courbe ROC (AUC) par échéance de prévision pour les méthodes Persistance, PI-G, PI-GE, PI-GA, PI-GAT et PI-GAE calculée sur les 27 pluviomètres utilisés pour le conditionnement de SAMPO TBM. Les box-plots représentent les quantiles 5%, 25%, 50%, 75% et 95%. 134

Figure 46. Surface de la courbe ROC (AUC) par échéance de prévision pour les méthodes Persistance, PI-G, PI-GE, PI-GA, PI-GAT et PI-GAE calculée sur les 3 pluviomètres on utilisés pour le conditionnement. 134

Figure 47. Diagrammes de rang pour les échéances de 1h à 4h et les méthodes PI-G, PI-GE, PI-GA, PI-GAT et PI-GAE, calculés sur les 27 pluviomètres utilisés pour le conditionnement de SAMPO TBM. Chaque ligne correspond à un pluviomètre..... 137

Figure 48. Diagrammes de rang pour l'échéance 1h et les méthodes PI-G, PI-GE, PI-GA, PI-GAT et PI-GAE, calculés sur les 3 pluviomètres non utilisés pour le conditionnement. Chaque ligne correspond à un pluviomètre. 138

Figure 49. Carte de MAE de la méthode PI-GAE (droite) et la prévision par persistance (gauche). Les triangles rouges représentent les pluviomètres dans la zone d'étude qui ont été utilisés dans le conditionnement de la simulation SAMPO TBM. 141

Figure 50. Cartes de SR (A à gauche), POD (B au centre) et CSI (C à droite) calculées en considérant la méthode PI-GAE (gauche) et la prévision par persistance (droite) à partir d'un seuil de détection d'un événement (pluie > Q70%) d'au moins 40% des membres de l'ensemble. Les triangles rouges représentent les pluviomètres qui ont été utilisés dans le conditionnement de la simulation SAMPO TBM. 142

Figure 51. Principe général du système AIGA..... 148

Figure 52. Schéma descriptif de la modélisation hydrologique utilisée pour le système AIGA. Les pluies (P) et l'évapotranspiration (E) sont des entrées au système, et les débits journaliers (QJ) et horaires (QH) sont des sorties. 149

Figure 53. Représentation des exutoires des bassins versants utilisés dans cette thèse pour l'application du système AIGA dans le département du Var. 151

Figure 54. Illustration de l'application du l'approche PI-GAE/AIGA pour la prévision immédiate des débits. La dernière heure de débit simulé est générée à partir de la donnée pluviométrique radar ANTILOPE. Ensuite, six heures de débits prévus sont générées à partir de la prévision d'ensemble de pluie PI-GAE (30 membres)..... 153

Figure 55. Communes du département du Var reconnues par un arrêté Cat Nat pour l'événement de novembre 2011 (publié au Journal Officiel au 01/02/2016 ; source : (E-risk, 2016)..... 154

Figure 56. Carte de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générée à partir des débits simulés AIGA en utilisant la donnée pluviométrique radar PANTHERE en entrée. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement. 156

Figure 57. Cartes probabilisées du risque de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générées à partir des débits simulés AIGA en utilisant les prévisions d'ensemble PI-GAE à l'échéance de 4 heures. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement. 157

Figure 58. Cartes probabilisées du risque de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générées à partir des débits simulés AIGA en utilisant les prévisions d'ensemble PI-GAE à l'échéance de 3 heures. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement. 158

Figure 59. Cartes probabilisées du risque de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générées à partir des débits simulés AIGA en utilisant les prévisions d'ensemble PI-GAE à l'échéance de 2 heures. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement. 159

Figure 60. Cartes probabilisées du risque de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générées à partir des débits simulés AIGA en utilisant les prévisions d'ensemble PI-GAE à l'échéance de 1 heure. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement..... 160

Figure 61. Carte de dépassement du débit de période de retour de 10 ans pour le 05 de novembre 2011 à 20h, générée à partir des débits simulés AIGA en utilisant la donnée pluviométrique radar PANTHERE en entrée. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement. 161

Figure 62. Cartes probabilisées du risque de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générées à partir des débits simulés AIGA en utilisant les prévisions d'ensemble PI-GAE à l'échéance de 4 heures. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement. 162

Figure 63. Cartes probabilisées du risque de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générées à partir des débits simulés AIGA en utilisant les prévisions d'ensemble PI-GAE à l'échéance de 3 heures. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement. 163

Figure 64. Cartes probabilisées du risque de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générées à partir des débits simulés AIGA en utilisant les prévisions d'ensemble PI-GAE à l'échéance de 2 heures. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement. 164

Figure 65. Cartes probabilisées du risque de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générées à partir des débits simulés AIGA en utilisant les prévisions d'ensemble PI-GAE à l'échéance de 1 heure. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement..... 165

Figure 66. Localisation de trois bassins versants touchés par l'événement de novembre 2011 dans le département du Var: l'Eau Salée, La Nartuby à Trans-en-Provence et La Garonne. 167

Figure 67. Hydrogrammes des débits simulés avec la pluie observée (QSIM) et prévue (QPI-GAE). La surface rouge représente l'intervalle entre les quantiles 5% et 95%, estimé sur les 30 membres de la prévision d'ensemble de débits. En lignes, les échéances de 4 heures à 1 heure par rapport à la date du 5 novembre 2011 à 20h (temps = 16 heures sur l'axe des abscisses), en colonnes, les bassins versants : La Garonne (gauche), L'Eau Salée (centre) et La Nartuby (droite)..... 168

Figure 68. Hyétogrammes des pluies de bassin ANTILOPE observées (PSIM) et prévues (PI-GAE). La surface rouge représente l'intervalle entre les quantiles 5% et 95%, estimé sur les 30 membres de la prévision d'ensemble de pluie. Le temps 0 correspond à la date du 5 octobre 2011. En lignes, les échéances de 4 heures à 1 heure par rapport à la date du 5 novembre 2011 à 20h (temps = 16 heures sur l'axe des abscisses), en colonnes, les bassins versants : La Garonne (gauche), L'Eau Salée (centre) et La Nartuby (droite). 169

Liste des tableaux

Tableau 1. Types de radar selon la longueur d'onde et le rayon (Diss *et al.*, 2009)..... 33

Tableau 2. Résumé des quelques méthodes de prévision immédiate..... 42

Tableau 3. Tableau de contingence..... 66

Tableau 4. Caractéristiques des pluviomètres du département du Var..... 80

Tableau 5. Caractéristiques des événements pluvieux sélectionnés : dates de début et de fin (les heures sont en TU, temps universel), durée totale et cumul radar maximum au pixel 82

Tableau 6. Evénements plus extrêmes en termes de dégâts socio-économiques dans le Département du Var et leurs dommages à l'échelle nationale..... 84

Tableau 7. Paramètres estimés pour la simulation d'ensembles avec SAMPO-TBM (SI) pour les 17 événements de cette étude. Directions d'où vient le vent : 0° = nord, 90° = est, 180° = sud, 270° = ouest..... 92

Tableau 8. Synthèse des méthodes d'ajustement des prévisions immédiates d'ensemble issues de SAMPO-TBM PI-G..... 124

Tableau 9. Les paramètres estimés avec la méthode de calage Fenêtre Croissante (PI-C) .. 195

Tableau 10. Les paramètres estimés avec la méthode de calage Fenêtre Glissante (PI-G) .. 196

Introduction

Les crues soudaines : un enjeu majeur actuel

Dans de nombreuses régions du monde, les crues sont capables d'entraîner des inondations qui peuvent générer des catastrophes naturelles majeures, responsables de pertes de vies humaines et d'importants dégâts économiques. Ces événements sont fréquemment le résultat d'un aléa de forte intensité qui touche une zone vulnérable, exposée au risque. En France, le risque d'inondation par les fleuves et les cours d'eau concerne 21 772 communes, ce qui correspond à environ 60% des communes de la France métropolitaine (Ministère de l'Environnement de l'énergie et de la mer, 2016).

Parmi les différents types de crue, les crues soudaines sont particulièrement dangereuses du fait de leur caractère soudain et difficilement prévisible ((Jonkman et Vrijling, 2008). Les crues soudaines (aussi appelées crues rapides ou crues éclairs) sont ainsi définies par l'Association Internationale des Sciences Hydrologiques (IAHS-UNESCO/WMO, 1974, cité dans (Gaume, E., 2002) *: « crues dont l'apparition est soudaine, souvent difficilement prévisible, de temps de montée rapide et de débit relativement important. Ces crues sont donc généralement liées à des épisodes pluvieux intenses et se manifestent sur des bassins de taille modérée »*. Elles sont principalement caractérisées par des fortes intensités pluviométriques, très localisées sur des bassins de taille modérée et petite, et par une réponse rapide de la montée des niveaux des cours d'eau, de quelques minutes à quelques heures après le début de l'événement de pluie. Dans de nombreux cas, ces bassins réagissent rapidement aux pluies intenses en raison de leurs pentes abruptes, des surfaces imperméables au sein du bassin ou en raison des sols saturés par des événements pluviométrique précédents (Norbiato *et al.*, 2008). Dans la majorité des cas, ces événements conduisent à des accumulations de précipitations locales importantes, qui peuvent excéder les 100 mm sur quelques heures, et affectent des zones limitées. L'analyse de ces crues a montré qu'elles se produisent souvent dans des bassins versants de différentes tailles de moins de 500 km².Gaume *et al.* (2009) soulignent également que les crues soudaines entraînent souvent des pertes de vies humaines, comme pour l'événement de 12 novembre 1999 dans l'Aude (Gaume *et al.*, 2004), qui a enregistré un total de 35 victimes. Sur la période 1946-2007, cette étude recense un total de 550 événements de crues soudaines en Europe. En France, les crues soudaines se trouvent dans le premier rang des risques naturels.

Ces événements extrêmes sont principalement observés dans la région méditerranée, même si des événements peuvent se produire ailleurs en Europe (Gaume *et al.*, 2009). Les pertes économiques peuvent être importantes. Par exemple, les dommages économiques totaux pour l'événement qui a touché le Gard en septembre 2002 sont estimés à 1,2 milliard € (Huet *et al.*, 2003) et, pour l'inondation dans l'Aude en novembre 1999, à 3,3 milliards € (Lefrou *et al.*, 2000). Plus récemment, les inondations du 3 octobre 2015, qui ont eu lieu dans le sud-est de la France, ont engendré aussi des nombreux dégâts socio-économiques : le bilan de la catastrophe s'est élevé à 20 morts et 605 millions d'euros de dommages assurés (L'Express, 2015). Le département des Alpes-Maritimes est celui qui a été le plus impacté. A Cannes, une intensité pluviométrique ponctuelle exceptionnelle de 175 mm en 2 heures a été observée.

Les systèmes d'alerte aux crues et inondations sont essentiels pour pouvoir anticiper ces événements extrêmes et, ainsi, réduire leurs impacts. L'objectif principal de ces systèmes est

d'informer les autorités et la population suffisamment en avance pour permettre la mise en sécurité des biens et des personnes. En France, le « Plan Submersions Rapides » (PSR), validé en 2011 pour être mis en œuvre sur la période 2011-2017, a identifié l'anticipation des crues soudaines comme un point crucial à améliorer (Ministère de l'écologie du développement durable des transports et du logement, 2010). Ce plan a fait suite aux événements dramatiques de 2010, notamment la tempête Xynthia le 28 février et les inondations dans le département du Var le 15 juin. Le PSR a pour ambition de coordonner l'ensemble des actions de l'Etat en matière de gestion du risque d'inondations rapides. Dans ce cadre, un nouveau service d'avertissement aux crues soudaines est en cours de mise en place en France par le Service central d'hydrométéorologie et d'appui à la prévision des inondations (SCHAPI). Ce service, appelé « Vigicrue-Flash » vise à fournir des avertissements sur des petits cours d'eau de temps de réponse compris entre 1h30 et 6h, actuellement non suivis par les Services de Prévision des Crues (SPC). Ce service est en phase d'expérimentation et la date cible pour la première mise en service est début 2017. Il se base sur la méthode AIGA, développée à Irstea, dont nous reparlerons plus loin dans cette thèse.

Prévoir les événements de crues soudaines et en réduire les impacts est un enjeu majeur, non seulement en France, mais dans plusieurs régions du monde. Cependant, comme le notent de nombreux auteurs, cette tâche se heurte à plusieurs difficultés :

- Les crues sur ces bassins ne sont qu'exceptionnellement mesurées par les réseaux classiques de l'hydrométrie (Gaume et Borga, 2013). De ce fait, la majorité des bassins versants affectés par les crues soudaines sont non-jaugés (sans mesures de débits ou avec des mesures inadaptées ou insuffisantes). Selon le Ministère de l'Ecologie (2011), en France, seulement 17% de cours d'eau de plus de 1 mètre de largeur est surveillé (sur un total de 120 000 km de cours d'eau).
- Le temps de réponse de ces petits bassins (c'est-à-dire, le temps nécessaire pour que la pluie arrive à l'exutoire du bassin versant) est très rapide, laissant très peu de temps pour avertir les services de secours. Ceci souligne la nécessité d'avoir un système de prévision de crue réactif et adapté aux crues rapides (Kim et Choi, 2012 ; Modrick et Georgakakos, 2015).
- Les crues soudaines sont principalement occasionnées par des événements d'origine convective, générant des orages très localisés. Ce type d'orages est caractérisé par une variabilité très forte dans le temps et dans le espace (Ramos *et al.*, 2005; Creutin *et al.*, 2009). Or, ces phénomènes restent difficiles à prévoir par les modèles numériques de prévision (Ravazzani *et al.*, 2016 ; Liguori et Rico-Ramirez, 2012) en raison de leur résolution trop faible, même si de réels progrès ont été effectués ces dernières années avec les modèles dits à « haute résolution » (par exemple en France avec le modèle AROME).
- Enfin, une dernière difficulté, soulignée par (Creutin *et al.*, 2013 ; Ruin *et al.*, 2014) est liée à la gestion de crise en elle-même et aux comportements des populations. Savoir comment avertir la population et communiquer les alertes d'inondation efficacement est crucial pour réduire les dommages socio-économiques.

Les incertitudes de la prévision de crues

Comme l'on noté Zappa *et al.* (2011), les alertes fournies par un système de prévision sont forcément incertaines. Différentes sources d'incertitudes peuvent être identifiées :

- **Incertitudes sur les données d'entrée,** qu'elles soient observées (pluie et débit) ou prévues (pluie) ;
- **Incertitudes liées à la modélisation hydrologique**, à la structure et à la paramétrisation des modèles ; davantage importante quand il s'agit d'utiliser le modèle sur des bassins peu ou non-jaugés ;
- **Incertitudes sur l'efficacité de l'alerte**, liée au niveau du seuil critique à fixer, à partir duquel une inondation peut se produire, ce qui dépend de la configuration des cours d'eau et des dégâts qui peuvent être occasionnés par les inondations.

La prise en compte des incertitudes dans la prévision hydrologique permet d'éviter une fausse image de certitude de la prévision finale (Krzysztofowicz, 2001). Connaitre le degré d'incertitude d'une prévision permet aux décideurs de prendre une décision fondée sur la probabilité d'occurrence des événements à risque (Ramos *et al.*, 2010). Pour être utile à la prise de décision, un système de prévision doit être capable de quantifier l'incertitude prédictive totale, et fournir ainsi des prévisions précises et fiables (Lamond *et al.*, 2011). L'incertitude prédictive totale permet d'estimer la probabilité d'occurrence d'un événement dans le futur, en prenant en compte les principales sources d'incertitudes présentes dans le système de prévision (Coccia et Todini, 2011). Les prévisions émises doivent être de bonne qualité et le système de prévision doit inspirer la confiance des utilisateurs.

Dans le domaine de la prévision hydrométéorologique, la prévision d'ensemble est devenue une approche courante pour quantifier l'incertitude de prévision et offrir plusieurs scénarios possibles de l'évolution des débits futurs (Cloke et Pappenberger, 2009). De manière générale, les scenarios de prévision de débits sont obtenus sur la base de scenarios de forçage (prévision météorologique d'ensemble), de perturbations des états initiaux et/ou de paramètres des modèles, ou encore à l'aide de techniques spécifiques d'assimilation de données et post-traitement statistique à l'aide des erreurs de calage (Thiboult *et al.*, 2016). La prévision hydrologique d'ensemble est considérée dans plusieurs systèmes opérationnels aujourd'hui, comme par exemple, dans le système européen EFAS « European Flood Awareness System », (Thielen *et al.*, 2009), développé à l'échelle de l'Europe pour couvrir les échéances de prévision allant de 3 à 15 jours. En France, la chaine de prévision SIM-EPS (Rousset-Regimbeau *et al.*, 2007) développée par Météo-France et dont les sorties graphiques sont mises à disposition du SCHAPI utilise la suite de modélisation SAFRAN-ISBA-MODCOU et les prévisions météorologiques d'ensemble (EPS) du CEPMMT (Centre européen pour les prévisions météorologiques à moyen terme). Des recherches sur l'application de la prévision d'ensemble à courte échéance du modèle météorologique ARPEGE (PEARP) dans les modèles de prévision hydrologique utilisés par les SPCs ont été menées, mais à ce jour la mise en place opérationnelle n'a pas encore été faite (Thirel *et al.*, 2008 ; Randrianasolo *et al.*, 2010)

Dans la majorité des cas, les systèmes basés sur la prévision météorologique d'ensemble ont été développés pour la prévision à moyenne échéance (quelques jours d'avance), et

fonctionnent au pas de temps journalier et sur de grands bassins versants (par exemple, sur des bassins transfrontaliers pour le système EFAS). Dans ce cadre, ces systèmes restent peu adaptés pour la prévision à très courte échéance (quelques heures d'avance) des crues soudaines, où des échelles spatio-temporelles plus fines sont requises pour anticiper les événements potentiellement dangereux.

Fondamentalement, les approches les plus couramment utilisées pour la prévision immédiate des crues (entre 0 et 6 heures d'échéance) s'appuient sur l'observation radar pour générer les prévisions. Parfois, un modèle numérique de prévision du temps à haute résolution est également utilisé (Hapuarachchi *et al.*, 2011 ; Collier, 2007) mais de manière générale, l'exploitation opérationnelle en mode probabiliste ou prévision d'ensemble de ces modèles numériques reste délicate étant donné les temps de calcul associés. La mise en place d'une prévision immédiate avec prise en compte des incertitudes reste donc un sujet de recherche pour les communautés scientifique et opérationnelle en prévision hydrométéorologique, notamment en lien avec l'exploitation de l'information disponible des observations de pluie en temps réel pour la communication du risque de crues soudaines.

Le système d'alerte aux crues AIGA

En France, plusieurs dispositifs ont été développés pour répondre aux défis soulevés par les crues soudaines, notamment dans les bassins non-jaugés de la région méditerranéenne. La méthode AIGA - Adaptation d'Information Géographique pour l'Alerte en Crue (Javelle *et al.*, 2016 ; Javelle *et al.*, 2014 ; Defrance, 2014), développée dans le cadre d'une collaboration entre Irstea (Aix-en-Provence) et Météo-France, en est un exemple. AIGA permet d'estimer le débit d'un cours d'eau à partir des données de pluie, issues des radars météorologiques. Les débits calculés sont comparés à des débits de référence relatifs à différentes périodes de retour de 2, 10 ou 50 ans qui ont été définies à partir des quantiles de crues obtenus à l'aide d'un rejeu continu d'événements. La méthode présente les alertes aux crues de façon déterministe, à partir d'une carte qui affiche les cours d'eau selon un code couleurs qui reflète le degré de rareté de la crue estimée.

AIGA est actuellement utilisé en opérationnel dans la plateforme du projet RHYTMME (Risques Hydrométéorologiques en Territoires de Montagnes et Méditerranéens), dans lequel s'insère le travail de cette thèse. Ce projet vise à mettre en place une plateforme d'anticipation « multi-risques » en zone de montagne (Alpes du Sud), exploitant l'information fournie par des radar météorologiques bande X implémentés dans les Alpes du Sud (Mériaux *et al.*, 2011). AIGA est également la méthode qui sera mise en œuvre par le SCHAPI à l'échelle nationale, dans le cadre de son futur service d'avertissement des crues soudaines (Vigicrue-flash), prévu pour début de l'année 2017.

La méthode AIGA a démontré son efficacité dans plusieurs retours d'expérience (Javelle *et al.*, 2014), mais aujourd'hui elle connait également plusieurs limites :

- la méthode n'utilisant pas une prévision de pluie, le délai d'anticipation est simplement lié au temps de transfert au sein du bassin versant. Ce délai est donc court pour les petits bassins à réponse rapide ;

- la méthode a été construite de manière à fournir une alerte déterministe : elle ne tient pas compte des incertitudes présentes dans les estimations de débits. La probabilité d'occurrence d'un événement de crue n'est donc pas quantifiée. Cela reste pourtant une information utile pour aider la prise de décision des gestionnaires en situation de crise ;
- enfin, une dernière limite (mais qui ne sera pas abordée dans cette thèse) est liée au fait que la méthode actuelle ne caractérise que l'aléa, et ne tient pas compte de la vulnérabilité des zones exposées. Ainsi, elle ne peut pas aujourd'hui prédire les conséquences de la crue en cours, c'est-à-dire le niveau de dommage à attendre.

Les objectifs de la thèse

En lien avec le contexte évoqué ci-dessus, et notamment les besoins d'améliorations de la méthode AIGA, les objectifs de cette thèse sont les suivants :

- développer une méthode qui puisse simuler des champs de pluies et construire un ensemble de scenarios possibles fiables à l'aide de l'information radar et pluviométrique du réseau au sol ;
- adapter cette méthode pour prévoir les pluies futures et l'intégrer à la méthode AIGA afin de mieux anticiper les alertes hydrologiques générées ;
- proposer des cartes de risque de crue, donc des informations spatialisées et probabilisées, basées sur les ensembles de débits prévus générées.

Différents types d'approches peuvent être considérés pour la génération de scenarios de pluie. Dans cette thèse, nous nous intéresserons aux possibilités offertes par la simulation conditionnelle géostatistique. En particulier, nous explorerons le potentiel de la méthode SAMPO-TBM, développé à Irstea Lyon depuis une dizaine d'années et qui sera présentée dans la suite du mémoire, à intégrer les développements que nous proposerons pour répondre à nos objectifs.

A la vue de nos objectifs et choix méthodologiques, trois défis sont apparus, qui peuvent être résumés par les questions scientifiques suivantes :

- **Défi 1** : La technique de simulation conditionnelle proposée par la géostatistique permet-elle de générer, avec une bonne précision et fiabilité, un ensemble de champs de pluie alternatifs autour d'un champ de pluie observé ?
- **Défi 2** : La simulation géostatistique peut-elle bénéficier de l'information contenue dans les dernières images radar et mesures aux pluviomètres observées au cours d'un événement pour fournir une prévision d'ensemble de bonne qualité ? Jusqu'à quelle échéance un tel système de prévision présente-t-il une bonne performance ?
- **Défi 3** : A partir des prévisions d'ensemble de pluie générées, comment produire des cartes probabilisées du risque de crue ? Pouvons-nous évaluer ces cartes dans le cas des bassins non-jaugés, à partir des débits simulés et de données qualitatives de dégâts ?

Organisation du manuscrit

Ce mémoire est composé de huit chapitres, précédés par ce Chapitre d'introduction et suivis par un Chapitre de conclusions et perspectives.

Le **Chapitre 1** s'intéresse à rappeler les principaux types de mesures de pluie et leurs sources d'incertitudes. De plus, ce Chapitre présente les méthodes développées ces dernières années afin de prendre en compte ces incertitudes, et récapitule comment ces informations peuvent être utilisées pour développer des méthodes dédiées à la prévision immédiate.

Le **Chapitre 2** présente le générateur de pluie qui est à la base de cette thèse. Nous présentons également les modifications méthodologiques qui ont été apportées à l'outil existant afin de développer la méthode de génération de champs de pluie. Comme nous le verrons, notre méthode propose de combiner l'information sur la structure spatio-temporelle des champs fournie par les images radars avec les intensités de pluie mesurées par les pluviomètres au sol.

Le **Chapitre 3** est dédié à la présentation de la méthode d'évaluation utilisée dans cette thèse. Nous présentons les critères de qualité considérés pour évaluer les différentes approches développées, ainsi que les scores choisis pour les quantifier. Ceux-ci concernent l'évaluation de la précision, la fiabilité et la capacité de détection des événements forts des ensembles de pluie simulés et prévus.

Le **Chapitre 4** est consacré à la description de la zone d'étude et des données utilisées. Nous y présentons également la sélection d'événements pluvieux sur la zone d'étude et leurs caractéristiques principales.

Le **Chapitre 5** présente l'analyse des ensembles de pluie simulés à partir de la méthode mise en place dans cette thèse. La technique de validation croisée y est utilisée, en considérant les scores choisis pour évaluer les critères de qualité souhaités.

Le **Chapitre 6** focalise sur la prévision d'ensemble immédiate. Nous présentons la démarche adoptée pour mettre en place la prévision immédiate à partir du générateur de champs de pluie évalué dans le Chapitre 5. Nous présentons deux techniques différentes d'estimation des paramètres du générateur de pluie. Les critères de qualités choisis dans le Chapitre 3 sont appliqués ici et les prévisions sont comparées aux prévisions issues de la méthode de prévision naïve par persistance.

Le **Chapitre 7** propose des améliorations à la prévision immédiate de pluies obtenue au Chapitre précédent. Ces améliorations concernent un meilleur ajustement de certains paramètres ainsi que la mise en œuvre d'une correction des sorties du générateur géostatistique.

Le **Chapitre 8** présente une application aux prévisions de débit, en utilisant la meilleure prévision de pluie obtenue dans les chapitres précédents et le système d'alerte aux crues AIGA. Nous proposons ici la visualisation du risque de crue fourni par AIGA sous forme de cartes probabilistes. Ces cartes sont comparées aux informations qualitatives de dégâts enregistrés lors de l'événement du 3 au 7 novembre 2011.

Enfin, le **dernier Chapitre** de ce mémoire est dédié à résumer les principales conclusions obtenues au cours de cette thèse et à présenter quelques pistes qui émergent comme perspectives de ce travail de recherche.

1

L’aléa pluviométrique pour la prévision immédiate

1.1. Introduction

Les systèmes de prévisions des crues soudaines doivent pouvoir déposer de pluie rapide, précise et avec une haute résolution. Ces systèmes doivent s'appuyer fortement sur les prévisions immédiates caractérisées par des échéances très courtes (de 0 à 6 heures, selon World Meteorological Organization, 2016) et qui sont souvent réalisées à partir de l'advection des données observées, comme l'information radar et les pluviomètres, ou par les modèles numériques de prévision du temps à haute résolution (Collier, 2007 ; Sene, 2010 ; Hapuarachchi *et al.*, 2011).

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à présenter l'aléa pluviométrique pour la prévision immédiate et quelques aspects d'intérêt particulier pour cette thèse, comme : la caractérisation de l'information pluviométrique, les incertitudes liées à la pluviométrie, la génération de l'information pluviométrique spatialisée, les méthodes de génération stochastique de champs de pluie pour en caractériser l'incertitude et, enfin, les méthodes les plus répandues pour la prévision immédiate.

1.2. L'estimation de la pluie

Actuellement, les données de précipitations utilisées en entrée dans la modélisation hydrologique et dans les systèmes de prévision et alerte aux inondations sont généralement mesurées par des pluviomètres ou obtenues à partir des radars météorologiques.

1.2.1. Estimation par les pluviomètres

Les pluviomètres sont des instruments qui mesurent de façon directe et ponctuelle la pluie au sol. Le principe est d'enregistrer la quantité de pluie tombée soit dans un réceptacle de stockage, soit dans un dispositif d'enregistrement continu. Les pluviomètres ont une surface réceptrice de 400 cm^2, et un diamètre de 225 mm, tel que le modèle de pluviomètre SPIEA (Meteo-France, 2016a).

L'emplacement du pluviomètre joue un rôle très important dans la qualité des données. En France, les pluviomètres munis d'un dispositif d'enregistrement continu (appelés aussi pluviographes) sont souvent du type auget-basculeur (Figure 1). Ils sont généralement connectés à une station de télétransmission de données.

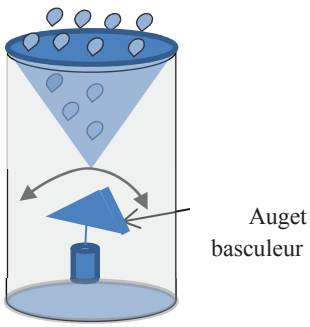


Figure 1. Schema illustratif d'un pluviomètre à auget basculeur.

Les pluviomètres fournissent des mesures de pluie qui ponctuellement présentent une bonne précision en termes de quantité de pluie au sol, mais qui, en revanche, ne représentent qu'une zone restreinte autour du pluviomètre. Si on considère un réseau de pluviomètres, la répartition spatiale de la pluie n'est donc que partiellement connue, puisqu'entre deux pluviomètres il n'y a pas d'information collectée. Cette incertitude grandit, à mesure que la densité du réseau pluviométrique diminue (par exemple en zone de montagne), ou que l'événement pluvieux se produit sur une petite échelle, comme c'est le cas pour les phénomènes convectifs très localisés et souvent générateurs de crues soudaines. D'autre part, même au droit des pluviomètres, des erreurs de mesures existent, en raison de la présence de vents forts, du colmatage ou encombrement (poussière, feuilles) du cône récepteur, du blocage des capteurs ou de l'évapotranspiration de l'eau dans le réservoir du pluviomètre (Leroy, 2000 ; Ciach, 2003 ; Pauthier *et al.*, 2014).

1.2.2. **Estimation par les radars météorologiques**

Contrairement aux pluviomètres, le radar météorologique mesure la pluie sur l'ensemble d'une zone géographique et de façon indirecte. Une onde électromagnétique est diffusée par le radar, puis réfléchie par les gouttes d'eau, comme illustré sur la Figure 2 (Meteo-France, 2016b ; Meteo-France, 2016a ; Diss *et al.*, 2009). L'intensité pluviométrique est alors déduite de la mesure de l'intensité de l'onde réfléchie, à savoir la réflectivité. Pour pouvoir estimer la quantité de pluie sur sa zone de couverture, le radar fait des tours continus d'horizon à une vitesse déterminée et à divers angles d'élévation (Tabary, 2007).

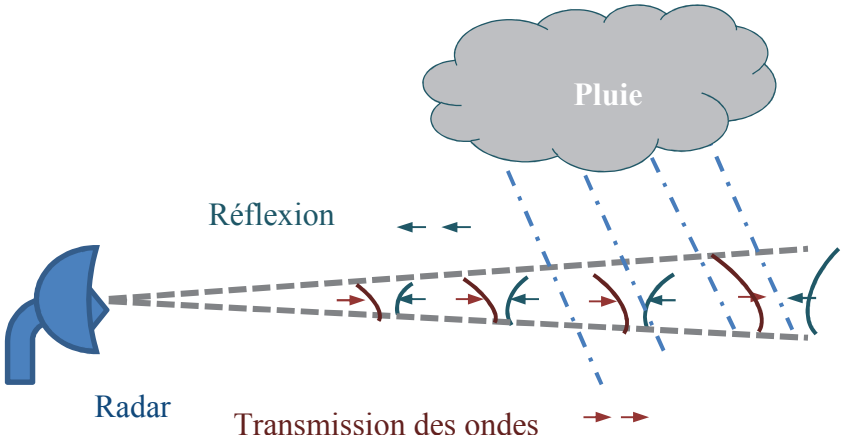


Figure 2. Schéma illustratif du fonctionnement d'un radar météorologique.

Les radars peuvent être classés selon leur longueur d'onde et le rayon de la zone couverte (Tableau 1). Ces caractéristiques sont importantes pour connaître leur domaine d'utilisation. Chaque type de radar est adapté pour des situations différentes. Les radars de bande C sont plus adaptés pour l'estimation de la pluie stratiforme (grande échelle, condensation de l'humidité de façon homogène ; Parent du Chatelet, 2003). Les radars de bande S sont plus utilisés pour l'estimation des pluies intenses (Tao et Barros, 2013). Finalement, grâce à leur taille réduite, les radars en bande X sont plus adaptés pour les zones difficiles d'accès, comme les zones montagneuses, où les zones avec beaucoup d'obstacles, comme les zones urbaines.

Ils sont également particulièrement adaptés à l'estimation de fortes intensités de pluie (Diss *et al.*, 2009). En revanche, leur rayon d'action est plus restreint.

Les radars les plus récents disposent de la technologie Doppler. Ils sont caractérisés par un faisceau de polarisation vertical et horizontal (double polarisation). En plus de mesurer la réflectivité, ils obtiennent des informations sur le vent dans la zone, comme sa vitesse et sa direction. La double polarisation permet également de distinguer les différents types de précipitation, comme la pluie (précipitation liquide), la neige ou la grêle (Collier, 2007 ; Berne et Krajewski, 2013).

Tableau 1. Types de radar selon la longueur d'onde et le rayon (Diss *et al.*, 2009)

Type de Radar	Longueur d'onde	Rayon
Bande C	5 cm	De 100 à 200 km
Bande S	10 cm	De 100 à 200 km
Bande X	3 cm	De 60 à 80 km

Malgré le développement d'algorithmes de correction pour améliorer l'estimation de la pluie radar (Tabary, 2007), la mesure radar reste complexe et des limites sont identifiées. Ainsi, trois principales sources d'incertitudes liées aux radars météorologiques peuvent être citées :

- erreurs de mesure liées à la propagation du faisceau : blocage par des masques, réflexion anormale, écho fixes (par exemple liés à la présence d'éoliennes);
- erreurs de mesure liées à l'atténuation du faisceau au-delà d'une certaine distance ;
- erreurs de mesure liées aux limites de la loi Z-R (relation entre la réflectivité Z mesurée et la pluie R précipitée au sol) qui dépend du type de précipitation (pluie convective ou stratiforme, neige, grêle).

Ainsi, en comparaison aux pluviomètres, les radars fournissent une meilleure information sur la variabilité spatiale et temporelle de la pluie (Fukao et Hamazu, 2014). En revanche, les pluviomètres fournissant une mesure directe sont plus précis ponctuellement. Afin d'améliorer l'estimation des champs de précipitation, les mesures effectuées par ces deux sources de mesure peuvent être combinées, afin de mieux se servir des avantages de chaque type de mesure. Cet aspect est présenté dans la section suivante.

1.2.3. **Fusion de l'information fournie par les pluviomètres et les radars**

Selon Velasco-Forero *et al. (*2009), la fusion des données radar et des pluviomètres est essentielle pour plusieurs applications hydrométéorologiques. Par exemple, elle est essentielle pour la prévision immédiate des pluies, principalement quand il s'agit de prévoir sur un domaine à petite échelle. Un autre domaine d'application est celui de la réanalyse des pluies observées. Une telle fusion permet de disposer de longues séries de qualité, à haute résolution spatiale et temporelle, qui peuvent être utiles à des études hydrologiques diverses. Par

exemple, Lobligeois *et al.* (2014), ont utilisé une ré-analyse radar COMEPHORE fournie par Météo-France (10 années de données sur la France au pas de temps horaire et à la résolution spatiale de 1 km, entre 1997 et 2006) pour évaluer l'impact de la variabilité spatiale des pluies sur les simulations hydrologiques d'un modèle conceptuel à l'échelle du bassin versant.

La fusion des données pluviomètriques et radar est souvent réalisée à l'aide de méthodes géostatisques, qui permettent de générer un champ pluviométrique spatialisé (Velasco-Forero *et al.,* 2009 ; Delrieu *et al.*, 2014 ; Pauthier *et al.*, 2015). La géostatistique concerne l'étude des variables aléatoires spatialement dépendantes (variables régionalisées).

Le krigeage est une technique géostatistique d'estimation linéaire, souvent utilisée pour interpoler une variable régionalisée en considérant son espérance mathématique et la minimisation de la variance des erreurs. Elle fournit ainsi le meilleur estimateur linéaire non-biaisé. Elle permet de prendre en compte la dépendance spatiale entre les observations, telle que révélée par le variogramme, qui illustre la corrélation spatiale des points d'échantillonnage en fonction de la distance entre les points et, si pertinent, d'une direction de corrélation dans l'espace (Isaaks et Srivastava, 1989).

Différentes techniques de krigeage sont utilisées pour pouvoir trouver le meilleur estimateur d'une variable. Le krigeage ordinaire est associé à l'acronyme BLUP, qui, en anglais, signifie « meilleur prédicteur linéaire sans biais » (Cressie, 1993). Cette technique a pour but de fournir une estimation locale la plus précise possible de la variable à régionaliser en utilisant une combinaison linéaire des données observées.

Le krigeage avec dérive externe et le cokrigeage sont des techniques géostatistiques d'interpolation alternatives au krigeage ordinaire. Ces techniques utilisent des informations secondaires pour améliorer l'interpolation envisagée (Goovaerts, 1997). Le krigeage avec dérive externe suppose de connaître la dérive (ou tendance) de la variable sur la zone d'étude, souvent à l'aide d'une variable secondaire. Le co-krigege repose sur une relation existante entre la variable d'étude et une variable secondaire. Les données secondaires sont ainsi considérées comme une variable aléatoire influençant directement la variable régionalisée.

Dans la littérature, plusieurs études se sont intéressées à la technique de krigeage pour combiner les données radar et pluviométriques afin de fournir un champ de pluie spatialisée. Nous pouvons citer comme exemple les études faites par Schuurmans *et al.* (2007) , Schumacher et Johnson (2005), Delrieu *et al.* (2014) et Pauthier *et al.* (2015). Schuurmans *et al.* (2007), par exemple, ont comparé trois méthodes de krigeage : krigeage ordinaire (KO), krigeage avec dérive externe (KED) et cokrigeage. Ils ont utilisé les données journalières de pluviomètres et de radar localisés dans la région centrale des Pays-Bas. (Velasco-Forero *et al.*, 2009) ont également comparé différentes méthodes d'interpolation par krigeage, mais cette fois-ci l'application a concerné quelques événements de pluie localisés en Espagne, dans la région de la Catalogne. Delrieu *et al.* (2014), à leur tour, ont comparé la performance des méthodes KED et KO sur les événements extrêmes enregistrés en 2008 dans la région Cévennes-Vivarais, en France. Ces différentes études montrent clairement que l'ajout de l'information fournie par le radar (soit via le krigeage KED, soit via le co-krigeage) améliore nettement le krigeage ordinaire, effectué uniquement à l'aide des valeurs ponctuelles des pluviomètres. Pour cette raison, Météo-France utilise le krigeage KED dans son produit

opérationnel ANTILOPE (grilles horaires de pluie à une résolution de 1 km^2 combinant l'information radar et des données pluviométriques (Pauthier *et al.*, 2015).

Sinclair et Pegram (2005) ont fusionné les données radar et pluviométriques en utilisant le krigeage ordinaire et une méthode de conditionnement. Les valeurs de la donnée radar localisées sur les points des pluviomètres sont tout d'abord interpolées par krigeage ordinaire et une grille d'écarts est calculée à partir de la différence entre cette interpolation et les valeurs de la grille radar initiale. Ensuite, cette grille d'écarts est ajoutée à l'interpolation par krigeage ordinaire des pluviomètres. Ainsi, par construction, aux pixels où se trouve un pluviomètre, le krigeage des pluviomètres n'est pas corrigé (écart nul dans la grille des écarts entre radar interpolé et radar initial), alors que ce n'est pas le cas aux autres pixels. Une expérience avec des données synthétiques a été réalisée pour tester l'efficacité de la technique. Une séquence de 1000 champs a ainsi été générée (grilles de 128 x 128 pixels, avec chaque pixel représentant une zone de 1 km^2). Les champs de précipitations simulés ont été traités comme étant des «vraies» précipitations. Des mesures virtuelles « radar », ont été construites en ajoutant une erreur systématique aux champs simulés (même biais et écart- type). De même des mesures virtuelles « pluviomètres », ont été obtenues en échantillonnant les champs simulés en 86 points aléatoires. Les résultats ont montré que cette technique de conditionnement conduisait à de plus faibles erreurs d'estimation des champs simulés, en comparaison avec les erreurs relatives au krigeage des pluviomètres « virtuels», et celles introduites pour générer la mesure « radar ».

Berndt *et al.* (2014) ont utilisé la méthode développée par (Sinclair et Pegram, 2005) pour comparer son efficacité avec le krigeage à dérive externe. Cette étude analyse la performance de la fusion des données de radar et de pluviomètres pour différentes résolutions temporelles et densités de réseau pluviométrique (sept résolutions temporelles différentes de 10 min à 6 h et cinq scénarios de densité de réseau pluviométrique). L'étude a été réalisée dans le nord de l'Allemagne en considérant plus de trois années de données. Les résultats ont montré que la technique développée par (Sinclair et Pegram, 2005) fournit des champs de pluie plus précis que le champ interpolé par krigeage à dérive externe. Selon les auteurs, le krigeage KED semble être plus sensible à la qualité des données radar.

Même si les techniques basées sur le krigeage permettent d'obtenir une carte des résidus d'interpolation (erreur de krigeage), qui traduit l'incertitude du résultat, cette technique ne permet au final que d'obtenir un seul champ : le meilleur estimateur. Il n'est donc pas possible d'étudier la propagation de ces incertitudes dans un modèle pluie-débit. Une manière de prendre en compte les incertitudes concerne la génération stochastique de champs de pluie (Wilks, 2010 ; Sun et Stein, 2015).

1.3. Estimation des incertitudes par simulation géostatistique

La génération stochastique consiste à reproduire les propriétés des distributions statistiques des variables. Cette technique trace l'évolution des variables qui peuvent changer stochastiquement (aléatoirement) avec certaines probabilités. Parmi les méthodes de génération stochastique de champs de pluie que nous retrouvons dans la littérature, les méthodes géostatistiques de simulation (libre ou conditionnelle), basées sur les fonctions de covariance, ressortent.

Les simulations géostatistiques permettent une quantification fiable des incertitudes liées à l'estimation d'une variable régionalisée. Ces méthodes reproduisent la variabilité spatiale de la variable régionalisée en respectant ses caractéristiques statistiques (ex., moyenne et écart-type). Dans le cas de la simulation conditionnelle, elles permettent également de reconstituer les valeurs connues sur les points de mesures utilisés pour le conditionnement : en ces points, la valeur simulée est égale à la valeur observée. Généralement, les champs issues des simulations géostatistiques sont moins lisses que ceux obtenus à partir des méthodes d'interpolation par krigeage (Journel, 1974 ; Isaaks et Srivastava, 1989). La simulation présente aussi l'avantage de fournir plusieurs valeurs possibles de la variable aléatoire qui représentent les incertitudes autour des points ou régions où on ne dispose pas de mesure.

1.3.1. Exemples de méthodes

Cette section présente différents exemples de méthodes de génération stochastique de champs de pluie utilisant la simulation géostatistiques. Le premier exemple, la méthode REAL, consiste en une modélisation de l'erreur d'estimation, alors que les exemples suivants cherchent à reproduire les caractéristiques du champ pluvieux lui-même, en y associant des notions telles que la vitesse et la direction de propagation des cellules pluvieuses.

- **La méthode REAL**

La méthode REAL a été proposée par Germann *et al.* (2009). Cette méthode consiste à construire un modèle d'erreur spatio-temporel en étudiant les différences observées entre les valeurs aux pluviomètres et les valeurs fournies par le radar sur le pixel correspondant. A chaque pas de temps, plusieurs champs d'erreurs sont alors générés aléatoirement par la méthode et ajoutés au champ radar, de manière à obtenir un ensemble de pluies radar.

L'approche a été appliquée dans un bassin versant en Suisse. L'étude a présenté des résultats performants liés à la mesure des incertitudes de la pluie et sa propagation dans un modèle hydrologique. Les résultats de cette étude ont montré que l'ensemble de pluie généré a présenté une bonne précision, sans biais et sous-estimation des incertitudes.

- **Le modèle STREAP**

Paschalis *et al.* (2013) a proposé le modèle STREAP (« Space-Time Realizations of Areal Precipitation »), qui est structuré en trois étapes. Dans la première étape, le processus d'arrivée de l'événement pluvieux est décrit à partir d'une séquence temporelle des périodes sèches et humides dans la région d'intérêt. La deuxième étape consiste à décrire l'évolution

temporelle de l'intensité de la pluie et de la zone humide de l'événement pluvieux. Celles-ci sont estimées à partir de la méthode T-copule multidimensionnelle, qui est définie par une distribution uniforme multivariée qui vérifie la dépendance entre des nombreuses variables (Schölzel et Friederichs, 2008). La troisième étape concerne la corrélation spatio-temporelle, où une vitesse et une direction du vent sont estimées.

La méthode a été appliquée dans le sud des Alpes, à la frotière entre la Suisse et l'Italie, en utilisant 7 années de données (2004 à 2010), avec une résolution temporelle variant entre 10 minutes et 24 heures. Les résultats montrent que STREAP reproduit bien les caractéristiques structurelles et statistiques de la donnée radar. La corrélation temporelle de la pluie est bien conservée à des basses résolutions, mais légèrement surestimée à haute résolution.

- **L'approche SAMPO-TBM**

Leblois and Creutin (2013) ont proposé une adaptation de la méthode géostatistique de bandes tournantes en 3D (Isaaks et Srivastava, 1989 ; Bras et Rodriguez-Iturbe, 1993) pour générer des champs de pluie : l'approche SAMPO TBM. Cette méthode avait déjà été initiée pour générer des champs de pluie indépendants (sans corrélation temporelle) pour l'analyse de pluies extrêmes (Ramos *et al.*, 2006). Dans Creutin et Leblois (2013) la méthode a été développée davantage, notamment pour prendre en compte la corrélation temporelle dans les simulations. La méthode dépend de paramètres qui décrivent la distribution de la pluie, comme la moyenne, l'écart-type et les propriétés spatio-temporelles des champs observés de pluie (variogramme spatio-temporelle).

Creutin et Leblois (2013) ont appliqué la méthode sur un cas d'étude à Nantes, en France. Les résultats ont montré que cette technique est capable de générer des scenarios de pluie qui ont les mêmes caractéristiques que la donnée radar utilisée pour estimer les paramètres du générateur. Renard *et al.* (2011) utilisent cette même méthode également pour générer des champs de pluie, mais cette fois-ci en considérant une simulation conditionnelle appliquée à des pluviomètres uniquement. Dans ce cadre, par rapport à un krigeage ordinaire des pluviomètres, la méthode permet d'obtenir non pas un champ interpolé, mais un ensemble de champs possibles, possédant tous les mêmes caractéristiques spatio-temporelles, et dont les valeurs au point des pluviomètres reproduisent l'observation. La méthode a été appliquée dans la région Rhône-Alpes en France. Les résultats ont montré que la technique développée est capable de fournir des estimations de pluie fiables et précises. Il est à noter que jusqu'à présent, la méthode n'a pas été utilisée pour combiner les données radar et pluviomètres, mais uniquement avec l'un ou l'autre type de données. Nous reviendrons sur ce point dans la suite de ce chapitre.

- **Méthode de Rakovec *et al.* (2012)**

Rakovec *et al*. (2012) présentent une méthode de simulation séquentielle gaussienne conditionnée avec les pluviomètres. Deux étapes sont distinguées. D'abord à chaque pas de temps, plusieurs réalisations 2D sont simulées, indépendantes dans le temps mais toutes conditionnées aux points de pluviomètres (en fonction du variogramme spatial défini). Ensuite différents champs sont resimulés mais cette fois ci liés dans le temps (simulation 1D)

en faisant un conditionnement supplémentaire à l'aide des précipitations déjà simulées à l'étape précédente. La méthode est développée sur des événements synthétiques (cellules pluvieuses elliptiques créées aléatoirement) et ensuite appliquée sur trois événements, entre 2002 et 2003, localisés dans les bassins versants en Belgique. La corrélation temporelle des champs a montré une bonne similarité aux données pluviométriques, cependant, cette cohérence réduit avec l'augmentation de la surface des bassins considérés. Il est intéressant de voir que cette méthode présente des similarités avec la méthode SAMPO-TBM appliquée par Renard *et al.* (2011), sauf qu'ici le spatial et le temporelle sont traités indépendamment (simulation 2D puis 1D), alors quand SAMPO-TBM on effectue directement une simulation 3D.

1.3.2. **Synthèse**

En résumé, nous avons vu que le krigeage permet de combiner les mesures radars avec les mesures de pluviomètres, comme c'est le cas du krigeage à dérive externe. Cependant, ces techniques ont la tendance de lisser la variabilité de la pluie et elles génèrent seulement un champ de pluie. Afin de prendre en compte les incertitudes de la pluie, plusieurs approches utilisent des techniques de génération stochastique à partir de la simulation géostatistique. Ces techniques permettent de disposer d'un ensemble de scenarios qui peuvent ensuite être utilisés dans la modélisation hydrologique. En effet, l'intérêt de ces méthodes est que les incertitudes liées à la pluie peuvent être facilement propagées dans un modèle hydrologique en effectuant un ensemble de simulations à partir des différents champs pluviométriques générés.

Il est également intéressant de noter que de nombreux auteurs s'accordent sur l'intérêt des méthodes probabilistes d'une part, et sur l'intérêt de combiner les radar et les pluviomètres d'autre part. Cependant, des méthodes qui sont à la fois probabilistes et combinent les données radar et aux pluviomètres semblent rares. En effet, à part la méthode REAL les autres méthodes que nous avons présentées utilisent soit le radar, soit les pluviomètres, mais pas les deux simultanément.

1.4. Les méthodes pour la prévision immédiate des pluies

Selon l'OMM (Organisation météorologique mondiale), la prévision immédiate est une prévision à très court terme, sur les prochaines minutes et jusqu'aux prochaines six heures (World Meteorological Organization, 2016). Historiquement, la prévision immédiate utilise l'information fournie par les radars météorologiques, combinée au non à l'information pluviométrique au sol obtenue en temps réel, pour suivre le déplacement des cellules pluvieuses et pour estimer leur intensité dans les heures qui suivent. Avec les progrès accomplis ces dernières années par les modèles numériques de prévision du temps pour la courte échéance (échéances jusqu'à 3 à 5 jours selon les modèles), de nouvelles perspectives sont apparues consistant à assimiler l'information observée par les radars dans ces modèles à haute résolution. Ces techniques d'assimilation permettent de prévoir à des horizons plus lointains que les méthodes purement basées sur le radar, tout en améliorant les prévisions à très court terme des modèles numériques (Collier, 2007 ; Hapuarachchi *et al.*, 2011).

Dans les paragraphes suivants, nous nous attacherons donc à donner quelques exemples :

- de systèmes basés sur la simple advection des dernières images radar observées ;
- de modèles de prévisions numériques du temps à haute résolution assimilant de l'information radar.

Dans les deux cas, ces approches peuvent être déterministes ou probabilistes.

1.4.1. Advection des images radar observées

D'une manière générale, l'advection des images radar est réalisée en extrapolant dans le futur des déplacements observés sur les champs pluvieux passés. Ces déplacements sont caractérisés par une vitesse et une direction et sont calculés à l'aide des images radar observées. Dans certaines méthodes, il est également possible de caractériser l'évolution de l'intensité du champ (augmentation ou diminution).

Deux types de méthodes existent : les méthodes eulériennes, où les caractéristiques (vecteur vitesse et éventuellement intensité pluvieuse) sont relatives à un point fixe de l'espace (l'observateur ne bouge pas et regarde les caractéristiques du champ pluvieux juste au-dessus de lui), et les méthodes lagrangiennes, où ces caractéristiques concernent des cellules pluvieuses individualisées (l'observateur cette fois-ci « suit » une cellule en particulier et observe comment ses caractéristiques varient dans le temps). Dans le second cas, il devient en plus possible de caractériser la forme, la taille et l'intensité de chaque cellule. Souvent, on parle dans la littérature d'extrapolation par persistance eulérienne ou lagrangienne. La persistance eulérienne consiste à prendre comme prévision la dernière image radar observée. La persistance lagrangienne consiste également à conserver la dernière vitesse observée, et la propager dans le futur (Berenguer *et al.,* 2005). Nous présentons dans la suite de ce paragraphe quelques exemples de méthodes d'advection, qui peuvent être déterministes ou probabilistes (par exemple, Seed, 2003 ; Berenguer *et al*., 2005 ; Sokol *et al.*, 2013) ou probabilistes (par exemple, (Berenguer *et al.*, 2011).

Berenguer *et al.* (2005) proposent la méthode S-PROG. Cette technique d'extrapolation déterministe décompose le champ de pluie en des patterns à différentes échelles spatiales pour

estimer le déplacement des nuages de pluie. La méthode a été appliquée sur six événements localisés à Barcelone, en Espagne, pour prévoir des champs de pluie avec une résolution spatiale au pixel de 2 x 2 km et au pas de temps de 60 minutes. Berenguer *et al.* (2005) ont conclu que les résultats obtenus avec S-PROG semblent être un peu meilleurs qu'avec la persistance eulérienne ou lagrangienne.

Sokol *et al.* (2013) présentent la méthode déterministe SAMR. Cette méthode comporte trois étapes : (i) correction des données radar à partir de la comparaison avec les mesures des pluviomètres, (ii) application d'un modele statistique qui definit le type d'advection utilisé (lagrangienne ou eulérienne) et (iii) correction des prévisions à partir de l'application d'un modèle de correction des sorties en fonction des dernières erreurs observées. Les cellules de la grille du modèle SAMR ont été créées en agrégeant 3 par 3 pixels radar. La méthode a été testées en République Tchèque et les résultats ont montré de meilleures perfomances qu'avec la persistance lagrangienne.

Concernant les méthodes d'advection probabilistes, nous pouvons citer la méthode SBMcast développée par Berenguer *et al.* (2011). Cette méthode génère un certain nombre de prévisions compatibles avec les observations radar à partir du modèle « String of Beads » (Pegram et Clothier, 2001). Ce modèle permet de modéliser la structure de corrélation temporelle des zones pluvieuses à partir de deux modèles auto-régressifs, un à l'échelle de l'image radar et l'autre à l'échelle des pixels. Les champs de pluie sont ensuite déplacés en utilisant la méthode lagrangienne. L'étude a été appliquée sur six événements en Espagne, les prévisions ont une résolution spatiale au pixel de 1x1 km et les échéances de prévision vont jusqu'à 2 heures. Les résultats ont montré que SBMcast est capable de décrire les erreurs dans les prévisions immédiates, cependant, de façon générale, ces erreurs sont sous-estimées.

1.4.2. **Les modèles de prévisions numériques assimilant de la donnée radar**

Les systèmes de prévision numérique du temps à haute résolution spatio-temporelle (typiquement 1 à 4 km) visent à modéliser finement la dynamique et la physique de l'atmosphère (notamment les phénomènes de convection) à partir des conditions atmosphériques observées. Un des grands intérêts de ces modèles est que parmi ces observations assimilées, se trouve l'information radar qui permet de fournir une donnée détaillée et spatialement homogène. Pour tenir compte des incertitudes, quelques systèmes produisent des prévisions d'ensemble, générées en considérant, par exemple, des incertitudes dans l'étape d'estimation de l'état initial de l'atmosphère et/ou des composantes stochastiques dans la paramétrisation des modèles. Mais ces systèmes de prévision, qui plus est d'ensemble, à haute résolution et avec des réactualisations fréquentes, engendrent des temps de calcul considérables et parfois incompatibles avec une utilisation en prévision immédiate (Vincendon *et al.*, 2011). Le but de ce paragraphe est de donner quelques illustrations d'utilisation de modèles numériques à haute résolution, pour la prévision immédiate opérationnelle, assimilant de la donnée radar.

Le modèle AROME (Applications de la Recherche à l'Opérationnel à Méso-Echelle) est un exemple de modèle à haute résolution, développé en France par Météo-France (Seity *et al.*, 2010). Celui-ci est constitué par le modèle régional Aladin, qui réalise ses simulations à l'aide du modèle global Arpège. Initialement développé à la résolution de 2,5km, AROME tourne

actuellement en opérationnel avec une résolution de 1,3 km sur toute la France. Des prévisions AROME « moyenne échéance » sont fournies jusqu'à 36 heures d'échéance, mais avec une réactualisation toutes les 6 heures, ce qui ne couvre pas les besoins de la prévision immédiate. Pour cette raison, Météo-France fournit également des prévisions dites « AROME-PI » qui ne vont pas au-delà de 6 heures d'échéance, mais sont réactualisées toutes les heures, toujours à la résolution de 1,3km (Auger *et al.*, 2015). Aussi bien AROME « moyenne échéance » qu'AROME-PI assimilent les données radar pour reproduire le mieux possible le temps présent jusqu'à l'instant initial de prévision. Tous les deux sont également déterministes.

Notons également que même si celui-ci ne s'applique pas encore à la prévision immédiate, Météo-France développe actuellement un système de prévision d'ensemble AROME-PE. Ce système qui sera prochainement opérationnel comprend 12 membres et fournit des prévisions jusqu'à 36 heures d'échéance avec une résolution de 2,5 km. Les conditions aux limites latérales et supérieures sont fournies par les membres sélectionnés de l'ensemble de prévision PEARP (le système global opérationnel de prévision d'ensemble développé par Météo-France sur la base du modèle Arpège, Descamps *et al.* (2015). De manière alternative à AROME-PE très couteux en termes de moyen de calcul, notons également les travaux de Vincendon *et al.* (2011) qui permettent de générer de manière simplifiée des prévisions d'ensemble en appliquant des perturbations aux sorties de AROME, basées sur les erreurs passées.

Au niveau européen, des exemples à peu près similaires à ce qui est développé par Météo-France peuvent également être mentionnés. Par exemple, le modèle numérique COSMO-LEPS (« COSMO Limited-area Ensemble Prediction System » ; Molteni *et al.*, 2001 ; Marsigli *et al.*, 2001 ; Marsigli *et al.*, 2005). Ce système est exploité avec différentes résolutions, de 2 km (COSMO-2) à 7 km (COSMO-7), et produit 16 membres de prévision d'ensemble (scenarios futurs) pour une échéance allant jusqu'à 120 heures avec une fréquence de réactualisation des prévisions de 24 heures. Tout comme AROME-PE, ce système ne s'applique pas à la prévision immédiate. Pour cette raison, Liechti *et al.* (2013) ont développé la méthode REAL-C2, qui combine les observations radar probabilistes générés par la méthode REAL décrite à la section 1.3.2 (Germann *et al.*, 2009), avec les prévisions du système de prévision d'ensemble COSMO-2. A la différence d'AROME-PI de Météo-France, la méthode REAL-C2 génère des prévisions d'ensemble : le système COSMO-2 est initialisé avec 25 conditions initiales différentes dérivées à partir de la méthode REAL. Les prévisions générées ont une résolution spatiale au pixel de 2x2 km. Liechti *et al.* (2013) ont appliqué REAL-C2 à deux épisodes de pluie dans trois bassins versants dans le sud des Alpes suisses, avec un délai de prévision de 24 heures et une nouvelle initialisation du modèle effectuée toutes les trois heures. Les résultats ont montré que la méthode REAL-C2 peut être une solution pour la prévision immédiate des crues soudaines, même si la méthode a présenté une sous-dispersion des membres de l'ensemble.

Enfin un dernier type de méthode mérite d'être mentionnée : celles combinant l'advection radar avec les sorties d'un modèle numérique de prévision. Comme exemple nous pouvons citer la méthode STEPS (Short-Term Ensemble Prediction System) présentée par Bowler *et al.* (2006). Cette méthode a été développée par le *UK Met Office* et le *Australian Bureau of Meteorology*. Elle part du principe que pour les toutes premières échéances (0-2h) les

méthodes d'advection radar présentée au paragraphe 1.4.1 sont meilleures que les sorties des modèles numériques, mais qu'ensuite, les modèles numériques sont plus performants. STEPS combine la méthode d'advection S-PROG avec un modèle de prévision numérique. De plus STEPS est une méthode probabiliste : les sorties du modèle numérique sont désagrégées et perturbées à l'aide d'un modèle d'erreurs (bruit stochastique). Une incertitude est également introduite dans les vitesses et les intensités du modèle d'advection. Au final, la méthode a une résolution de 2 km. Les résultats ont montré que cette technique est capable de générer des prévisions immédiates avec une bonne performance, jusqu'à 6h d'échéance.

1.4.3. **Synthèse**

Le Tableau 2 présente un résumé des méthodes présentées dans ce paragraphe pour la prévision immédiate des pluies. En résumé, nous noterons que les méthodes d'advection des images radar couvrent des horizons de prévision plus courts (typiquement 0-2h) que les modèles numériques. La principale limite de ces méthodes d'advection est qu'elles ne sont souvent pas capables de considérer des changements sur la base d'éléments physiques de l'atmosphère (par exemple création de nouvelles cellules pluvieuses, ou bien changement dans les déplacements ou l'intensité des cellules pluvieuses).

Les modèles de prévision numérique à haute résolution notamment grâce à la prise en compte de phénomènes convectifs permettent quant à eux d'être meilleurs aux échéances de 3-6h. Pour cette raison, certaines méthodes (par exemple STEPS) combinent les prévisions par advection radar et modèles numériques afin d'obtenir les meilleurs résultats sur toutes les échéances de la prévision immédiate (0-6h).

Tableau 2. Résumé des quelques méthodes de prévision immédiate

	Méthode	Résolution spatiale horizontale	Echéance de prévision
Advection de la donnée radar	S-PROG	2 km	10 min à 1h
	SAMR	3km	Jusqu'à 3h
	SBMCast (1)	1 km	Jusqu'à 2h
Prévision numérique assimilant la donnée radar	AROME-PI	1.3 km	Jusqu'à 6h
	REAL-C2 (1)	2 km	Jusqu'à 24h
	STEPS (1, 2)	1 km	Jusqu'à 6h

(1) : méthodes probabilistes ;
(2) : méthode combinant également l'advection radar

1.5. **Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons introduit la mesure de la pluie par les pluviomètres au sol et le radar météorologique, ainsi que leurs principales incertitudes, et nous avons conclu qu'il était préférable de fusionner ces deux données pour en tirer le meilleur parti.

Nous avons ensuite passé en revue différentes méthodes géostatistiques permettant de prendre en compte de l'incertitude des champs de pluie simulés. Dans cette section, la méthode SAMPO-TBM est apparue comme une méthode pertinente pour nos objectifs. Son intérêt est qu'elle permet de simuler directement en 3D (dimensions spatiales et temporelle) les caractéristiques statistiques de la donnée observée et sa structure spatio-temporelle. De plus, elle autorise le conditionnement aux valeurs observées par les pluviomètres dans les simulations.

Nous avons ensuite présenté des méthodes de prévision immédiate des champs de pluie. Deux types d'approche sont apparus, les prévisions faites par l'advection de la pluie radar seule et celles assimilant l'information de la pluie radar dans les modèles numériques de prévision à haute résolution. Nous avons également vu qu'il est possible de combiner ces deux approches comme le fait la méthode STEPS pour tirer avantage des deux sources d'information : l'advection pour mieux caractériser le système en temps présent et sur les toutes premières échéances, et le modèle numérique pour mieux prendre en compte l'évolution de la pluie dans le temps. Cependant, comme nous l'avons noté, les modèles numériques de prévision sont des outils couteux en termes de temps de calcul et de ressources.

Dans la suite de ce travail, nous allons nous intéresser au development d'une méthode de prévision immédiate d'ensemble des pluies, qui puisse tirer le meilleur parti des observations pour proposer une prévision sur les premières échéances. Pour cela, comme nous le verrons, nous avons choisi de nous appuyer sur la méthode SAMPO-TBM. Cette méthode n'a pas encore été utilisée ni pour combiner donnée radar et pluviomètres, ni pour faire de la prévision, mais elle nous semble potentiellement très intéressante. En effet, elle pourrait être un bon compromis entre la simplicité des méthodes d'advection de l'image radar et la complexité des modèles de prévision numérique, en décrivant dans un cadre géostatistique le caractère à la fois spatial et temporel des événements pluvieux.

Ce cadre méthodologique nous parait à même de pouvoir être adapté pour faire de la prévision. De plus, il offre la possibilité de conditionner les simulations avec les valeurs observées des pluviomètres. Cela ouvrirait la perspective de réaliser, en même temps que la prévision, une combinaison entre les caracteristiques statistiques issues de la donnée radar et les valeurs de pluie aux pluviomètres observés. La méthodologie que nous proposons est abordée plus en détail dans le Chapitre suivant, le Chapitre 2.

2

Reconstitution et génération d'événements pluvieux

2.1. Introduction

En géosciences, une grande partie des méthodes de simulation stochastique appartiennent au domaine de la géostatistique. Ces méthodes proposent un cadre mathématique qui permet de simuler une variable régionalisée, variant dans le temps et dans l'espace, tout en respectant la structure spatio-temporelle, la moyenne et l'écart-type estimés à partir des observations disponibles (Matheron, 1965). Les méthodes de simulation cherchent à fournir plusieurs réalisations de la variable aléatoire observée. Elles peuvent être appliquées dans le cadre de la simulation conditionnelle (chaque réalisation est compatible avec les valeurs observées aux points de conditionnement) ou non-conditionnelle (simulation libre). C'est dans le cadre de la simulation géostatistique conditionnelle que se place le choix méthodologique de cette thèse.

Parmi les méthodes de simulation de champs aléatoires, la méthode des bandes tournantes (TBM) se montre particulièrement intéressante, notamment par sa capacité à fournir des simulations multidimensionnelles avec un faible coût de calcul (voir, par exemple, Mellor et Metcalfe, 1996 ; Leblois et Creutin, 2013). En particulier, le générateur SAMPO-TBM (« *Simulation of Advected Mesoscale Precipitations and their Occurrence* ») a été développé à Irstea, en collaboration avec le LTHE à Grenoble, depuis 2001 pour répondre spécifiquement aux besoins de la simulation de champs de pluie, à partir de la méthode des bandes tournantes, en simulation libre ou conditionnelle.

Dans cette thèse, nous avons contribué aux développements du générateur SAMPO-TBM en adaptant et testant la méthode dans le cas de la prévision immédiate d'ensemble à partir de données radar et pluviomètres. Notre méthode, basée sur la géostatistique, se positionne ainsi entre deux grandes approches présentées dans le Chapitre 1, celle de l'advection simple de la dernière image radar et celle du réalisme physique des modèles météorologiques à haute résolution. Dans notre démarche, nous nous intéressons particulièrement à exploiter les informations suivantes : les caractéristiques spatio-temporelles des événements de pluie identifiées par la donnée radar, les intensités pluviométriques mesurées par les pluviomètres au sol et l'utilisation des dernières heures de ces données observées pour anticiper des événements forts dans le futur proche (quelques heures d'anticipation).

Dans ce chapitre, nous présentons le générateur de pluie SAMPO-TBM et soulignons l'apport de cette thèse à la méthode existante. Plus particulièrement, nous présentons les aspects liés à la paramétrisation du générateur à partir de la donnée issue du radar météorologique et des pluviomètres au sol, et à sa mise en œuvre selon deux situations distinctes : la simulation conditionnelle et la prévision immédiate d'un ensemble de champs de pluie.

2.2. Généralités sur la méthode géostatistique des bandes tournantes

La méthode des bandes tournantes (TBM) a été d'abord présentée dans la littérature par Matheron (1973) dans le domaine minier (voir aussi Journel et Huijbregts, 1978), puis par Delhomme (1976) dans le domaine des sciences de l'eau. L'avantage de cette méthode est qu'elle réduit la complexité de la simulation d'un champ bi- ou tri-dimensionnel à la simulation à une dimension à partir de lignes (ou bandes) orientées. La simulation de champs aléatoires multi-dimensionnels, générés depuis un espace monodimensionnel, rend, notamment, la méthode plus rapide en temps de calcul (Emery et Lantuéjoul, 2006). Nous présentons ci-après le principe de la méthode dans sa variante tri-dimensionelle. Cette approche en 3D permet d'aborder les dimensions spatiales (2D) et la dimension temporelle (1D).

2.2.1. Principe général

Les bandes orientées, ou bandes tournantes, sont constituées par une fonction aléatoire générée le long d'une série de lignes à une dimension, avec une même origine arbitraire et à des intervalles réguliers. Une somme pondérée des projections est ensuite calculée pour chaque point Z_s de l'espace multi-dimensionnel à partir des L lignes simulées (Equation [1]) :

$$Z_s\left(\underset{x_N}{\rightarrow}\right) = \frac{1}{\sqrt{L}}\sum_{i=1}^{L} Z_i(\overrightarrow{x_N}.\overrightarrow{u_i}) \qquad [1]$$

Où Z_i correspond au processus mono-dimensionnel sur la ligne i, qui a comme vecteur unitaire $\overrightarrow{u_i}$. Z_i représent la projection du point Z_s sur cette ligne (i). Chaque somme donnée par l'Equation [1] génère des bandes perpendiculaires à la ligne qui lui a donnée naissance.

La Figure 3 représente le processus d'obtention d'un champ 2D à partir des bandes tournantes. Dans la figure, x_N est la position de N, qui représente un point dans la grille. Chaque ligne à un angle Θ qui est une variable aléatoire uniformément distribuée (entre 0 et 2Π). ξ_{Ni} est la projection de la ligne i et Z_i (ξ_{Ni}). $\Delta\xi$ est lié à la largeur des bandes. Z_i est défini dans la figure et par l'Equation [2] :

$$Z_i\left(\underset{x_N}{\rightarrow}.\underset{u_i}{\rightarrow}\right) = Z_i(\xi_{Ni}) \qquad [2]$$

Où ξ_{Ni} est la projection de la ligne i.

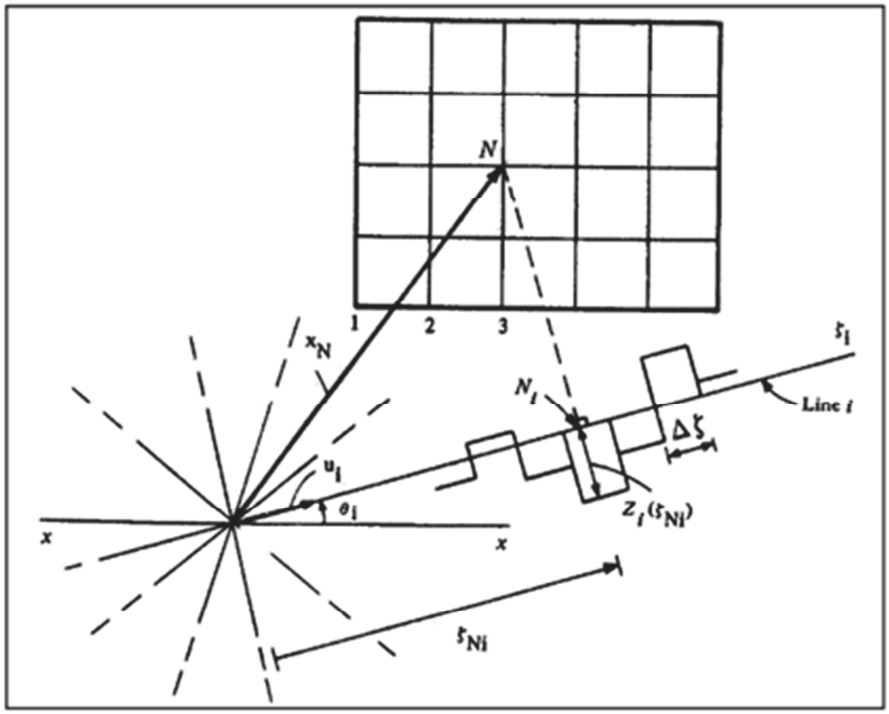


Figure 3. Schéma représentatif de la méthode des bandes tournantes (d'après Mantoglou et Wilson, 1982).

La mise en œuvre de la méthode géostatistique TBM suit les étapes suivantes :

i) génération d'une grille de restitution 3D ;
ii) génération des lignes mutuellement indépendantes, uniformément distribuées dans l'espace tri-dimensionnel ;
iii) simulation d'un processus mono-dimensionnel sur les lignes *i* selon une fonction structurelle qui dépend de la fonction tri-dimensionnelle ;
iv) projection orthogonale des points des lignes *i* sur la grille 3D et définition de la valeur simulée (Z_s) sur chaque point de la grille.

Un des points les plus importants de la méthode TBM est de combiner la covariance du processus mono-dimensionnel ($C^1(s)$) à celle que nous cherchons à reproduire dans la dimension 3D ($C_3(s)$), comprenant l'espace (deux premières dimensions) et le temps (troisième dimension). Journel et Huijbregts (1978) ont montré ce lien à partir de l'équation suivante, l'Equation [3] :

$$C^1(s) = \frac{d}{ds}\left(s\, C_3(s)\right) \qquad [3]$$

Où, *s* est une distance, C_3 est la covariance de la simulation voulue et C^1 est la covariance de la simulation mono-dimensionnelle sur les lignes.

Après avoir déterminé le modèle de covariance C^1, un processus discret isotrope et stationnaire monodimensionnel peut être obtenu en réduisant la problématique de la simulation tri-dimensionnelle. Pour plus de détails sur la méthode de bandes tournantes, nous nous référerons à (Journel et Huijbregts, 1978 ; Mantoglou et Wilson, 1982) ; Bras et Rodriguez-Iturbe, 1993).

Dans la méthode TBM, le nombre de lignes générées doit être suffisant pour assurer que les bandes n'apparaissent pas sur les champs générés (Gneiting, 1999). Si ce nombre de lignes est suffisant, selon le théorème central limite, les champs simulés présenteront une distribution gaussienne. Si la variable étudiée est non gaussienne, une transformation anamorphose doit être employée.

2.2.2. **Le modèle gaussien anamorphosé**

Dans la simulation des fonctions aléatoires, la loi gaussienne apparait de façon naturelle, vu que la somme des variables aléatoires indépendantes d'une même loi est, de façon approximative, gaussienne (Lantuéjoul, 2002). Cependant, il est bien connu que la distribution gaussienne n'est pas adaptée pour la distribution des pluies ponctuelles, notamment du fait qu'elle est une distribution symétrique en relation à sa moyenne. Les lois d'asymétrie positive sont plus adaptées pour les pluies, notamment celles de courte durée.

Dans la simulation géostatistique, une transformation dite d'anamorphose est alors nécessaire pour passer d'un champ gaussien à un champ de pluies. Cette opération est similaire à une transformation du type quantile-quantile. L'anamorphose est définie comme une transformation non-linéaire qui influence les propriétés statistiques de la variable en considération. Elle permet d'exprimer la variable aléatoire de distribution de probabilité quelconque en fonction de la variable de la loi gaussienne standard.

Deux approches peuvent être utilisées pour la transformation anamorphose gaussienne lors d'une simulation géostatistique. La première approche transforme d'abord les données de pluies (de distribution asymétrique quelconque) en variables gaussiennes et, ensuite, évalue les variogrammes expérimentaux qui seront utilisés pour paramétrer la méthode TBM. Les champs simulés gaussiens obtenus sont ensuite retransformés pour obtenir les champs de pluie. La deuxième approche calcule le variogramme expérimental de la pluie à partir des données de pluie brutes, non-transformées en valeurs gaussiennes. La simulation est effectuée avec les paramètres obtenus et, ensuite, les champs simulés gaussiens obtenus sont transformés par anamorphose pour obtenir les champs de pluie. L'approche considérée dans le logiciel SAMPO-TBM, et utilisée dans cette thèse, correspond à la deuxième approche (Leblois et Creutin, 2013).

2.3. Le générateur d'événements de pluie SAMPO TBM

Le générateur utilisé dans cette thèse, SAMPO TBM, est basé sur la méthode TBM, avec un fonctionnement en mode de simulation conditionnelle. La simulation conditionnelle restitue la valeur de la variable aux points de conditionnement choisis au préalable pour pouvoir générer des champs de pluie compatibles avec les observations. Au final, les champs simulés respectent, en moyenne, les caractéristiques géostatistiques des champs observés et les propriétés statistiques des mesures de pluie, tout en reproduisant, ici à l'identique, les valeurs imposées dans le conditionnement.

2.3.1. Aperçu général de la méthode

Le générateur SAMPO-TBM est un algorithme numérique de simulation basé sur la méthode TBM. L'origine des premiers développements date de 2001, dans le cadre d'une collaboration entre le LTHE à Grenoble et Irstea à Lyon (Ramos, M.H., 2002). Depuis, le développement du simulateur a été mené exclusivement dans le centre d'Irstea à Lyon à travers plusieurs études et thèses de doctorat en collaboration avec d'autres laboratoires de recherche français (Lepioufle, 2009 ; Emmanuel, 2011).

Dans un premier temps, le développement du code de simulation SAMPO-TBM a été motivé par le besoin de générer des champs de précipitation indépendants dans le temps. Le but était d'étudier le phénomène d'abattement spatial dans l'estimation des courbes Intensité-durée-surface-fréquence et la sévérité des événements pluviométriques régionaux extrêmes (Ramos *et al.*, 2006). Le développement du code s'est poursuivi dans le but d'introduire la dépendance temporelle des champs (Lepioufle, 2009 ; Lepioufle *et al.*, 2012) et, ensuite, la simulation conditionnelle, pour pouvoir exprimer les incertitudes sur les données d'entrée de pluie utilisées dans une modélisation pluie-débit (Renard *et al.*, 2011). L'introduction de l'image radar comme source d'information pour l'estimation des paramètres de SAMPO-TBM a été étudiée plus récemment dans un cadre de simulation non-conditionnelle d'événements forts en milieu urbain (Emmanuel *et al.*,2012).

La méthode SAMPO-TBM est décrite en détail dans Leblois et Creutin (2013). Afin de pouvoir simuler des séries temporelles d'événements pluvieux, le générateur utilise la technique géostatistique TBM 3D avec une advection. L'algorithme simule directement les trois dimensions de la pluie, l'espace et le temps, en utilisant un modèle de variogramme spatiotemporel. Au départ, il génère des champs aléatoires gaussiens homogènes et isotropes en 3D. L'anisotropie n'est considérée qu'indirectement par l'advection. Le déplacement des nuages est pris en compte à partir d'une advection uniforme sur tous les champs basés sur le suivi des champs de pluies corrélées, où le déplacement des champs consécutifs est déduit de l'autocorrélation spatio-temporelle des champs de pluie observés. L'advection est basée sur l'hypothèse de Taylor, qui considère que la vitesse d'advection à grande échelle peut être utilisée comme facteur de conversion pour relier les fonctions d'autocorrélation spatio-temporelle de la variabilité à petite échelle. La variabilité spatiale et la variabilité temporelle sont ainsi considérées de manière distincte.

Une autre caractéristique de la simulation faite par SAMPO-TBM est que les champs de pluie générés sont obtenus par la multiplication d'un champ avec surfaces pluvieuses et d'un champ d'indicatrice (également noté intermittence) :

- le champ de l'indicatrice (intermittence) est un champ de 0 (non pluie) et 1 (pluie) qui définit les zones pluvieuses. Il agit comme un masque dans le champ gaussien de pluies non-nulles généré ;
- le champ de pluies non-nulles est déterminé par un champ des intensités de pluie. Il représente la variabilité à l'intérieur des zones pluvieuses.

SAMPO-TBM représente ainsi à la fois l'indicatrice et la variabilité des pluies, qui sont supposées être indépendants et peuvent donc avoir une dynamique sans rapport *a priori*. Cette approche a l'avantage de permettre d'analyser de manière indépendante l'impact des paramètres liés à l'indicatrice et à la variabilité des zones pluvieuses.

2.3.2. **Apport de la thèse**

Dans cette thèse, nous partons de la méthode SAMPO-TBM en simulation conditionnelle, en considérant le calcul de l'advection proposé dans (Creutin *et al.*, 2015). Les nouveautés apportées dans cette thèse par rapport aux travaux antérieurs sont les suivantes :

- le simulateur est paramétré en combinant à la fois l'information radar et celle aux pluviomètres (points de conditionnement) ;
- le simulateur est adapté pour être utilisé dans un mode « prévision immédiate d'ensemble ». Cela veut dire que nous nous intéressons à fournir plusieurs scenarios possibles pour les champs de pluies futures et que, au cours d'un événement, le conditionnement n'est réalisé que sur les pas de temps « passés », c'est-à-dire, jusqu'à l'instant de prévision. Après l'instant de prévision, la simulation est laissée libre pour les pas de temps suivants (« futurs »), puisque, bien évidemment, les observations futures ne sont pas connues à l'instant de la prévision ;
- puisque pour la première fois le simulateur est utilisé en situation de prévision, nous nous intéressons également à examiner comment utiliser au mieux l'information de la dernière erreur passée de prévision ou des trajectoires récentes des cellules de pluie pour faire un ajustement pertinent, qui permettra d'améliorer la qualité des champs prévus ;
- enfin, les sorties du simulateur sont aussi évaluées par rapport à leur capacité à détecter les débits forts et à fournir des probabilités de dépassement de seuils critiques d'alerte. Pour cela, elles sont utilisées en entrée à un modèle pluie-débit spatialisé (le modèle présente dans le système d'alerte AIGA) afin de fournir des cartes probabilistes d'alerte aux crues.

2.3.3. **Paramétrisation du simulateur de pluies**

Le logiciel SAMPO-TBM produit des simulations de champs séquentiels de pluie en satisfaisant trois principales propriétés statistiques des champs observés : (i) la distribution et la structure spatio-temporelle de la pluie non nulle (PNN), (ii) la structure spatio-temporelle de l'indicatrice pluie/non pluie (ce qui correspond à la détermination des zones pluvieuses et des zones où la pluie est nulle), et (iii) le déplacement des champs de pluie, c'est-à-dire, l'advection moyenne, représentée par une vitesse et une direction moyennes qui sont considérées uniformes et constantes au long de l'événement (Leblois et Creutin, 2013 ; Creutin *et al.*, 2015). Ces propriétés statistiques doivent être estimées à partir des données disponibles. Elles iront servir au paramétrage du générateur.

En résumé, SAMPO-TBM est caractérisé par neuf paramètres, en plus des données qui seront utilisées pour la simulation conditionnelle (Figure 4) :

1. Trois paramètres caractérisent l'intermittence :
   - le pourcentage de zéro (P_z),
   - la distance (L_{Ind}) et le temps (T_{Ind}) de corrélation de l'indicatrice, définis par le modèle de variogramme spatio-temporel de l'indicatrice.
2. Quatre paramètres définissent la zone pluvieuse non nulle :
   - la distance (L_{PNN}) et le temps (T_{PNN}) de corrélation de la pluie non-nulle, qui sont définis par le modèle de variogramme spatio-temporel des pluies non-nulles,
   - la moyenne (m_{PNN}) de la pluie non-nulle,
   - l'écart type (s_{PNN}) de la pluie non-nulle.
3. Enfin, deux paramètres définissent l'advection des champs dans leur ensemble :
   - la vitesse (U) du vent,
   - la direction (D) du vent.

Dans cette thèse, nous avons considéré le variogramme spatio-temporel avec un modèle exponentiel pour pouvoir estimer les paramètres liés à la structure du champ de pluie (les zones pluvieuses et l'intermittence). Le variogramme spatial est caractérisé par la description de la corrélation par rapport à la distance (exprimée, par exemple, en km) entre deux points dans un instant donné. Le variogramme temporel décrit la corrélation des données dans le temps et sa distance peut être exprimée en minutes, heures ou jours. Le modèle exponentiel est caractérisé par un palier atteint asymptotiquement. Dans ce cas, la distance de corrélation (respectivement la durée) est définie comme la distance (respectivement la durée) où le variogramme atteint 95% de son palier.

En ce qui concerne la loi de distribution des pluies, la fonction de la loi gaussienne inverse est utilisée ; un choix qui a été fait depuis la première version du code de génération (Ramos, 2002). Elle est caractérisée par l'Equation [4] :

$$f\ (x, m, \lambda) = \sqrt{\frac{\lambda}{2\Pi}\ x^{\frac{-3}{2}}} \exp\left(-\frac{\lambda(x-m)^2}{2m^2 x}\right) \qquad [4]$$

Où m est l'espérance $E(x)$ de la variable x et λ est un paramètre d'échelle exprimé par l'Equation [5] :

$$\lambda = \frac{E(x)^3}{Var\ (x)} \qquad [5]$$

Où $Var\ (x)$ est la variance de la variable x.

Une fois cette loi définie pour la distribution des valeurs de pluies non-nulles, la transformation anamorphose gaussienne, présentée précédemment, est appliquée au champ gaussien de pluie non-nulle.

Enfin, les paramètres liés à l'advection (U et D) sont estimés à partir du suivi des champs de pluies corrélées, où le déplacement des champs consécutifs est déduit de l'autocorrélation spatio-temporelle des champs de pluie observés.

2.3.4. **Particularités de la simulation conditionnelle**

Pour la simulation conditionnelle, la méthode proposée dans Renard *et al.* (2011) a été adaptée dans le cadre de cette thèse. Fondamentalement, la simulation conditionnelle consiste en une simulation de SAMPO-TBM non-conditionnelle de champs aléatoires, dans l'espace et dans le temps, suivie d'une étape de conditionnement à des points de mesure.

Techniquement, il s'agit de la combinaison d'une simulation libre (non conditionnelle) avec un krigeage (interpolation) des écarts aux valeurs conditionnées, en considérant les mêmes caractéristiques de structure spatio-temporelle pour les deux étapes. Pour pouvoir maintenir la compatibilité des champs simulés, l'algorithme Metropolis-Hasting (Hastings, 1970) et la méthode MCMC (méthode de Monte-Carlo par chaînes de Markov ; Robert et Casella, 1998) sont utilisées pour transformer les valeurs de 0 et 1 en valeurs gaussiennes, tout en respectant les valeurs de l'indicatrice (intermittence) et de la structure spatio-temporelle. Aux points de conditionnement, tous les champs simulés ont les mêmes valeurs que les points de mesure. Les simulations conditionnelles sont multiples et équiprobables (ayant la même probabilité d'occurrence). Elles représentent l'incertitude des pluies conditionnellement aux observations et au modèle de variabilité considéré, c'est-à-dire, le modèle de variogramme.

2.3.5. **Estimation des paramètres et conditionnement du générateur de pluies**

Dans cette thèse, nous nous appuyons sur l'information des mesures radar et sur les données observées des pluviomètres. Les données radar ont l'avantage de fournir une vision spatiale et une vue globale de l'événement pluvieux sur la zone d'étude. Elles permettent notamment d'identifier les zones pluvieuses et les zones de pluies nulles. Les données pluviométriques sont intéressantes pour l'estimation de l'intensité de pluie au sol sur un point donné. Elles permettent d'estimer la distribution statistique des pluies et fournissent les points de conditionnement pour la simulation conditionnelle.

Dans ce contexte, les données radar ont été utilisées dans cette thèse pour estimer les paramètres liés à la structure de la pluie (P_z, T_{Ind}, L_{Ind}, L_{PNN}, T_{PNN}) et au déplacement des cellules nuageuses (U, D). La vitesse (U) est représentée en m/s et la direction (D), en degrés

géographiques (0° = nord, 90° = est, 180° = sud, 270° = ouest). Les données pluviométriques sont utilisées pour l'estimation des paramètres qui représentent la fonction de répartition des champs de pluie (m_{PNN} et s_{PNN}) et pour la simulation conditionnelle. La Figure 4 résume les paramètres utilisés dans SAMPO TBM pour la génération des ensembles de pluie.

Il est important de noter qu'en choisissant les pluviomètres pour conditionner les simulations du générateur, nous faisons donc l'hypothèse que localement, la « vraie » valeur de pluie est celle donnée par les pluviomètres. En ces points, pour un pas de temps donné, tous les membres générés auront la même valeur, celle du pluviomètre. L'incertitude sera donc considérée comme nulle en ces points.

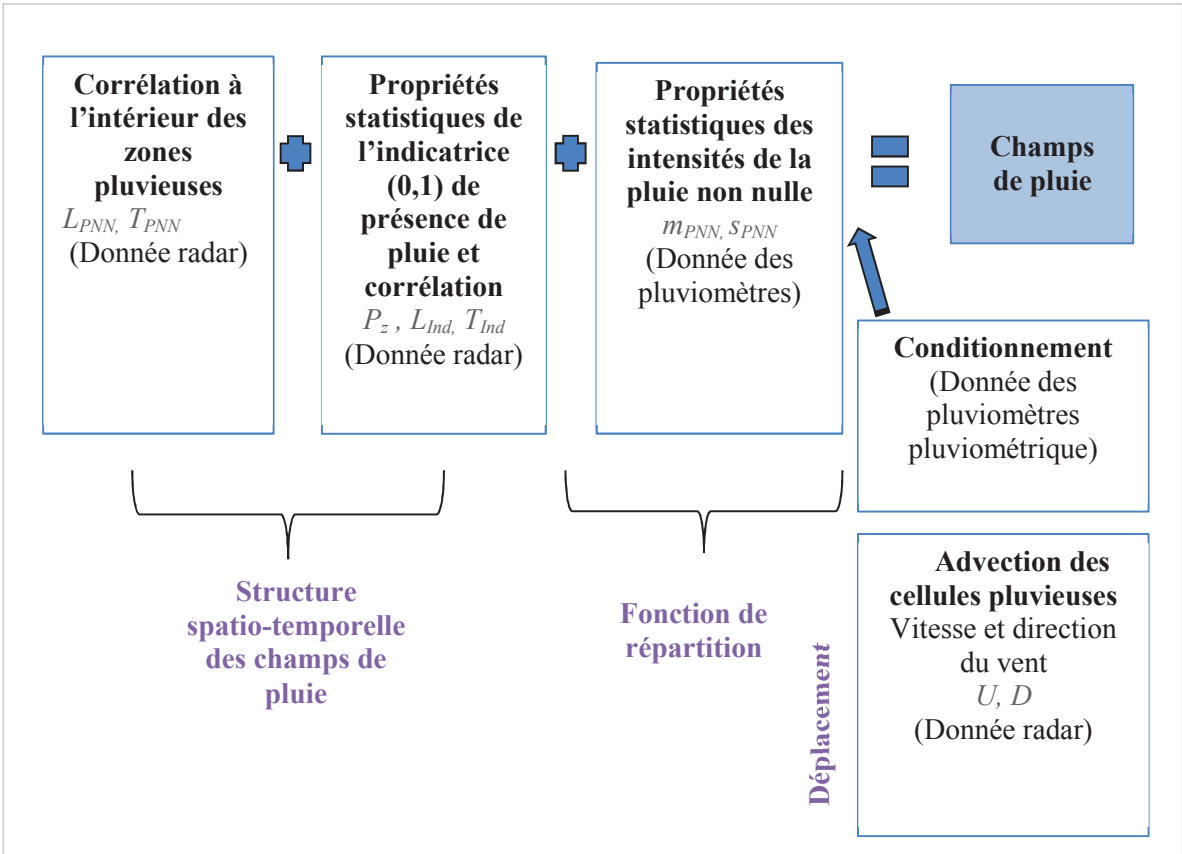


Figure 4. Schéma représentatif des paramètres utilisés pour la simulation conditionnelle des champs de pluie.

2.4. Mise en œuvre en simulation (SI) et en prévision immédiate (PI)

Dans cette thèse, le générateur de pluies a été appliqué avec deux objectifs distincts :

1. Simulation autour d'un champ observé (SI) : nous nous intéressons à la simulation conditionnelle d'un ensemble de champs de pluies observées possibles à un instant donné où nous disposons d'une image radar et des mesures de pluviomètres, et ce sur la base de propriétés statistiques estimées sur l'ensemble de l'événement.
2. Prévision immédiate (PI) : nous nous intéressons à la simulation d'un ensemble de champs de pluie prévus possibles, sur quelques heures à venir, à partir de la simulation conditionnelle conduite jusqu'à l'instant initial de la prévision et d'une simulation libre ensuite. Les images radar et les mesures de pluviomètres disponibles jusqu'à l'instant initial sont utilisées pour estimer les propriétés statistiques qui serviront à paramétrer le générateur.

Ces deux aspects requièrent une mise en œuvre distincte, présentée ci-après. De plus, nous soulignerons que, dans cette thèse, le générateur est utilisé de façon évènementiel, donc, les simulations sont faites pour des événements détectés au préalable (les critères de sélection des événements sont présentés dans le Chapitre 4).

Pour la prévision immédiate (PI), deux approches seront évaluées dans cette thèse. Une première approche utilisera toutes les heures d'observation disponibles avant l'instant de prévision (fenêtre croissante) pour estimer les paramètres du générateur, tandis qu'une deuxième approche utilisera seulement les quatre dernières heures d'observation (fenêtre glissante).

Au final, nous avons donc trois façons de mettre en œuvre la méthode SAMPO-TBM : une pour la simulation (SI) et deux pour la prévision immédiate (PI-C et PI-G) qui correspondent à trois manières d'estimer les paramètres de SAMPO-TBM et d'effectuer le conditionnement. Les paragraphes suivants détaillent chacune de ces variantes.

2.4.1. Simulation conditionnelle d'ensemble (SI)

Dans un premier temps, SAMPO TBM est utilisé pour la simulation d'ensemble de champs de pluie (SI). Dans ce cas d'application, un jeu de paramètres est déterminé pour chaque évènement à simuler. Concernant le conditionnement, à tous les pas de temps horaire d'un événement, les valeurs observées par les pluviomètres sont considérées pour conditionner les valeurs simulées sur toute la durée de l'événement.

Après avoir estimé les paramètres de SAMPO TBM, un total de 30 membres d'ensemble est généré pour chaque événement de pluie détecté et à chaque heure jusqu'à la fin de l'événement. La Figure 5 illustre la démarche de cette procédure. Le nombre de membres a été défini en considérant un compromis entre le temps de calcul et le nombre suffisant pour représenter la variabilité des champs de pluie.

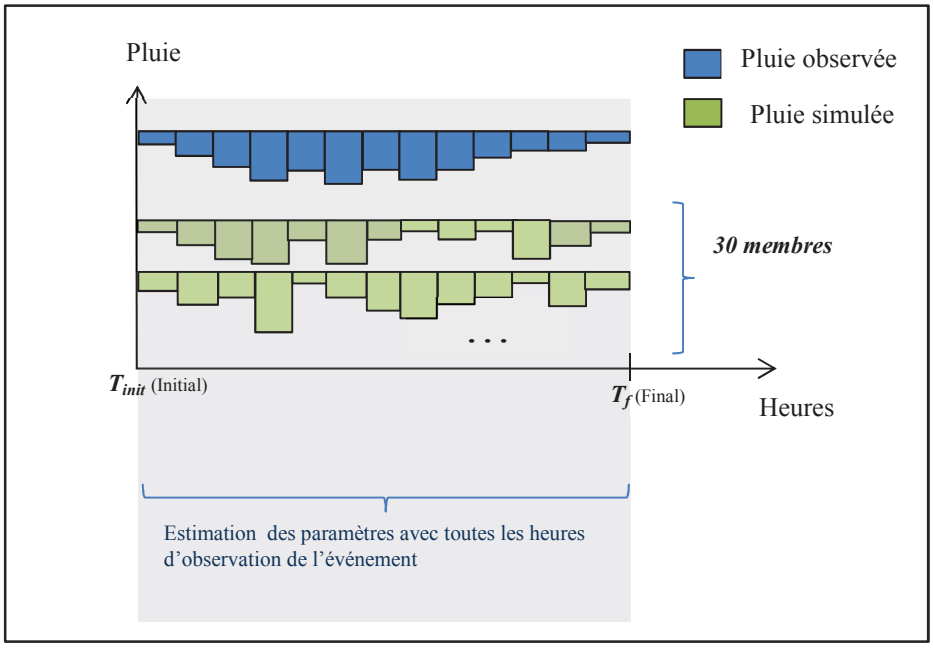


Figure 5. Illustration de la procédure d'estimation des paramètres de SAMPO-TBM pour la simulation d'un événement donné (T_{init} = début de l'événement, T_f = fin de l'événement).

2.4.2. **Prévision d'ensemble à partir d'une fenêtre croissante (PI-C)**

Afin de pouvoir disposer d'un minimum de données observées, les prévisions commencent à être générées 4 heures après que l'événement ait été détecté. Cela est dû au fait qu'un temps minimal doit être attendu pour pouvoir estimer les paramètres statistiques de SAMPO TBM. En effet, dans la majorité des événements de pluie, la structure des cellules de pluie n'est pas encore robuste pendant les premières heures de l'événement, mais se trouve encore en processus de formation.

Les paramètres de SAMPO-TBM (PI-C) sont estimés en considérant toutes les heures de pluie observées à partir du début de l'événement. La même procédure est considérée pour le conditionnement. Celui-ci est pris en compte depuis le début de l'événement, jusqu'au dernier instant d'observation avant l'instant de prévision. Une estimation nouvelle des paramètres est faite à chaque heure d'initialisation de la prévision. Les paramètres sont donc recalculés en utilisant toutes les données disponibles depuis le début de l'événement.

Dans le cas d'application du générateur en prévision immédiate, le conditionnement de la simulation doit également être pris en compte différemment que pour la simulation (SI), car pour les heures futures, nous ne disposons pas des valeurs observées. Avant l'instant d'initialisation de la prévision (pendant les heures d'observation de la pluie), le conditionnement est donc réalisé comme en simulation (SI). Après cet instant, le conditionnement est désactivé et la simulation devient une simulation libre.

Les ensembles de pluies prévus sont générés à partir de l'instant d'initialisation de la prévision et ce jusqu'à 4 heures d'échéance. Un total de 30 membres de l'ensemble est généré à chaque pas de temps horaire. Des nouvelles prévisions sont faites à chaque heure,

l'estimation des paramètres est également réinitialisé à chaque instant de prévision et ce jusqu'à la fin de l'événement. La Figure 6 illustre la démarche de cette procédure.

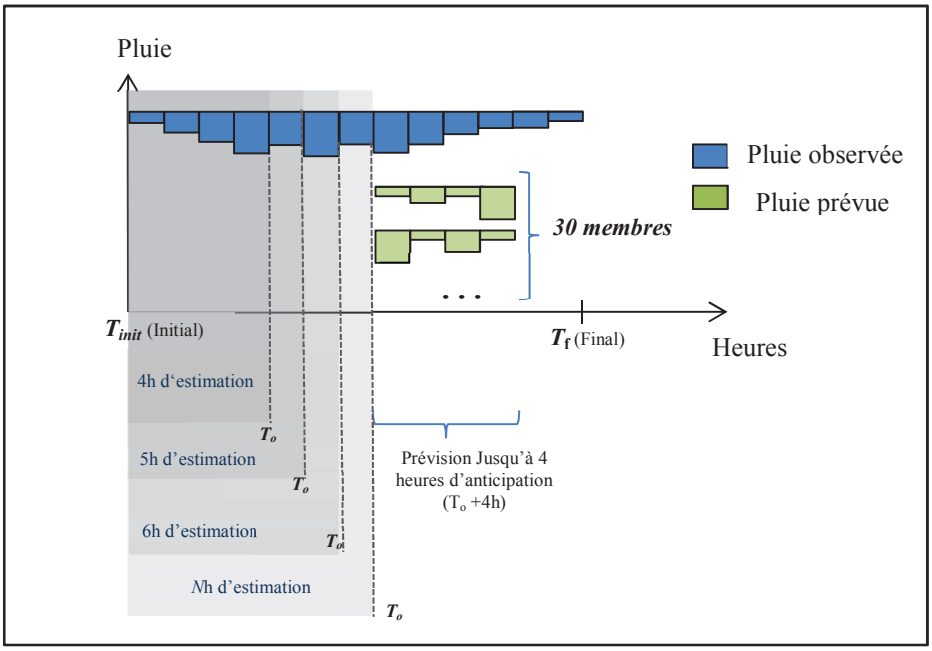


Figure 6. Illustration de la procédure d'estimation des paramètres de SAMPO-TBM à partir d'une fenêtre croissante pour un événement donné (T_{init} = début de l'événement, *To*= instant de la dernière observation, T_f= fin de l'événement).

2.4.3. **Prévision d'ensemble à partir d'une fenêtre glissante (PI-G)**

Cette approche reprend le principe de l'approche précédente, mais cette fois-ci, en considérant une fenêtre glissante. Ici, les paramètres et le conditionnement sont considérés toujours en prenant en compte seulement les 4 dernières heures d'observation avant l'instant de prévision. Ce nombre d'heures a été défini en considérant la corrélation temporelle à l'intérieur des événements étudiés. En effet, dans la majorité des événements sélectionnés dans cette thèse (voir Chapitre 4), le temps de corrélation temporelle maximal est d'environ 4 heures. Après cela, il peut être considéré qu'une nouvelle structure de pluie est en train de se former (ce fait peut être observé dans le Chapitre 5, où nous présentons les valeurs des paramètres estimés pour chaque événement). A chaque nouvel instant de prévision, les paramètres sont recalculés en considérant la fenêtre des dernières 4 heures. La Figure 7 illustre la procédure.

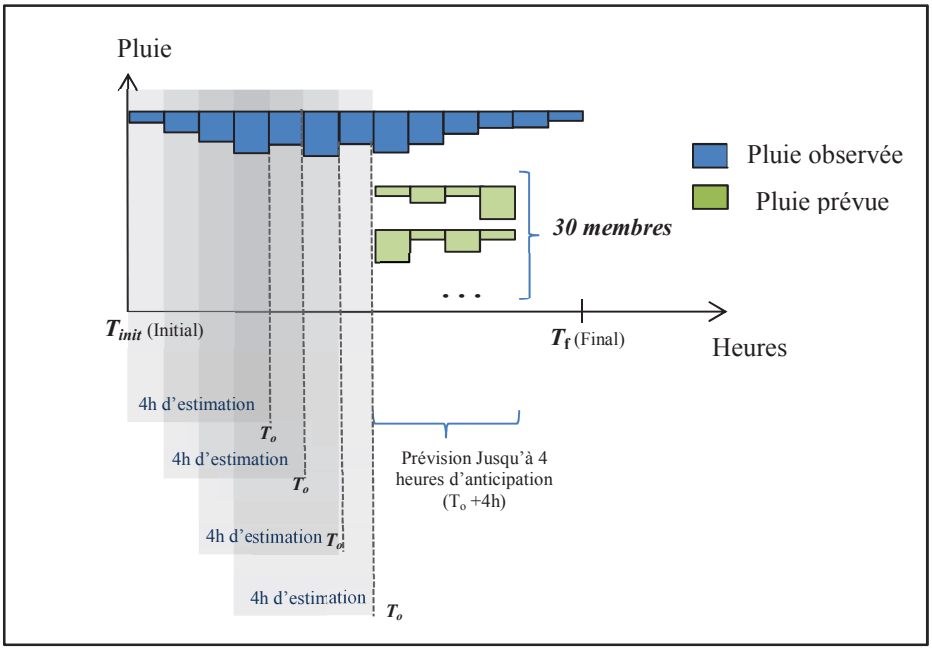


Figure 7. Illustration de la procédure d'estimation des paramètres de SAMPO-TBM à partir d'une fenêtre glissante de 4 heures pour un événement donné (T_{init}= début de l'événement, *To*= instant de la dernière observation, *Tf*= fin de l'événement).

2.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons eu comme principal objectif la présentation du générateur de pluie SAMPO TBM, basé sur la méthode géostatistique des bandes tournantes, et son adaptation dans le cadre de cette thèse. La méthode génère des champs de pluie en considérant les caractéristiques de la structure spatio-temporelle et de la distribution des intensités pluviométriques d'un événement de pluie. De plus, le générateur est capable d'effectuer des simulations conditionnelles, en respectant la valeur des pluies mesurées par les pluviomètres dans les champs simulés.

Le générateur SAMPO TBM a été adapté dans cette thèse avec le but de : i) générer des simulations d'ensemble de pluie pour évaluer sa capacité à estimer l'incertitude des champs de pluie observés, et ii) effectuer des prévisions immédiates d'ensemble, à plusieurs scénarios futurs, pour les utiliser en entrée d'un modèle de prévision de débits de crue. Dans les deux cas d'application, nous nous sommes intéressés à prendre en compte les deux principales informations disponibles, c'est-à-dire, l'information radar et les observations pluviométriques au sol.

Dans cette thèse, l'approche méthodologique de génération de champs de pluies, que ce soit pour la simulation ou la prévision immédiate, se fait à l'échelle de l'événement de pluie. Pour cela, l'estimation des paramètres du générateur peut se faire sur l'ensemble de l'événement, sur l'ensemble des heures d'observation disponibles avant la prévision ou sur un nombre fixe d'heures (ici, les quatre dernières heures disponibles) avant la prévision. Ces méthodes d'estimation de paramètres sont appliquées sur les données disponibles pour des événements préalablement sélectionnés.

Les données utilisées et la sélection d'événements faite dans cette thèse sont présentées dans le Chapitre 4. Les résultats obtenus de l'application du générateur sont présentés dans le Chapitre 5, pour le cas de la simulation d'ensemble (SI), et dans le Chapitre 6, pour le cas des prévisions d'ensemble avec fenêtre de paramétrage croissante et glissante (PI-C et PI-G, respectivement). Avant cela, cependant, nous présenterons dans le chapitre qui suit (Chapitre 3), les méthodes que nous utiliserons pour évaluer les champs de pluie d'ensemble générés par SAMPO TBM.

3

Méthodes d'évaluation des ensembles générés

3.1. Introduction

L'évaluation d'une prévision (souvent appelée « vérification » en météorologie) est le processus de comparaison d'une prévision à l'observation correspondante, qui peut être une valeur mesurée ou une simulation de référence qui remplace la mesure. L'utilisation de critères numériques d'évaluation permet de mesurer la performance globale des prévisions et, plus généralement, d'un système de prévision. Tous les systèmes, que ce soit un système de prévision déterministe ou probabiliste, sont sujets à des erreurs. Mesurer la performance d'un système de prévision est ainsi une étape importante pour mieux comprendre ces forces et faiblesses. Les prévisions d'un système seront incomplètes si la qualité globale du système qui produit ces prévisions est inconnue, ou non communiquée aux utilisateurs du système de prévision.

Dans ce chapitre, nous présenterons les critères que nous avons utilisés pour évaluer les ensembles générés tout au long des travaux de cette thèse. Pour cela, nous avons considéré les attributs suivants: la précision, la fiabilité, la justesse, la discrimination et la performance globale des systèmes de prévision. A chaque attribut, des critères numériques (ou scores) peuvent être associés (voir, par exemple, les nombreux critères présentés dans (Jolliffe et Stephenson, 2012). Nous nous focaliserons ici seulement sur les attributs et critères qui nous avons choisis pour évaluer les simulations et les prévisions obtenues avec le générateur SAMPO-TBM présenté dans le Chapitre précédent.

3.2. Ce qui rend une prévision performante

Les prévisions d'ensemble sont plus complexes à évaluer que les prévisions déterministes, puisqu'elles correspondent à des multiples estimations des scénarios possibles pour un événement futur et leur évaluation doit prendre en compte la distribution prédictive donnée par cet ensemble et non pas chaque scenario individuellement. Dans le cas d'une prévision déterministe, soit l'événement est prévu, soit il ne l'est pas. La comparaison entre prévu et observé est immédiate. Dans le cas des prévisions d'ensemble ou, de manière générale, des prévisions probabilistes, il faut évaluer les probabilités émises et comparer la distribution de probabilité prévue (ou, distribution prédictive) à celle de l'observation (Bradley *et al.*, 2004).

Murphy (1993) décrit trois caractéristiques souhaitables pour une prévision : la cohérence (le degré selon lequel la prévision correspond au meilleur jugement du prévisionniste), la qualité (le degré selon lequel la prévision correspond à ce qui s'est réellement passé) et la valeur (le degré selon lequel la prévision aide le décideur à prendre une bonne décision). Dans cette thèse, nous focalisons sur les aspects liés à la qualité d'une prévision. De plus, nous nous intéressons plus particulièrement à la qualité des prévisions d'ensemble.

Les principales qualités attendues d'un système de prévision d'ensemble (Jolliffe et Stephenson, 2012) sont :

- **Justesse :** la justesse mesure la distance entre l'observation et la prévision. La justesse d'un système de prévision d'ensemble est souvent calculée en utilisant la moyenne des membres de l'ensemble.

- **Fiabilité :** la fiabilité évalue si les prévisions des différents membres d'une prévision d'ensemble et l'observation correspondante sont bien issues de la même loi de probabilité. Cela revient à évaluer si les intervalles de confiance estimés à l'aide des différents membres (c'est-à-dire, les quantiles de la distribution prédictive) correspondent effectivement aux pourcentages empiriques des évènements observés. Par exemple, un intervalle prédictif à 90% peut être considéré comme fiable si la fréquence à laquelle les observations se situent à l'intérieur des intervalles prédictifs à 90% est bien égale à 90%. La fiabilité permet d'évaluer si les observations ont tendance à se situer au-dessus ou en dessous des bornes d'un intervalle prédictif. Elle est souvent un attribut important dans l'évaluation des prévisions probabilistes (Jolliffe et Stephenson, 2012) ou de la quantification de l'incertitude prédictive en modélisation hydrologique (Bourgin, 2014).
- **Finesse :** la finesse est une qualité de la prévision qui est indépendante des observations. Elle mesure la largeur des faisceaux des systèmes de prévision d'ensemble (ou, encore, la dispersion des membres), en considérant donc seulement les membres de l'ensemble. Cette qualité doit être analysée avec, en parallèle, l'analyse de la fiabilité. En effet, plusieurs auteurs considèrent qu'un système doit d'abord être choisi pour sa fiabilité, puis en cas de systèmes de fiabilité égale, le meilleur est celui qui a une meilleure finesse. Le but est que le système retenu affiche les incertitudes les plus faibles possibles, mais tout en gardant sa fiabilité (Wilks, 2011).
- **Discrimination :** la discrimination est la capacité d'un système de prévision à distinguer entre les événements et les non-événements. La discrimination d'un système de prévision de crues, par exemple, est souvent évaluée par rapport à un seuil critique donné. Dans ce cas, il s'agit d'évaluer si un dépassement de seuil a été prévu et aussi observé. Dans le cas d'une prévision d'ensemble ou probabiliste, il s'agit également d'évaluer si le système prévoit avec une probabilité élevée (ou un grand nombre de membres de la prévision d'ensemble) un événement à chaque fois qu'il se produit.

3.3. Critères d'évaluation

En général, l'évaluation de la qualité d'une prévision combine des évaluations visuelles et numériques. La qualité peut être évaluée sur une série continue de pairs « prévision-observation » ou sur des catégories à partir de valeurs de seuils prédéfinis. Ici, nous nous intéressons à ces deux situations et à l'évaluation numérique à travers des critères ou scores d'évaluation de la qualité d'une prévision.

Dans la littérature, plusieurs scores sont proposés pour évaluer la qualité d'une prévision d'ensemble (ex., Jolliffe et Stephenson, 2012 ; Brown *et al.*, 2010). Chaque score évalue une ou plusieurs caractéristiques (ou attributs) de la prévision. Le choix d'un score dépendra des qualités que nous souhaitons évaluer. Il n'existe pas un seul score qui mesure toutes les qualités d'une prévision. Il est ainsi nécessaire de sélectionner plusieurs scores qui évaluent les différents aspects de la qualité d'une prévision d'ensemble.

Dans les paragraphes qui suivent, nous présentons les critères que nous avons utilisés dans cette thèse pour mesurer les différents attributs que nous recherchons dans nos ensembles générés.

3.3.1. **Justesse**

Le critère MAE (erreur absolue moyenne ; Equation [6]) a été utilisé pour évaluer la justesse des prévisions. La MAE mesure la proximité de la moyenne de l'ensemble à l'observation, en valeur absolue. La MAE varie de 0 à +∞, et le score parfait est égal à 0. La formule du critère MAE pour une échéance donnée et à un point d'évaluation donné, est :

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}|m_i - O_i| \qquad [6]$$

Où m_i est la moyenne des membres de la prévision d'ensemble à l'instant i et O_i est l'observation au même instant i, avec N étant le nombre total d'instants (ou de pairs « prévision-observation »). Dans cette thèse, les instants sont représentés en heures.

3.3.2. **Fiabilité**

Le diagramme de Talagrand (ou diagramme de rang) est souvent utilisé pour vérifier la fiabilité des prévisions d'ensemble (Candille et Talagrand, 2005). Il permet également de diagnostiquer si les prévisions sont biaisées. En pratique, il évalue si les observations sont également réparties entre les membres de l'ensemble. Pour le construire, il faut suivre les étapes suivantes (pour une échéance donnée) :

1. à chaque prévision, les membres de l'ensemble sont d'abord classés en ordre croissant.
2. Ensuite, nous déterminons où l'observation correspondante se situe dans le classement des membres, selon sa valeur et celles des membres. Par exemple, si l'observation se situe en dessous de tous les membres, elle aura le rang 1 et si elle se situe au-dessus de tous les membres, elle aura le rang k +1 ; k étant le nombre total de membres de la prévision d'ensemble.
3. Le processus se répète pour chaque prévision.
4. Nous obtiendrons à la fin une fréquence d'occurrence de chaque rang. Le diagramme est construit en traçant, pour chaque rang, la fréquence associée.

Considérant la définition de la fiabilité (c'est-à-dire, les prévisions des différents membres et l'observation correspondante sont issues de la même loi de probabilité), les membres et l'observation représentent des scenarios équiprobables d'une même distribution et, ainsi, dans un système fiable, sur une série de paires « prévision-observation », les observations sont susceptibles de tomber uniformément dans l'ensemble de rangs (Hamill, 2001).

Le graphique donné par le diagramme de rang permet de visualiser cette uniformité. Il peut prendre plusieurs formes, comme le montre la Figure 8. Un histogramme de rang plat (Figure 8a) indique une distribution uniforme des rangs de l'observation et donc une bonne fiabilité de la prévision d'ensemble. Si la prévision d'ensemble est sous-dispersée, l'histogramme de

rang prendra la forme de U (Figure 8b) et si elle est sur-dispersée, celui-ci prendra la forme de dôme (Figure 8c). Les histogrammes asymétriques indiquent que l'ensemble contient un biais. Ceci peut être un biais positif, c'est-à-dire, l'observation est très souvent plus petite que toutes les valeurs des membres de la prévision d'ensemble (Figure 8d), ou un biais négatif, c'est-à-dire, l'observation est très souvent plus forte que toutes les valeurs des membres de la prévision d'ensemble (Figure 8e).

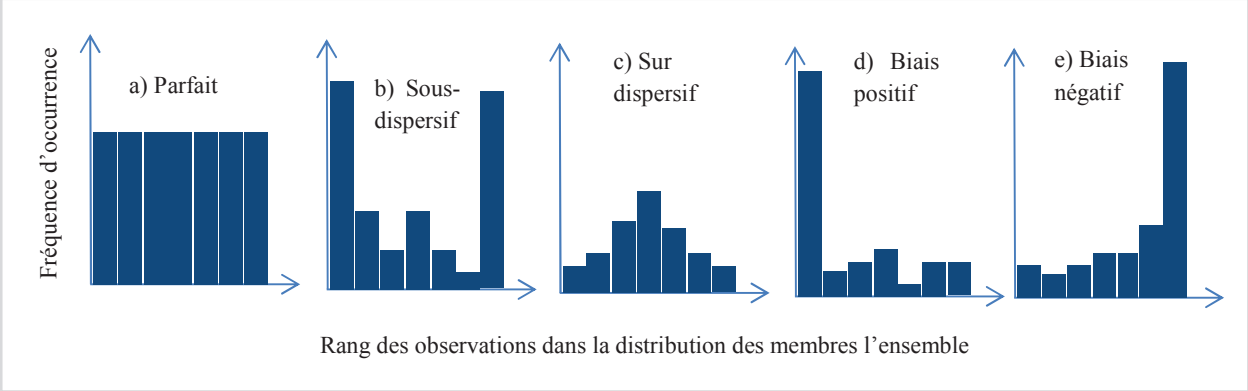


Figure 8. Différents exemples de diagrammes de rang possibles lors de l'évaluation d'une prévision d'ensemble.

3.3.3. **Discrimination**

Le tableau de contingence permet d'estimer la dépendance entre les prévisions et les observations pour un événement donné, et ce à partir du comptage du nombre de fois qu'un événement a été prévu (ou non) et observé (ou non). Le Tableau 3 présente les différents cas possibles :

- Succès : événement prévu et observé ;
- Manqué : événement observé, mais non prévu ;
- Fausse alerte : événement prévu, mais non observé ;
- Rejet correct : événement qui n'a été ni prévu, ni observé.

Tableau 3. Tableau de contingence

		Evénement observé		
		OUI	NON	
Evénement prévu	OUI	Succès	Fausse alerte	Total prévu
	NON	Manqué	Rejet correct	Total non prévu
		Total observé	**Total non observé**	**TOTAL**

Pour savoir si l'événement observé est également un événement prévu, dans le cas des prévisions d'ensemble, il faut considérer également le pourcentage des membres qui dépassent le seuil critique qui détermine l'événement observé (ici, le quantile Q70). Dans cette thèse, nous avons considéré tous les pourcentages de 10% à 100% pour la construction du critère de ROC (présenté ci-après) et les pourcentages de 20% et 80% pour les autres critères issus du tableau de contingence. Nous avons calculés les tableaux de contingence pour chaque échéance considérée, et chaque pourcentage de membres considéré. A partir de ces tableaux de contingence, les critères statistiques suivants ont été calculés :

Probabilité de détection (POD) : ce critère évalue, pour un événement observé, la probabilité que le système le prévoit. (Equation [7]). Il varie entre 0 et 1, et le score parfait est égal 1.

$$\text{POD} = {}^{Succès}/_{(Succès + Manqué)} \quad [7]$$

Taux de fausses alertes (FAR) : ce critère évalue, pour un événement prévu par le système, la probabilité que ce soit une fausse alerte (Equation [8]). Il varie entre 0 et 1, et le score parfait est égal à 0.

$$\text{FAR} = {}^{Fausse\ alerte}/_{(Succès + Fausse\ alerte)} \quad [8]$$

Probabilité de fausse détection (POFD) : ce critère évalue la fraction des événements non observés qui ont été détectés par la prévision. (Equation [9]). Il varie entre 0 et 1, et le score parfait est égal à 0.

$$POFD = {}^{Fausse\ alerte}/_{(Rejet\ correct + Fausse\ alerte)} \quad [9]$$

Taux de succès (SR) : ce critère évalue pour l'ensemble des événements prévus par le système, la probabilité qu'ils aient été réellement observés (Equation [10]). Le critère SR est égal à 1-FAR. Il varie entre 0 et 1, et le score parfait est égal à 1.

$$\text{SR} = {}^{Succés}/_{(Succés + Fausse\ alerte)} \quad [10]$$

Indice de succès critique (TS ou CSI) : ce critère évalue globalement la performance du système en termes de succès, d'alertes manquées et de fausses alertes. C'est une synthèse entre la POD et le FAR (Equation [11]). Il varie entre 0 et 1, et le score parfait est égal à 1.

$$\text{CSI} = {}^{Succès}/_{(Succès + Manqué + Fausse\ alerte)} \quad [11]$$

La courbe ROC (en anglais, « *Receiver Operating Characteristic* ») permet de visualiser la capacité d'une méthode de prévision probabiliste à détecter un dépassement de seuil observé par rapport à ses fausses alertes (Mason et Graham, 1999). Il s'agit de représenter, à partir d'un tracé graphique, la POD par rapport à la POFD, et ce pour différents seuils de probabilité (ou pourcentages de membres de la prévision d'ensemble qui prévoient l'événement considéré). Pour chaque seuil de probabilité, il faut ainsi déterminer un tableau de contingence et en déduire les valeurs de POD et POFD. Le but de la courbe ROC est de vérifier la capacité de la prévision à bien détecter un événement. Plus la courbe ROC s'approche de son coin supérieur gauche, meilleure est la prévision (POFD = 0 et POD = 1). Plus la courbe est proche de la diagonale, plus la prévision à une faible capacité de discrimination ; la prévision n'est pas meilleure qu'une prévision aléatoire.

La surface située sous la courbe ROC (AUC, pour, en anglais, « *Area Under the Curve* ») est souvent utilisée pour l'évaluation comparative de plusieurs courbes ROC de systèmes différents. Une courbe ROC sous la ligne de la diagonale est caractérisée par une AUC inférieure à 0.5, ce qui indique une prévision à faible discrimination. Une AUC égale à 1 signifie une prévision parfaite, c'est-à-dire, la prévision permet de prévoir 100% des événements observés, sans aucune fausse alerte. La Figure 9 illustre la courbe ROC et son AUC.

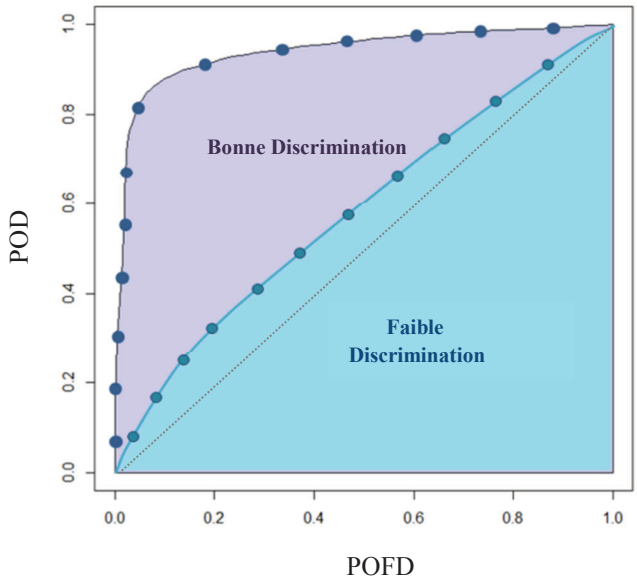


Figure 9. Schéma représentatif de la courbe ROC et de sa surface (AUC).

3.3.4. **Performance globale**

Le CRPS (en anglais, « *Continuous Ranked Probability Score* », (Hersbach, 2000) compare la fonction de répartition de la variable prévue avec la densité de probabilité cumulée observée. Pour chaque prévision, il représente la distance quadratique entre ces deux fonctions de répartition. Ensuite, la moyenne des valeurs obtenues pour chaque prévision est considérée (Equation [12]). La densité de probabilité cumulée observée est souvent représentée par une fonction Heaviside, dont la valeur vaut 0 avant la valeur observée et 1 après celle-ci.

$$\mathbf{CRPS} = \frac{\mathbf{1}}{N}\sum_{i=1}^{N}\int_{-\infty}^{\infty}(\mathbf{F_{p_i}}(\mathbf{x}) - \mathbf{H}(\mathbf{x}, \mathbf{O}_i)^2\mathbf{dx} \quad [12]$$

Où $\mathbf{F_{p_i}}(x)$ correspond à la fonction de répartition de la distribution des prévisions, O_i correspond à la valeur d'observation au pas de temps *i et* $H(x, O_i)$ représente la fonction Heaviside, valant 1 si $x \geq O_i$ et 0 sinon, N correspond au nombre de pas de temps.

Nous noterons que si nous évaluions le CRPS à partir d'une prévision déterministe, ce score se résumerait à la moyenne des écarts absolus au carré entre chaque valeur prévue et observée. Dans ce cas, il devient équivalent à l'erreur absolue moyenne (MAE). Cette équivalence permet de comparer une prévision probabiliste avec une prévision déterministe (Wu *et al.*, 2011). Le CRPS mesure la qualité globale des prévisions probabilistes. Sa valeur varie entre 0 et +∞. La Figure 10 illustre un exemple de calcul de CRPS pour une prévision donnée.

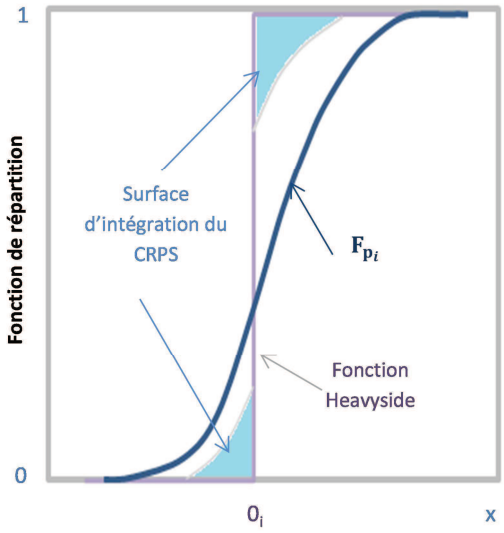


Figure 10. Représentation du CRPS pour une prévision et une observation correspondante.

3.3.5. **Scores de compétence**

Dans le but d'analyser la compétence d'un système de prévision, nous façons souvent appel à des « scores de compétence » (ou « skill scores » en anglais, *SS*). Il s'agit de comparer le score d'un système de prévision à celui d'un système de référence (Equation [13]) :

$$SS = \frac{S^{REF} - S^{SYS}}{S^{REF} - S^{PERF}} \quad [13]$$

Où S correspond au score d'évaluation choisi, S^{REF} est le score calculé pour le système de référence, S^{SYS} est le score calculé pour le système de prévision, S^{PERF} est le score parfait (généralement 0 ou 1, selon le score choisi).

Un score de compétence varie entre -∞ et 1. Il est égal à 1 si le système de prévision obtient un score parfait. Il est égal à zéro, si le système de prévision a des performances

équivalentes au système de référence. Il est inférieur à zéro, si le système de prévision a des performances moins bonnes que le système de référence.

Le choix de la référence est crucial afin de ne pas conclure sur les performances d'un système sur la base d'une référence trop naïve ou, au contraire, trop exigeante. (Pappenberger *et al.*, 2015) ont présenté une étude avec 23 différents systèmes de prévision comme référence. Ces références ont été utilisées pour évaluer la performance de la prévision faite avec le système européen de prévision de crues, EFAS. Le CRPS a été utilisé comme critère d'évaluation. Les auteurs ont conclu que la compétence des prévisions peut varier beaucoup selon la référence considérée.

Dans la littérature, les références les plus couramment utilisées pour les prévisions de précipitations et les prévisions de débits sont la climatologie (Randrianasolo *et al.*, 2010 ; Pagano, 2014 ; Pappenberger *et al.*, 2015) et la persistance (Mittermaier, 2008 ; Berthet *et al.*, 2009 ; Alfieri *et al.*, 2014 ;Pappenberger *et al.*, 2015). Dans cette thèse, pour l'évaluation de la prévision immédiate des pluies, nous avons choisi d'utiliser la persistance comme référence. Il s'agit de considérer la dernière observation de pluie comme étant la pluie prévue pour les prochaines heures.

3.4. **Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté les qualités attendues d'une prévision d'ensemble et les critères que nous avons choisis dans cette thèse pour évaluer les simulations et les prévisions de pluies générées dans cette étude. Nous nous intéressons aux attributs et critères suivants : justesse (critère : MAE), fiabilité (critère : diagramme de rang), finesse (critère : écart-type des membres de l'ensemble), discrimination (critères : POD, POFD, FAR, SR, ROC-AUC) et performance globale (critère : CRPS). De plus, nous évaluons les scores de compétence des prévisions en comparant la performance des systèmes de prévision étudiés à celle d'une prévision de référence définie par la persistance du dernier champ de pluie observé. Ces critères serviront à évaluer les simulations et les prévisions (pour une échéance donnée) présentées dans les Chapitres 5 à 8.

Les critères d'évaluation de la qualité des ensembles générés seront calculés sur l'ensemble des événements sélectionnés sur la période de données disponible pour cette thèse. Dans le prochain chapitre, nous présentons la zone d'étude (département du Var) et les données observées qui ont été utilisées pour la génération des simulations et des prévisions d'ensemble, ainsi que pour leur évaluation.

4

Zone d’étude et données utilisées

4.1. Introduction

Dans cette thèse, nous nous intéressons à développer un système de prévision immédiate des crues à partir d'une méthode qui utilise une simulation conditionnelle avec un conditionnement par un réseau pluviométrique au sol. Il est donc particulièrement important de disposer de séries de champs observés par le radar sur une zone d'étude où l'on dispose également d'un réseau dense et fiable de mesures de la pluie au sol. C'est la raison pour laquelle le département du Var a été choisi.

Dans ce chapitre, sont évoqués les points suivants : les principales caractéristiques géographiques de la zone d'étude, les données de pluie disponibles et le jeu d'événements pluvieux sélectionnés. Nous présentons également une analyse préliminaire des données de pluie, qui compare les données radar et des pluviomètres afin de s'assurer de la cohérence de ces données.

4.2. Zone d'étude

La zone d'étude choisie est le département du Var, dans le sud-est de la France, en région Provence-Alpes-Côte d'Azur. Cette zone a été sélectionnée car des épisodes de pluies intenses y sont régulièrement observés. De plus, des données de bonne qualité sont disponibles, tant du point de vue du réseau de pluviomètres au sol que de la couverture radar, avec notamment, au centre de la zone, la présence du radar de Collobrières de Météo-France.

4.2.1. **Localisation, topographie et couverture du sol**

La superficie totale du département du Var est de 6050 km^2. Cette région est limitrophe des départements Alpes-de Haute-Provence au nord, Alpes-Maritimes à l'est, et Bouches-du-Rhône à l'ouest. Comme l'illustre la Figure 11, le département du Var est bordé par la Méditerranée au sud pour finir au nord-est en zone de moyenne montagne (montagne de Lachens à 1715 m, point culminant du département). Entre ces deux extrêmes, se situent différents massifs côtiers, comme par exemple :

- Le massif de la Sainte-Baume à l'ouest (point culminant à 1147 m d'altitude).
- Les Monts toulonnais au sud-ouest (point culminant à 804 m d'altitude).
- Le Plateau de Canjuers au nord (point culminant à 1926 m d'altitude).
- Le massif des Maures au centre (point culminant à 780 m d'altitude).
- Le massif de l'Estérel à l'est (point culminant à 618 m d'altitude).

Ces massifs peuvent entrainer la formation des phénomènes convectifs, lorsque l'air plus chaud et humide venant de la mer rencontre ces reliefs.

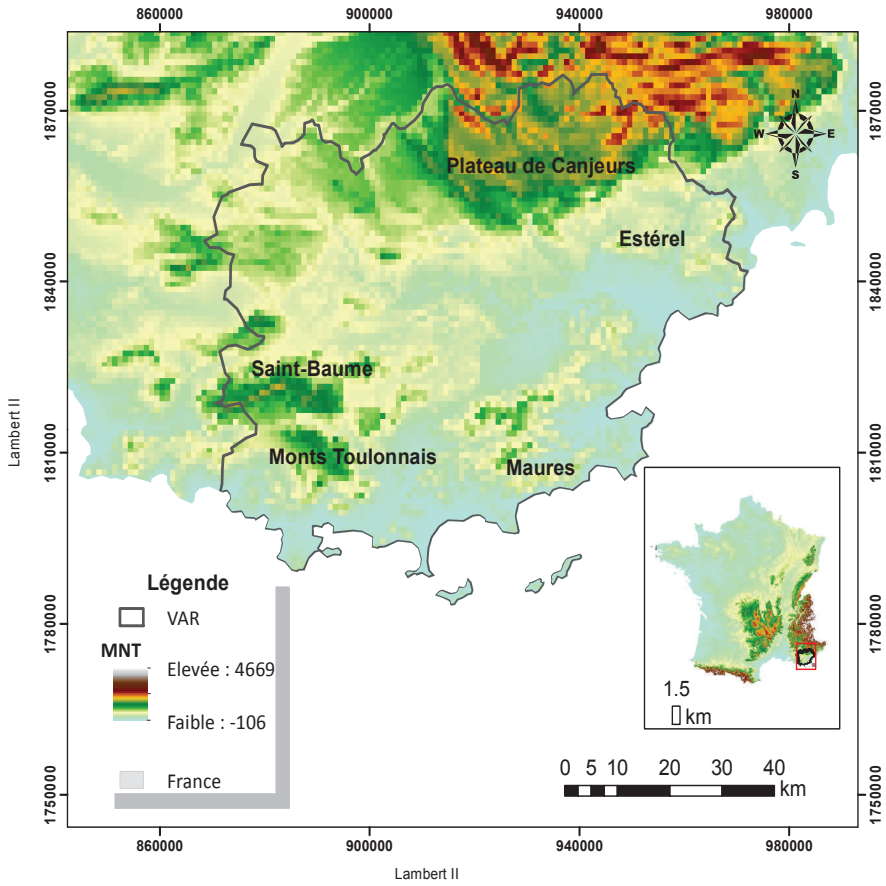


Figure 11. Localisation et représentation topographique du département du Var et de ses principaux massifs.

La Figure 12 présente la classification du sol de la région du Var, selon la base de données Corine Land Cover France (MEDDE, 2016). Nous observons que le département du Var est à dominante rurale : 46% du territoire est occupé par des forêts, 22% par les terres cultivées et 24% par d'autres types de végétation (prairies, zones humides, entre autres). Les zones urbaines représentent 8% du département et sont très inégalement réparties sur le territoire. Elles se concentrent principalement sur la zone littorale.

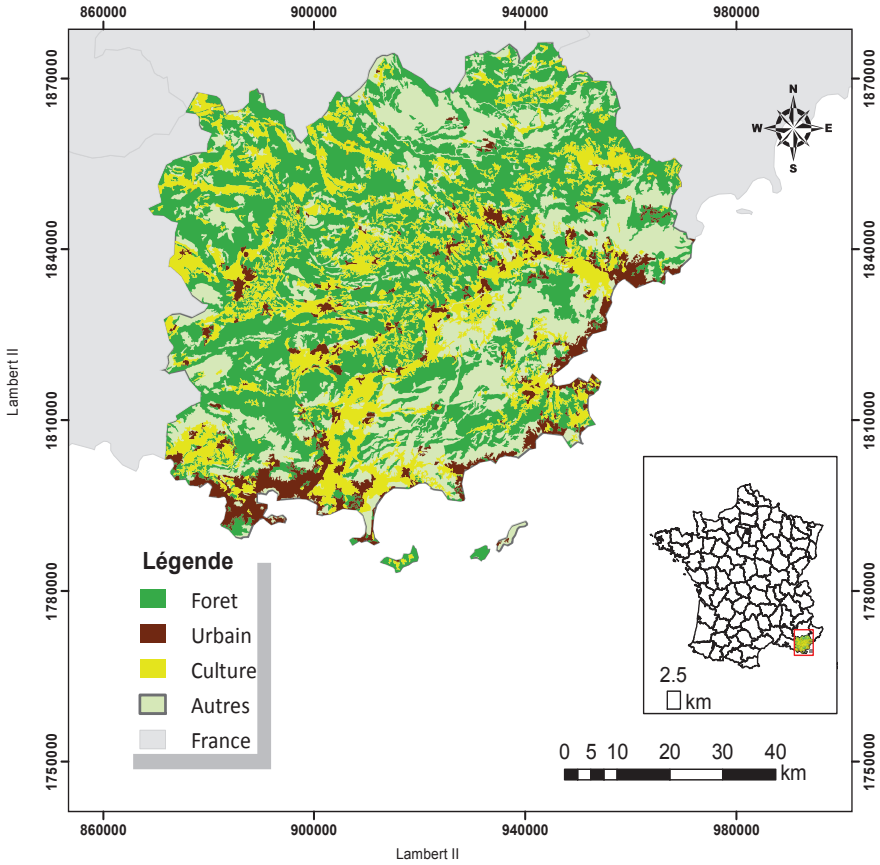


Figure 12. Description et classification de l'occupation du sol du département du Var (*source* : CORINE LAND COVER).

4.2.2. **Climat et hydrographie**

Le département du Var est soumis à un climat typiquement méditerranéen sur sa zone littorale, pour progressivement tendre vers un climat montagnard lorsque l'on se dirige vers le Nord. La pluie moyenne annuelle est de 900 mm, et les températures annuelles varient entre 9°C et 16°C (Météo-France, 2016). La climatologie de la région se caractérise par des périodes d'automne et d'hiver humides et des périodes estivales sèches.

A titre illustratif, la Figure 13 présente les moyennes interannuelles des cumuls mensuels pluviométriques, ainsi que les températures (minimales et maximales) climatologiques mensuelles, évalués sur les mesures de la station « Le Luc » (sur la Figure 17, pluviographe numéro 5), localisée dans le centre de la zone d'étude. Nous observons que les plus fortes températures (jusqu'à 35°C) sont habituellement observées en juillet et août, et les plus basses, en décembre et janvier. Du point de vue de la pluviométrie, l'automne est la saison la plus arrosée, avec un maximum au mois d'octobre (au-delà de 100 mm). A cette saison, la température de la méditerranée reste relativement élevée, ce qui génère des remontées d'air chaud, humide et instable et provoque des orages violents, parfois stationnaires, appelés « épisodes méditerranéens ».

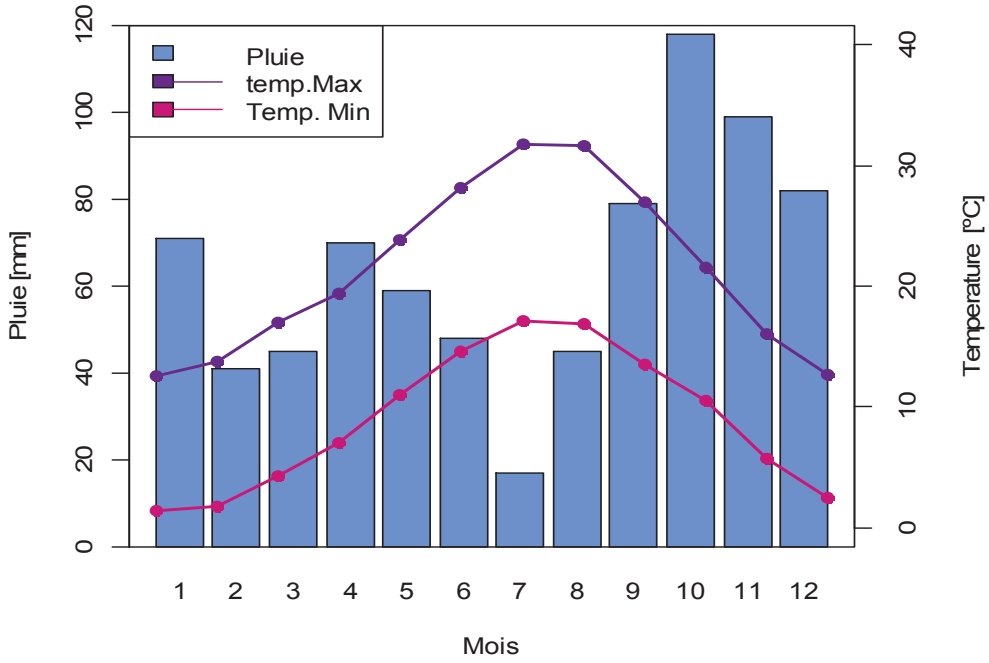


Figure 13. Moyennes des températures minimales et maximales et des précipitations mensuelles interannuelles (1981-2010) pour la station « Le Luc », localisée dans le centre du Département du Var (*source* : Météo France, 2016).

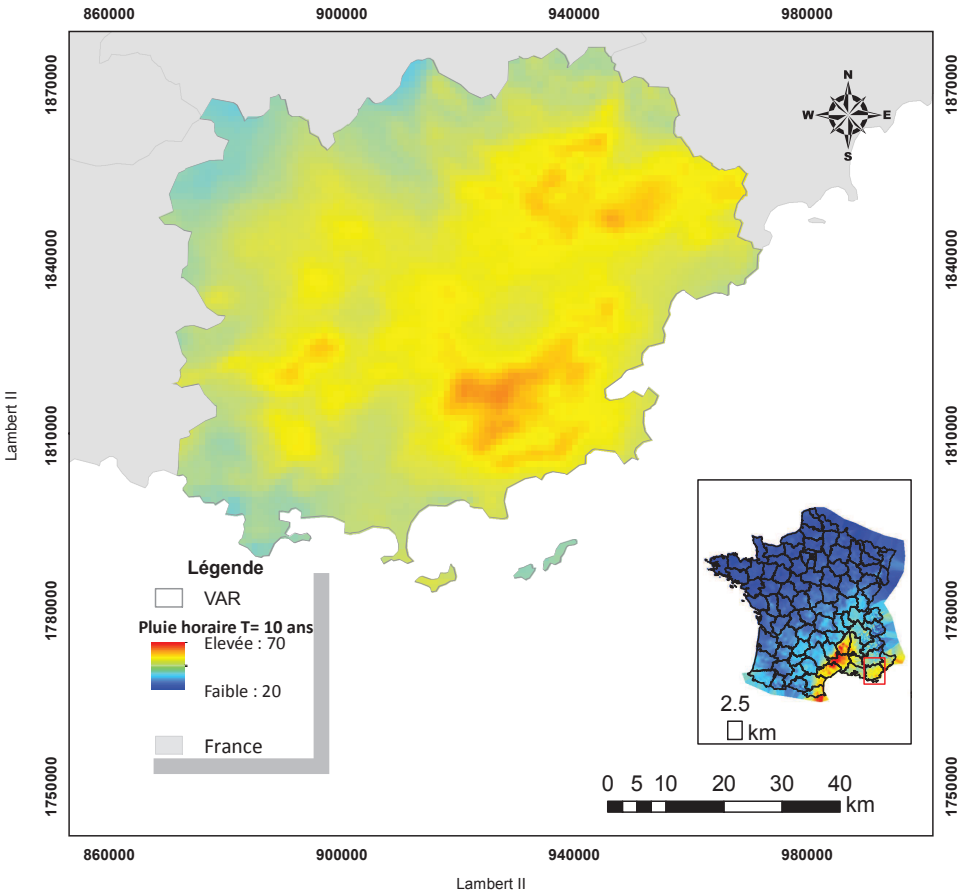


Figure 14. Carte d'estimation de la pluie horaire (mm/h) sur la période de retour de 10 ans pour le Département du Var (estimation faite à partir de la méthode SHYREG).

Afin d'avoir une vision spatialisée des pluies fortes sur le département du Var, la Figure 14 présente la carte des quantiles de pluie horaire de période de retour 10 ans, estimée par la méthode SHYREG (Arnaud *et al*, 2016). Il est intéressant d'observer que la région est caractérisée par des valeurs relativement hautes, comparé au reste de la France, avec des quantiles de pluie décennale ponctuelle entre 30 mm et 63 mm. Sur le département du Var, les zones avec les valeurs les plus élevées sont localisées dans les régions de plus haute altitude et notamment à l'est.

La Figure 15 présente les grands bassins versants du département. Son réseau hydrographique est constitué de presque 3800 km de cours d'eau. Le principal fleuve est l'Argens, d'une surface d'environ 2700 km^2. Il traverse le département d'ouest en est et ses principaux affluents sont l'Isole, le Caramy, la Bresque, l'Aille et la Nartuby. Les principaux fleuves côtiers sont le Gapeau, la Reppe, le Las et la Giscle. Toutes ces rivières sont caractérisées par une grande variabilité saisonnière de leurs débits. En été, du fait des fortes températures (évaporation) et des faibles précipitations, les niveaux d'eau sont au plus bas, provoquant souvent des périodes d'étiage marquées. Par contre, pendant l'automne et l'hiver des crues peuvent se produire, avec notamment l'arrivée d'orages violents. Ceci peut être observé sur la Figure 16 qui représente les débits mensuels interannuels issus de la banque HYDRO (1961-2016) de la station « Le Gapeau à Hyères » (517 km²).

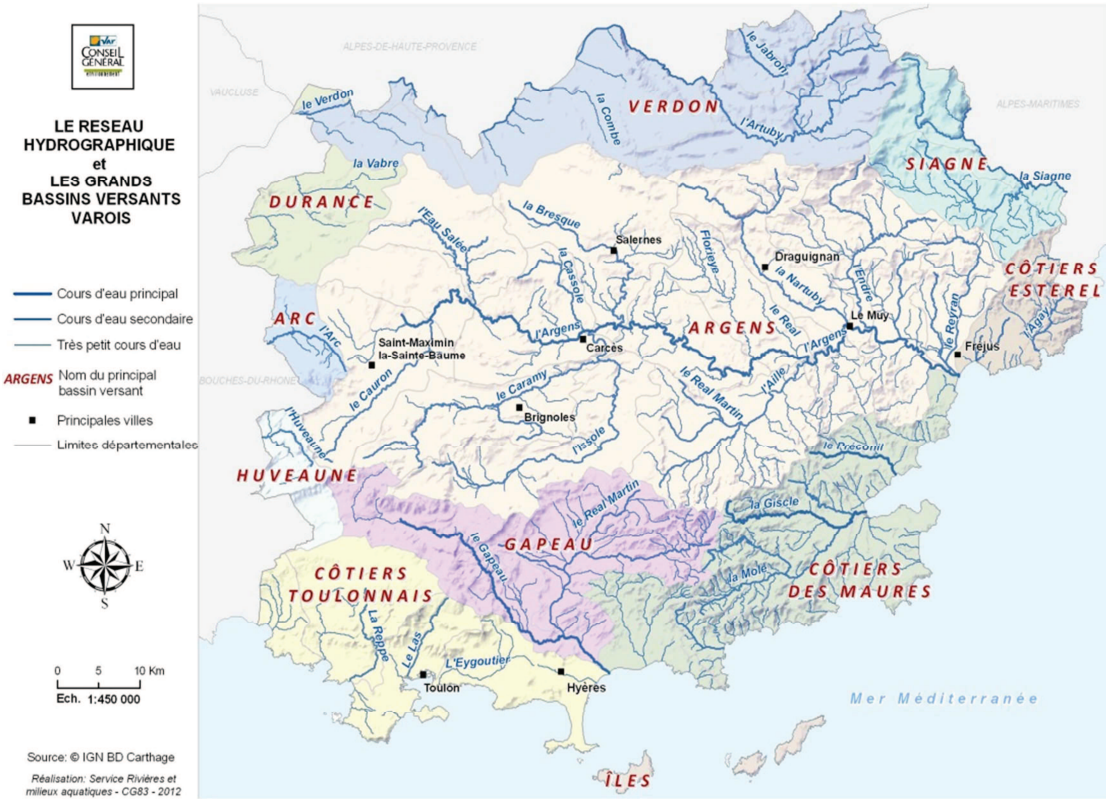


Figure 15. Illustration du réseau hydrographique et des grands bassins versants du département du var (*source :* IGN BD Carthage, http://www.var.fr/documents/35004/37837/R%C3%A9seau_hydrographique_varois.jpg)

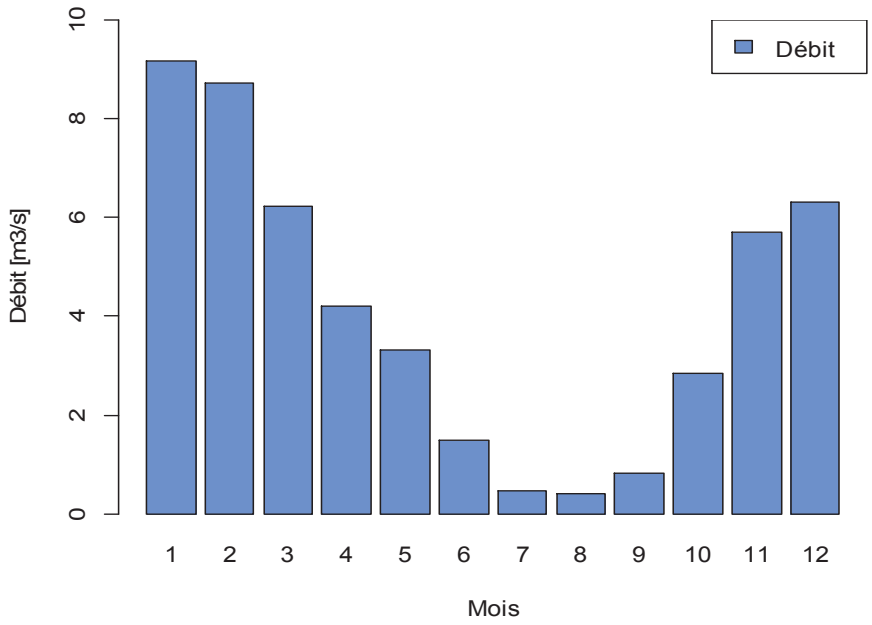


Figure 16. Les moyennes des débits mensuelles interannuelles (1961-2016) pour la station « Le Gapeau à Hyères », localisé dans le sud-ouest du département du Var (*source* : Banque HYDRO).

4.3. Les données pluviométriques utilisées

Nous avons utilisé les données radar et les mesures des pluviomètres fournies par Météo-France comme base d'information sur la pluie dans la zone d'étude. L'ensemble de ces données a été collecté sur une période allant d'octobre 2009 à mars 2013. Le pas de temps horaire est le pas de temps qui a été adopté pour notre étude.

Pluviomètres

Dans la zone d'étude, nous disposons de trente pluviomètres, bien repartis dans la région. Leur localisation est représentée dans la Figure 17. Le Tableau 4 donne leurs coordonnées X,Y, leur altitude, et les cumuls pluviométriques annuels moyens sur chaque pluviomètre, évalués sur la période de données disponible (2009-2013). Nous observons que les cumuls pluviométriques varient entre 535 mm/an et 1216 mm/an, et que les pluviomètres avec les plus forts cumuls sont situés à l'est du département, alors que les cumuls les plus faibles sont observés à l'ouest.

La lame d'eau radar PANTHERE

La lame d'eau radar PANTHERE est la lame d'eau issue du réseau radar de Météo-France. Elle est obtenue à la suite de plusieurs post-traitements visant à corriger les erreurs liées à la réflectivité radar, comme, par exemple, les problèmes d'échos fixes, de masques ou de bande brillante en altitude (Tabary, 2007). Météo-France effectue également une correction de la lame d'eau à l'aide des mesures des pluviomètres au sol. Un coefficient correcteur unique est appliqué sur l'ensemble de la zone couverte par le radar en considérant les pluviomètres situés dans un rayon de moins de 100 km du

radar. Ce coefficient tient compte des erreurs (multiplicatives) des quarante dernières heures, ainsi que d'un coefficient de correction mensuel, afin d'éviter des corrections trop brutales (Tabary *et al.*, 2013).

La résolution temporelle originale de la lame d'eau radar PANTHERE est de 5 minutes, pour une résolution spatiale de 1 km². Dans cette thèse, nous avons utilisé des données agrégées au pas de temps horaire.

La lame d'eau ANTILOPE

La lame d'eau ANTILOPE est obtenue en fusionnant les données des pluviomètres et la lame d'eau radar PANTHERE. Dans sa dernière version (V2), les pluviomètres sont interpolés par krigeage à dérive externe, en prenant comme support la donnée de l'image radar PANTHERE (Laurantin, 2013). ANTILOPE-V2 a été mis en opérationnel en juillet 2013 par Météo-France.

Dans ce travail de thèse, nous avons bénéficié d'une version « rejeu » de la lame d'eau ANTILOPE. Cela veut dire qu'au lieu d'utiliser les données archivées de la version V2 (opérationnelle qu'à partir de 2013), nous avons utilisés des données issues d'un calcul effectué *a posteriori*, mais avec la même méthode de combinaison radar et pluviomètres de la dernière version V2. La résolution temporelle des données est d'une heure, pour une résolution spatiale de 1 km.

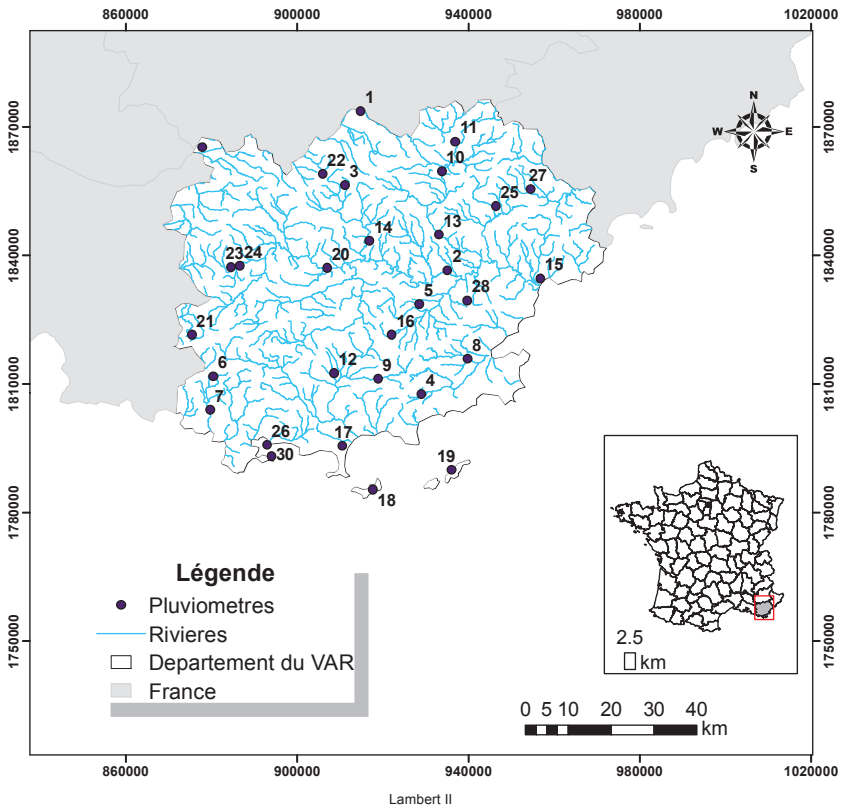


Figure 17. Localisation des 30 pluviomètres dans le département du Var.

Tableau 4. Caractéristiques des pluviomètres du département du Var

Points de localisation	Pluviomètre (code)	X (m)	Y (m)	Cumul annuel moyen (mm/an)
1	83002004	914800	1873700	852
2	83004004	935100	1836500	806
3	83007004	911200	1856400	697
4	83019002	929000	1807600	1217
5	83031001	928500	1828600	988
6	83035001	880400	1811700	759
7	83035002	879700	1803900	597
8	83042001	939800	1815800	886
9	83043005	918900	1811300	914
10	83044003	933800	1859600	1056
11	83044004	936900	1866500	976
12	83049005	908600	1812500	849
13	83050007	933100	1844700	875
14	83051001	916900	1843400	836
15	83061001	956800	1834600	936
16	83067002	922100	1821500	859
17	83069001	910600	1795500	726
18	83069002	917700	1785300	717
19	83069003	937300	1789900	535
20	83083001	907000	1837100	706
21	83093005	875400	1821500	1010
22	83102005	904200	1859100	707
23	83116004	884600	1837300	655
24	83116022	884400	1837000	812
25	83124002	946400	1851500	1065
26	83137001	893000	1795700	674
27	83138002	954500	1855500	446
28	83148002	939700	1829500	1019
29	83150002	877900	1865200	656
30	83153001	893900	1793000	665

4.4. Evénements étudiés

Une sélection d'événements a été effectuée à partir des chroniques continues des images radar PANTHERE. Ces événements serviront à tester les performances des méthodes développées dans cette thèse. La constitution du jeu d'événements a été effectuée de la manière suivante :

1. Un événement démarre dès lors que le cumul horaire d'un pixel radar dépasse le seuil de 5 mm/h sur la zone d'étude.
2. Cet événement se termine dès lors que les cumuls horaires de tous les pixels radar redescendent sous le seuil de 5 mm/h.
3. Pour chaque événement ainsi constitué, les cumuls de pluie sont calculés en chaque pixel.
4. Les événements retenus sont ceux présentant les plus forts cumuls au pixel, mais également ceux qui concernent une zone suffisamment étendue. Pour cette dernière étape, une inspection visuelle des cartes de cumul par événement a été nécessaire, pour ne pas sélectionner des événements très localisés.

Au total, nous avons sélectionné 17 événements pluvieux, correspondant à un total de 427 heures de pluie. Le Tableau 5 présente les dates de début et fin, la durée, et les cumuls radar maximum à un pixel donné de chaque événement sélectionné. La Figure 18 présente la répartition spatiale des cumuls de pluie pour chaque événement.

Nous observons que la durée des événements varie entre 8 heures (événement #2) et 72 heures (événement #7). L'année 2011 a été marquée par des événements avec une longue durée, comme, par exemple, les événements de novembre 2011 (événements #7 et #8). L'événement #3 a été exceptionnel par son intensité : 400 mm en 31 heures. Comme nous le verrons dans la suite, il s'agit de l'événement record en termes de dégât et de victimes.

Par rapport à la répartition spatiale des cumuls pluviométriques des événements, nous n'observons pas une zone privilégiée au sein du département. Une région quelconque dans la zone d'étude est concernée par au moins un événement sélectionné. De même, au niveau des cumuls pluviométriques, il ne semble pas y avoir de préférence géographique pour les cumuls maximums.

Tableau 5. Caractéristiques des événements pluvieux sélectionnés : dates de début et de fin (les heures sont en TU, temps universel), durée totale et cumul radar maximum au pixel

Evénements	**Début de l'événement** (année/mois/jour heure)	**Fin de l'événement** (année/mois/jour heure)	**Durée** (heure)	**Cumul radar maximum (mm)**
1	2009/10/21/ 14h	2009/10/22 23h	34	200
2	2009/12/24 11h	2009/12/24 18h	8	70
3	2010/06/14 23h	2010/06/16 05h	31	400
4	2010/11/20 10h	2010/11/21 00h	15	120
5	2011/09/18 02h	2011/09/18 11h	10	70
6	2011/10/24 13h	2011/10/25 18h	30	200
7	2011/11/03 23h	2011/11/06 22h	72	350
8	2011/11/07 17h	2011/11/10 04h	60	300
9	2012/05/20 16h	2012/05/21 02h	11	140
10	2012/10/26 03h	2012/10/27 03h	25	150
11	2012/10/31 12h	2012/10/31 21h	10	100
12	2012/11/10 09h	2012/11/11 11h	27	150
13	2013/01/19 17h	2013/01/20 16h	24	120
14	2013/02/10 21h	2013/02/11 13h	17	100
15	2013/03/05 20h	2013/03/06 11h	16	120
16	2013/03/08 02h	2013/03/08 14h	13	108
17	2013/03/24 02h	2013/03/25 01h	24	115

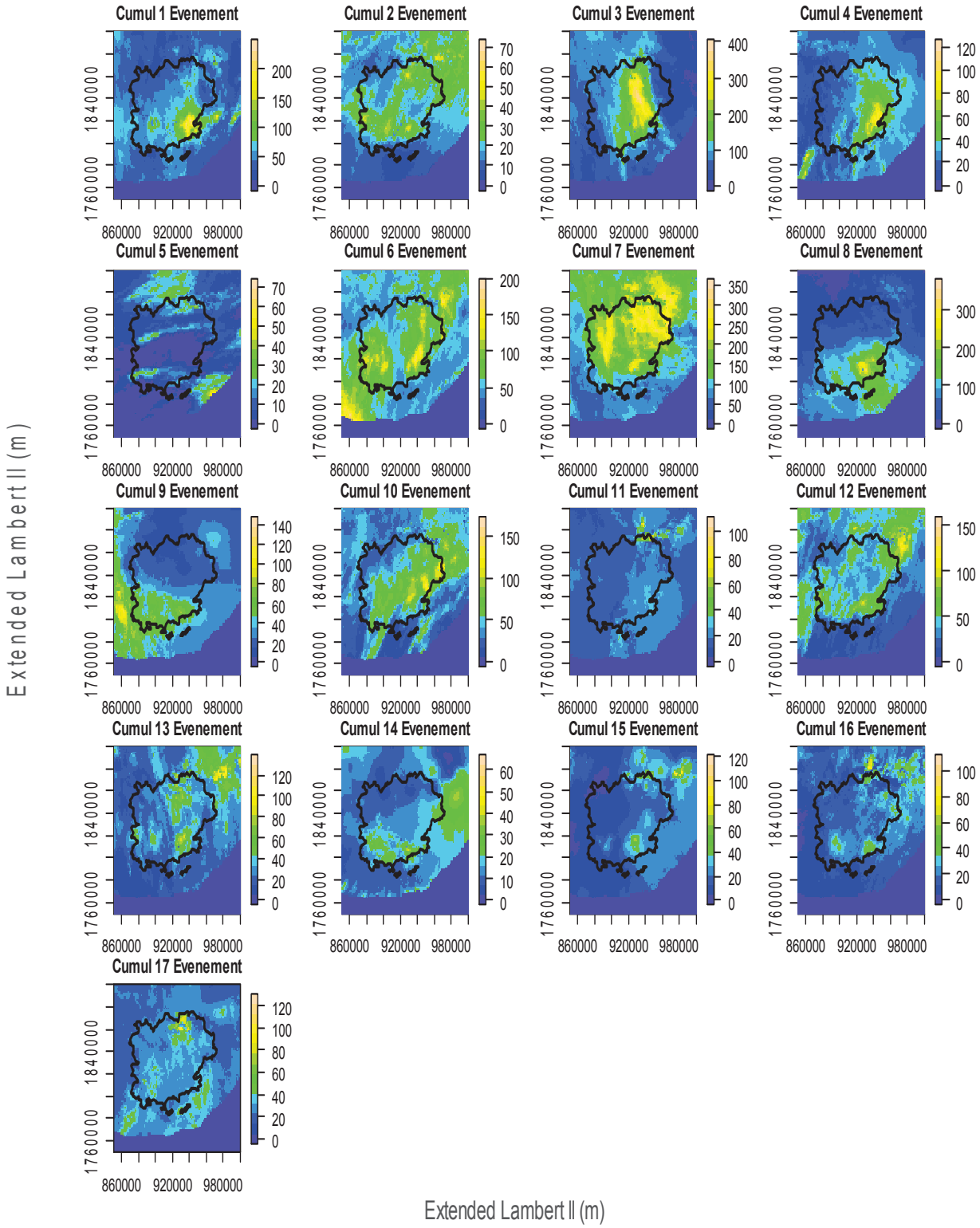


Figure 18. Cartes de cumul pluviométrique (mm) de chaque événement sélectionné dans le département du Var (les durées des événements varient ; voir Tableau 5).

Parmi les événements sélectionnés, certains ont été associés à des dégâts considérables dans le département du Var, mais aussi dans d'autres départements également impactés. Ces événements sont présentés dans le Tableau 6. Dans ce tableau, figurent également les principaux dommages et le coût socio-économique total des dégâts à l'échelle de l'événement (donc pas nécessairement uniquement dans le Var) et le nombre des communes avec arrêté CatNat (CatNat est un régime d'indemnisation des catastrophes naturelles). Ces informations sont originaires de la base de données E-risk fournie par la Caisse Centrale de Réassurance (CCR).

Tableau 6. Evénements plus extrêmes en termes de dégâts socio-économiques dans le Département du Var et leurs dommages à l'échelle nationale
(*source* : E-risk, 2016)

Date	Numéro de l'événement	Nombre de départements touchés	Nombre des communes avec arrêté CatNat	Coût total (M€)	Nombre de décès
21-22 octobre 2009	1	3	39	57	0
6-7 juin 2010	3	2	61	450	23
3-10 novembre 2011	7 et 8	16	444	240	5
31 octobre 2012	10	3	25	10	2

4.5. Analyse des données radar et pluviométriques

Afin de vérifier la compatibilité des données radar et pluviométriques que nous avons réunies pour cette thèse, et avoir une idée de leurs différences, une analyse préliminaire a été faite avec les données radar PANTHERE et les données des pluviomètres disponibles. Cette analyse permet de vérifier la compatibilité entre les données qui seront utilisées dans la méthode de génération d'ensembles pluviométriques développée dans la thèse. En effet, si les données radar et pluviométriques s'avèrent fortement décorrelées, ces informations ne pourront pas être combinées pour fournir les paramètres du générateur de pluie.

La Figure 19 présente la comparaison entre les données radar et pluviométriques quand on considère les mesures horaires sur l'ensemble des événements étudiés. La comparaison a été faite en prenant la valeur du pixel radar le plus proche de chaque point de pluviomètre, et ce sur toute la durée de chaque événement.

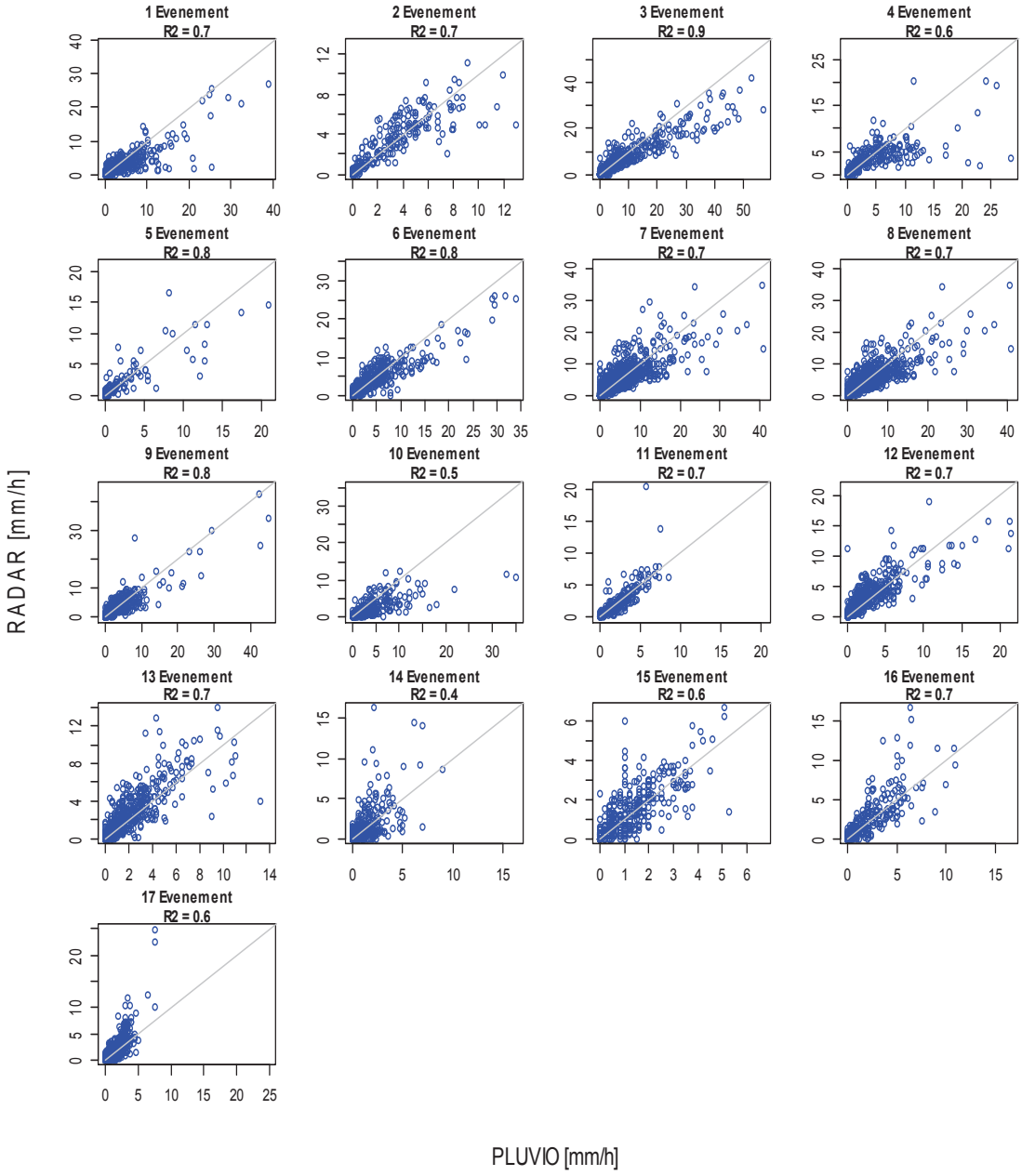


Figure 19. Comparaison des cumuls horaires des pluies des pluviomètres (abscisses) et des pixels radar associés (ordonnées) en considérant tous les événements pluvieux sélectionnés dans le département du Var. Le coefficient de détermination (R2) est indiqué dans chaque cas.

De façon générale, nous observons une bonne corrélation entre les données ; le coefficient de détermination R2 moyen est de 0,7, à l'exception de l'événement #14, pour lequel le R2 est de seulement 0,4. Nous observons également que, pour des cumuls horaires observés inférieurs à environ 15mm, le radar a plutôt une tendance à la surestimation (par exemple, événement #17), alors que pour des cumuls supérieurs à cette valeur, une sous-estimation par le radar est constatée dans la majorité des cas (par exemple, événement #3). Ces différences entre mesures radar et pluviomètres observées peuvent être expliquées par les incertitudes liées aux mesures (cf. présenté au Chapitre 1).

4.6. Conclusion

Du fait de ses caractéristiques climatologiques et topographiques, le département du Var est une région propice aux crues soudaines, comme l'on rappelé plusieurs événements passés (celui de juin 2010 étant le plus caractéristique). Par ailleurs, cette zone se trouve bien couverte par le réseau radar de Météo-France (radar de Collobrières) et par un bon réseau de pluviomètres. De ce fait, il s'agit de notre choix en termes de zone d'étude pour cette thèse.

Les données pluviométriques horaires disponibles couvrent la période allant de 2009 à 2013. Sur cette période, nous avons sélectionné 17 événements pluvieux marquants. Ils représentent des événements de durées et cumuls pluviométriques variables, allant, par exemple, de 70 mm en 10 heures (événement #5) à 400 mm en 31 heures (événement #3). L'analyse croisée des cumuls horaires ponctuels de pluie radar et mesurés par les pluviomètres a montré une bonne corrélation entre ces données, malgré quelques différences qui peuvent exister sur ces types de mesures.

Cette étape d'inventorisation des données a permis de fixer les bases pour les prochaines étapes de la thèse et de mettre en œuvre la méthode de génération des ensembles de champs de pluie. Dans le prochain chapitre, nous présentons les résultats de l'évaluation des simulations obtenues avec le générateur SAMPO TBM, adapté à nos objectifs et bases de données.

5

Qualité des simulations générées

* Une partie des résultats présentés dans ce chapitre a été publiée dans l'article : Caseri, A., P., Javelle, M.-H., Ramos, E. Leblois, 2016. Generating precipitation ensembles for flood alert and risk management, *Journal of Flood Risk Management*, 9, 4, 402-415, DOI:10.1111/jfr3.12203

5.1. Introduction

L'un des défis de cette thèse est de représenter l'incertitude de la donnée de pluie fournie par la donnée radar PANTHERE, présentée dans le chapitre précédent. Pour cela, nous proposons de générer un ensemble de scénarios possibles à l'aide de la simulation conditionnelle géostatistique et, plus particulièrement, du générateur SAMPO TBM, adapté aux besoins de nos objectifs et mis en œuvre en situation de « simulation », SI (voir Chapitre 2). Notamment, nous souhaitons répondre à la question associée au Défi 1 de cette thèse (voir Introduction): « La technique de simulation conditionnelle proposée par la géostatistique permet-elle de générer, avec une bonne précision et fiabilité, un ensemble de champs de pluie alternatifs autour d'un champ de pluie observé ? »

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats de l'évaluation de la qualité des simulations générées par SAMPO TBM (mode SI) sur les 17 événements sectionnés dans cette thèse, représentant un total de 427 heures. Nous rappelons que les ensembles ont été générés sur des grilles de 1 x 1 km et au pas de temps horaire, avec 30 membres dans chaque ensemble de pluie simulé. Dans un premier temps, nous présentons l'estimation des paramètres du générateur. Ces paramètres ont été établis pour chaque événement, en utilisant les informations des données radar et pluviométriques. Ensuite, les simulations sont évaluées en comparant les valeurs simulées avec les mesures des pluviomètres qui n'ont pas été utilisés pour l'estimation des paramètres. La justesse, la fiabilité et la capacité de discrimination de l'occurrence d'événements forts sont les attributs considérés pour évaluer la qualité des simulations.

5.2. Estimation des paramètres et vérification de l'algorithme

5.2.1. Estimation des paramètres SAMPO-TBM (SI)

Pour pouvoir générer des ensembles de champs de pluie qui restituent la même structure spatio-temporelle de la donnée radar et la distribution des intensités de pluie mesurées par les pluviomètres, nous avons estimé, séparément, les paramètres de SAMPO TBM pour chaque événement de pluie. Cette estimation a été faite à l'aide d'un programme informatique créé à l'Irstea Lyon pour permettre l'estimation automatique des paramètres du générateur aux dates souhaitées. Nous avons créé des fichiers de commandes qui permettent le lancement automatique de ce programme, ainsi que des fonctions en langage de programmation R pour le pré-traitement des données d'entrée, ainsi que le post-traitement des sorties.

Les valeurs des paramètres estimés pour chaque événement sont présentées dans le Tableau 7. La corrélation spatio-temporelle de l'intermittence est estimée entre 21-77 km dans l'espace (L_{Ind}) et entre 2-5 heures dans le temps (T_{Ind}). La corrélation spatio-temporelle de la pluie non-nulle est estimée entre 13-89 km dans l'espace (L_{PNN}) et entre 1-7 heures dans le temps (T_{PNN}). Le pourcentage moyen de pluies nulles (zéros) (P_z) varie entre 5% et 51%. Les valeurs de vitesse (U) du vent varient entre 2,5 m/s et 13 m/s. Les pluies viennent en majorité

du sud-ouest. La moyenne (m_{PNN}) et l'écart-type (s_{PNN}) de la pluie non-nulle varient de 2 à 6 mm/h et de 2 à 10 mm/h, respectivement.

Une fois les paramètres du générateur de pluie définis, un ensemble de 30 membres est généré pour chaque pas de temps horaire de chaque événement de pluie à l'aide du logiciel SAMPO TBM. La Figure 20 présente une copie de l'écran du logiciel avec les paramètres définis pour l'événement de juin 2010. Dans le cadre de la thèse, un fichier de commandes a été créé pour pouvoir faire tourner le logiciel sur l'ensemble des événements sélectionnés de manière automatisée, avec les paramètres obtenus à l'étape précédente.

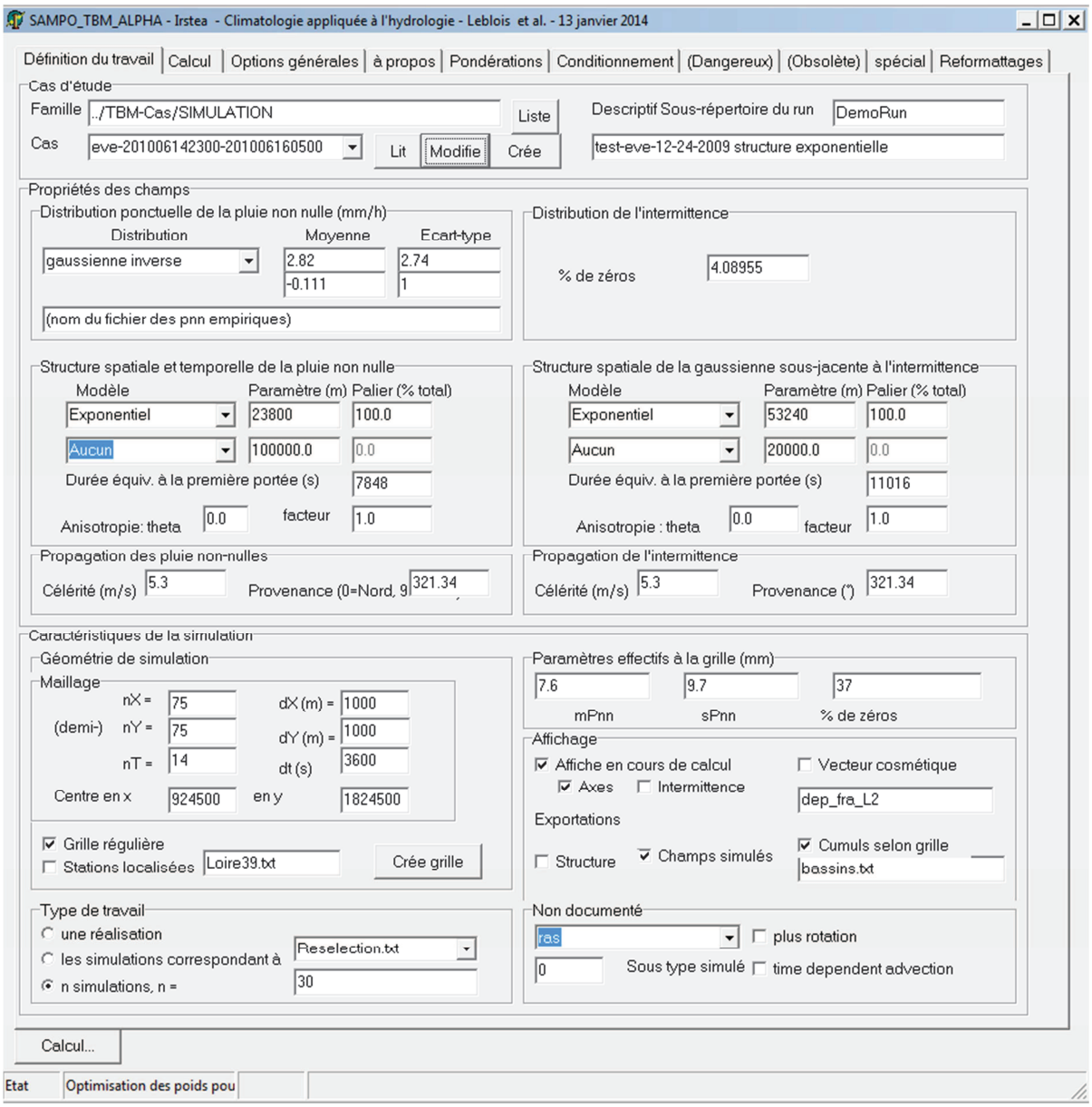


Figure 20. Copie de l'écran du logiciel SAMPO-TBM avec les paramètres estimés pour l'événement de juin 2010.

La Figure 21 présente une simple illustration de deux membres d'une simulation d'ensemble pour trois pas de temps de l'événement de juin 2010. Les champs de pluie fournis

par la donnée radar PANTHERE y sont également indiqués. Nous pouvons qualitativement observer que les champs de pluie générés sont compatibles avec les images radar et montrent des scénarios de pluie plausibles. Les intensités de pluie sont également du même ordre de grandeur et la structure radar, de manière générale, est bien reproduite.

5.2.2. **Vérification de l'algorithme de simulation conditionnelle**

Dans la simulation SAMPO TBM, les mesures de pluie des pluviomètres sont utilisées pour conditionner les champs simulés, c'est-à-dire, les valeurs mesurées sont reproduites à l'identique, dans les champs simulés, à l'endroit où se trouvent les pluviomètres. Une étape de vérification de l'algorithme consiste donc à vérifier que les totaux pluviométriques des champs simulés, pris aux points de mesure, correspondent bien aux totaux mesurés par les pluviomètres disponibles lors du conditionnement.

La Figure 22 présente trois exemples pour les événements de pluie de juin 2010 et novembre 2011 (événements #3, #7, #8, d'après le Tableau 5 du Chapitre 4), où les cumuls de pluie fournis par les données radar PANTHERE sont comparés aux cumuls simulés. Les cumuls simulés sont calculés en considérant, à chaque pas de temps horaire, la moyenne des 30 membres de l'ensemble généré. Les cumuls observés et simulés aux points jaugés (pluviomètres) sont également indiqués dans les champs issus du radar et simulés. Dans un premier temps, nous pouvons observer que les cumuls simulés de pluie correspondent bien aux cumuls mesurés par les pluviomètres, ce qui montre que l'algorithme de conditionnement fonctionne correctement. Ces cumuls sont proches, mais pas forcément égaux aux cumuls de la donnée radar, ce qui est attendu, étant donné les incertitudes entre ces différentes sources de mesure.

Dans un deuxième temps, nous pouvons observer que le conditionnement joue un rôle important lorsqu'il s'agit de capturer la structure spatiale des cellules de pluie, telle que vue par la donnée radar. Il contribue à bien reproduire la répartition spatiale des totaux pluviométriques pour chaque événement. Les différences entre les champs du radar et les champs simulés sont plus élevées aux bords de la zone de conditionnement délimitée par le réseau de pluviomètres, ou encore dans les zones où les points jaugés sont très isolés ou absents.

Tableau 7. Paramètres estimés pour la simulation d'ensembles avec SAMPO-TBM (SI) pour les 17 événements de cette étude. Directions d'où vient le vent : 0° = nord, 90° = est, 180° = sud, 270° = ouest

	Donnée radar			**Donnée pluviométrique**		
Evénement (an/mois/jour)	L_{PNN}, T_{PNN}	L_{Ind}, T_{Ind}	U, D	m_{PNN} (mm/h)	s_{PNN} (mm/h)	P_z (%)
2009/10/21	42 km; 2h	72 km; 4h	7 m/s; 236° (SO)	5	6	51
2009/12/24	43 km; 2h	62 km; 4h	5 m/s; 225° (SO)	3	4	17
2010/06/14	24 km; 2h	53 km; 3h	5 m/s; 321° (NO)	8	10	37
2010/11/20	26 km; 1h	42 km; 2h	11 m/s; 248° (O)	5	5	45
2011/09/18	40 km; 1h	28 km; 2h	6 m/s; 278° (O)	3	4	34
2011/10/24	68 km; 8h	60 km; 5h	6 m/s; 223° (NO)	5	6	35
2011/11/03	30 km; 2h	68 km; 3h	4 m/s; 195° (S)	5	10	40
2011/11/07	19 km; 3h	68 km; 5h	3 m/s; 220° (SO)	3	9	49
2012/10/26	34 km; 5h	38 km; 2h	5 m/s; 216° (SO)	4	6	41
2012/05/20	13 km; 2h	36 km; 4h	8 m/s; 241° (SO)	4	4	5
2012/10/31	28 km; 1h	77 km; 3h	3 m/s; 296° (NO)	3	2	10
2012/11/10	23 km; 7h	40 km; 5h	5 m/s; 211° (SO)	3	4	15
2013/01/19	20 km; 6h	35 km; 2h	4 m/s; 205° (SO)	3	3	10
2013/02/10	27 km; 3h	41 km; 2h	5 m/s; 298° (NO)	2	2	20
2013/03/05	33 km; 3h	53 km; 4h	4 m/s; 180° (S)	2	2	12
2013/03/08	89 km; 1h	21 km; 2h	13 m/s; 288° (SO)	3	3	13
2013/03/24	24 km; 2h	52 km; 3h	3 m/s; 186° (S)	2	3	13

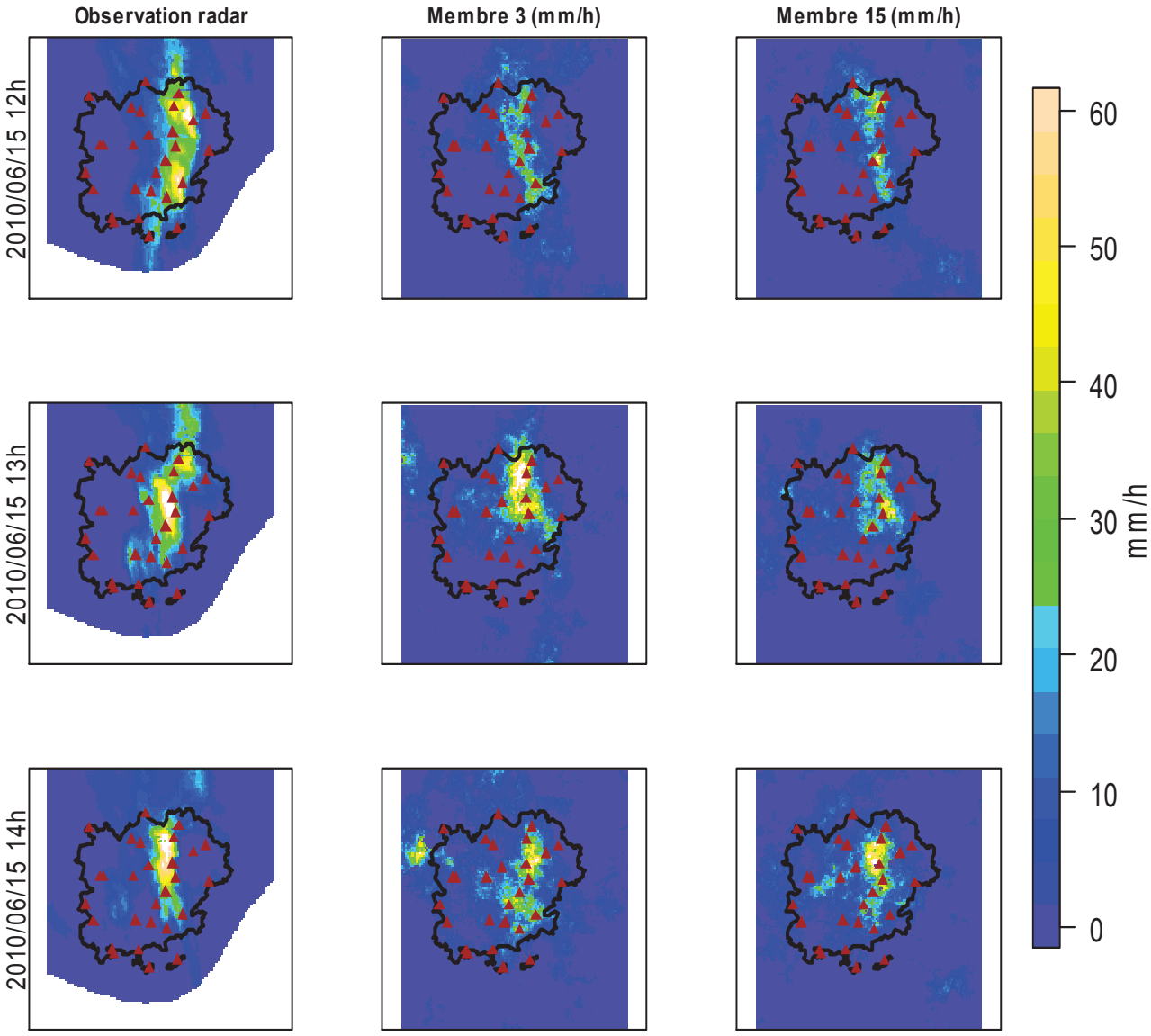


Figure 21. Illustration des champs de pluie horaires simulés par SAMPO-TBM (SI) (Membre 3 et Membre 5 ; colonnes du centre et à droite) pour trois pas de temps (lignes) de l'événement de pluie de juin 2010. Les données issues du radar météorologique PANTHERE (colonne à gauche) y sont également représentées.

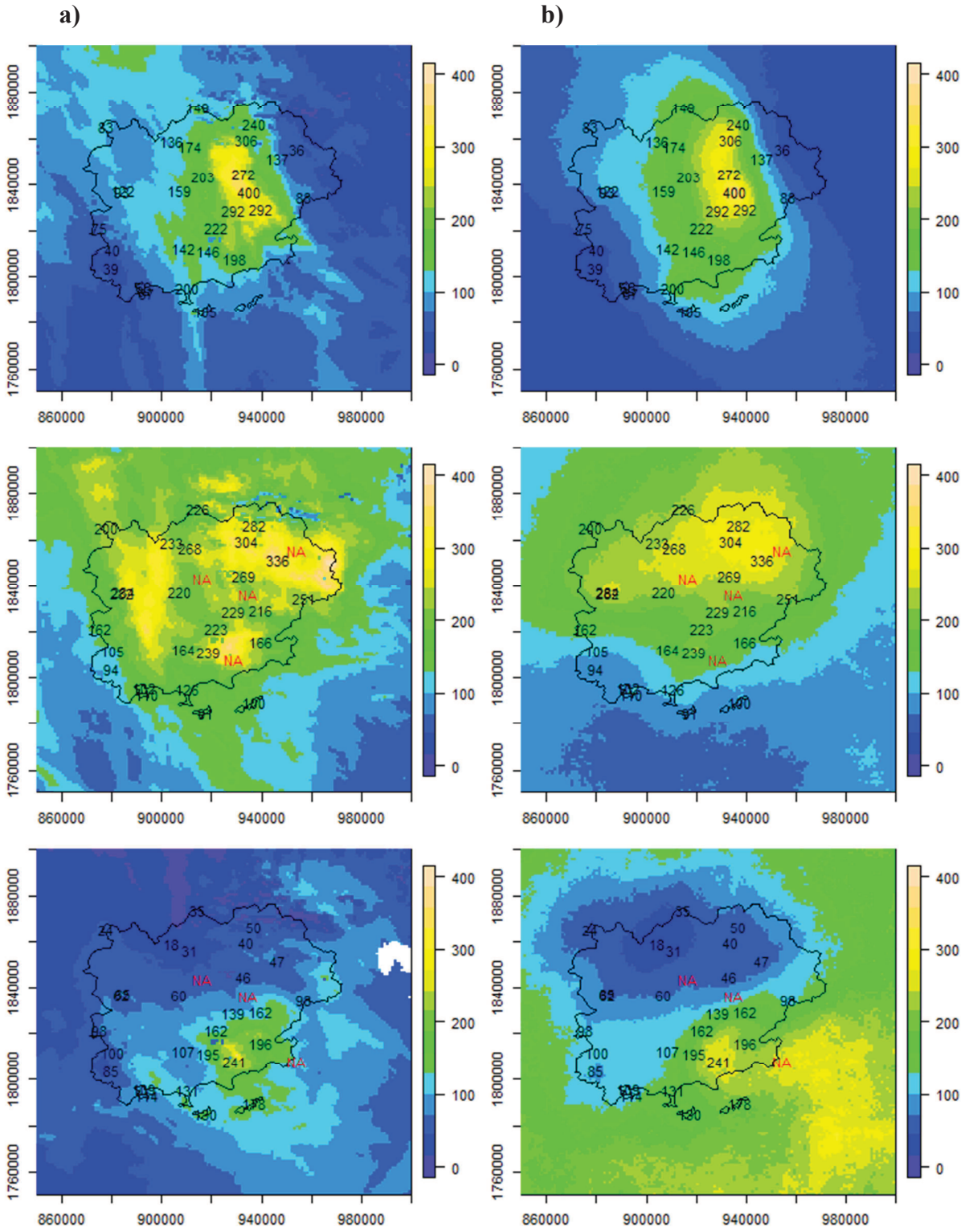


Figure 22. Illustration des cumuls pluviométriques pour trois événements de pluie sur le département du Var : 14 juin 2010 (en haut), 03 novembre 2011 (centre) et 07 novembre 2011 (en bas). Radar météorologique PANTHERE (à, gauche) et moyenne des membres de l'ensemble simulés par SAMPO TBM (b, droite). Les cumuls fournis par les pluviomètres sont indiqués en chiffres (NA indique des données manquantes).

5.3. Evaluation de la qualité des simulations d'ensemble de pluie

5.3.1. Stratégie d'évaluation

Afin d'évaluer les intensités de pluie simulées, nous avons adopté une stratégie de validation croisée (du type « leave-one-out »), qui correspond à « cacher » à tour de rôle un pluviomètre durant toute la procédure et à ne l'utiliser qu'à la fin, pour évaluer les pluies d'ensemble ponctuelles, générées à l'endroit du pluviomètre caché. La procédure est ensuite répétée en cachant un autre pluviomètre, et ainsi de suite. Cette procédure a été réalisée pour évaluer la précision et la fiabilité des pluies ponctuelles générées. En raison des limites de temps de calcul, la procédure a été appliquée successivement à seulement 15 pluviomètres, parmi les 30 disponibles. Nous avons fait attention à sélectionner les pluviomètres de façon à couvrir toute la zone d'étude. Les pluviomètres utilisés pour la validation croisée sont indiqués en vert sur la Figure 23.

Pour chacun des 17 événements, nous devons d'abord estimer 15 jeux de paramètres différents m_{PNN}, s_{PNN}, P_z (ces paramètres étant estimés à partir des pluviomètres, leur valeurs peuvent varier quand un pluviomètre est « caché »). Ensuite, pour ces 15 jeux de paramètres, nous devons simuler, à chaque pas de temps, les 30 champs de pluies de l'ensemble.

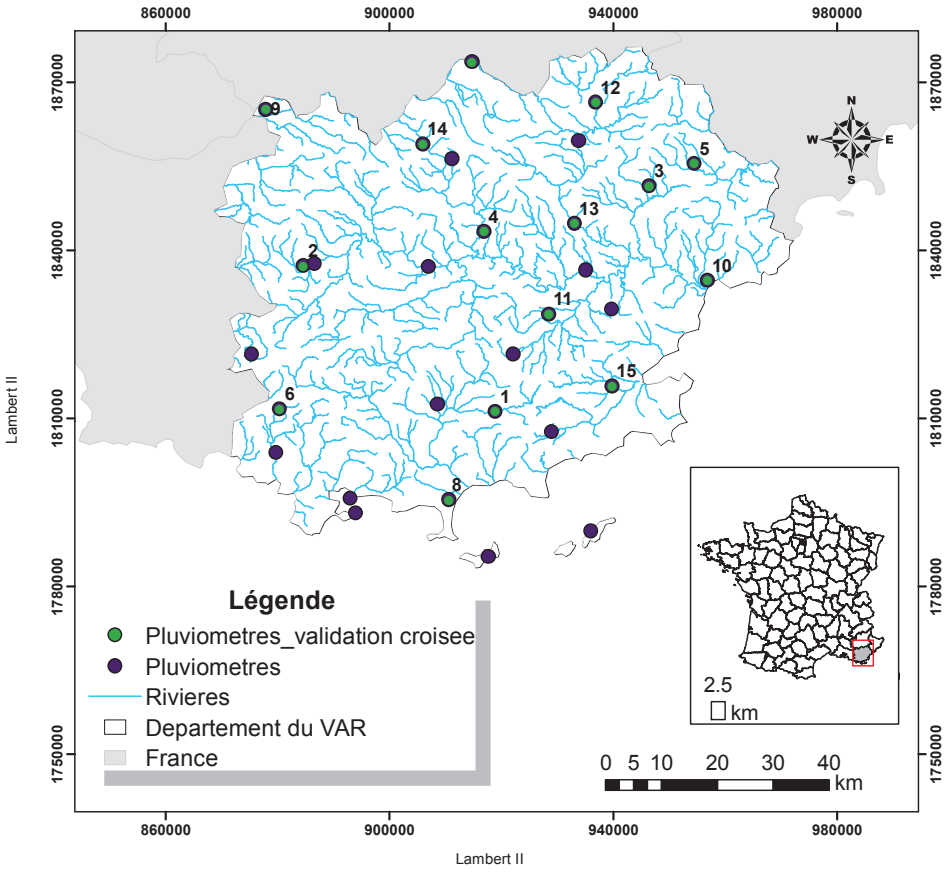


Figure 23. Localisation des pluviomètres utilisés pour le conditionnement (cercles violets) et des pluviomètres utilisés pour la validation croisée (cercles verts numérotés) dans la zone d'étude.

5.3.2. **Qualité des simulations**

Dans le but d'évaluer les simulations générées avec SAMPO TBM, nous avons appliqué, à chaque point de la validation croisée, les critères d'évaluation suivants :

- MAE pour la justesse ;
- CRPS pour la performance globale ;
- AUC (surface de la courbe ROC) pour la capacité de discrimination des événements forts (pour le calcul de la courbe ROC, le quantile 70%, estimé en considérant les données de pluie horaire de tous les événements sélectionnés, a été considéré comme seuil de dépassement) ;
- Diagramme de rang pour évaluer la fiabilité et le biais.

Le calcul des critères a été fait sur l'ensemble de pas de temps horaires de tous les événements confondus (ce qui revient à un total de 427 pas de temps), et en prenant comme valeur « observée » la valeur du pluviomètre « caché ». Nous rappelons également que ces critères ont été présentés en détail dans le Chapitre 3.

La Figure 24 présente la MAE et la Figure 25 présente le CRPS obtenus pour chacun des 15 pluviomètres utilisés pour la validation croisée du générateur de pluie. La différence moyenne entre les moyennes simulées par l'ensemble de pluie et les pluies observées aux pluviomètres (MAE) varie entre 0,72 mm/h et 2,1 mm/h, selon le pluviomètre considéré. Tous pluviomètres confondus, cette valeur vaut 1,4 mm/h. Quant au critère CRPS, les valeurs obtenues varient entre 0,6 mm/h et 1,4 mm/h, avec une valeur de 1 mm/h quand tous les 15 pluviomètres sont pris en compte pour le calcul. Ces résultats montrent que les différences entre les simulations et les observations sont faibles et que les simulations ont une bonne justesse (MAE) et une bonne performance globale (CRPS).

Afin d'évaluer la capacité de discrimination des événements, nous présentons les résultats obtenus pour l'AUC, la surface de la courbe ROC, sur la Figure 26. Nous pouvons observer que l'AUC est élevée pour tous les pluviomètres, avec des valeurs qui varient entre 0,80 et 0,91. L'AUC moyenne est de 0,87. Ces résultats indiquent que les simulations ont une excellente capacité de détection d'événements forts (ici, représentés par le dépassement du quantile 70% de la distribution des pluies observées dans la zone d'étude).

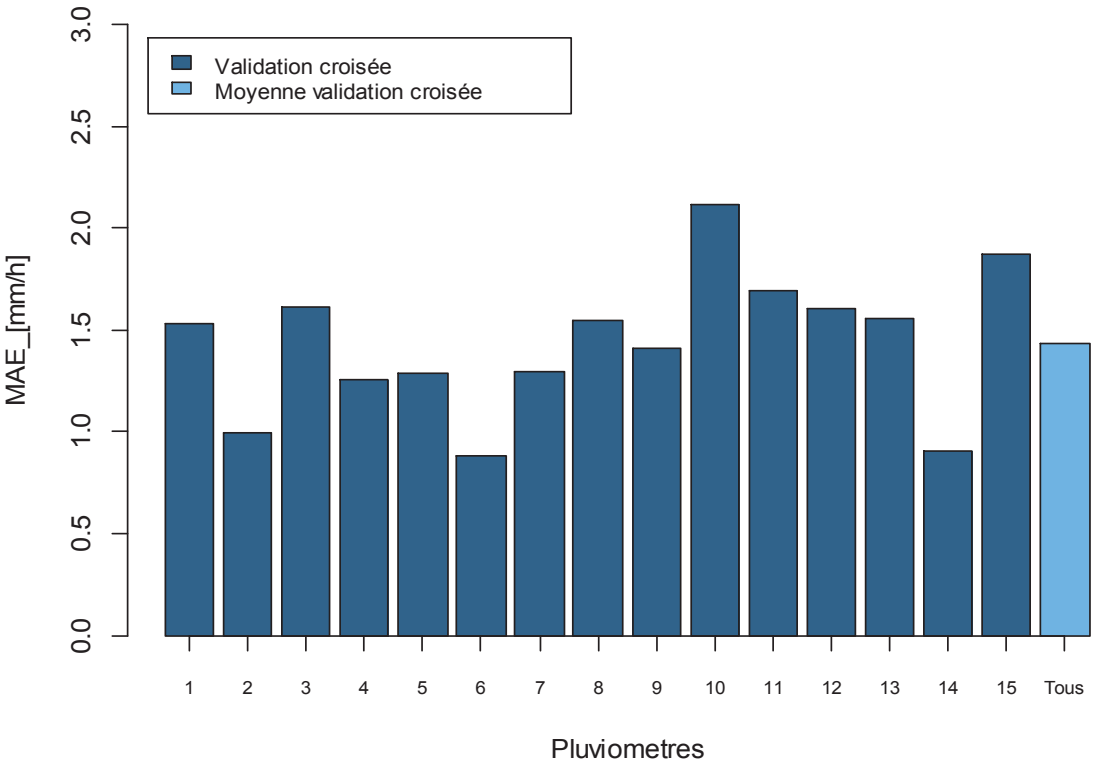


Figure 24. Erreur absolue moyenne (MAE) des simulations SAMPO-TBM (SI) aux 15 pluviomètres sélectionnés pour la validation croisée et en considérant tous les pluviomètres confondus (barre à droite).

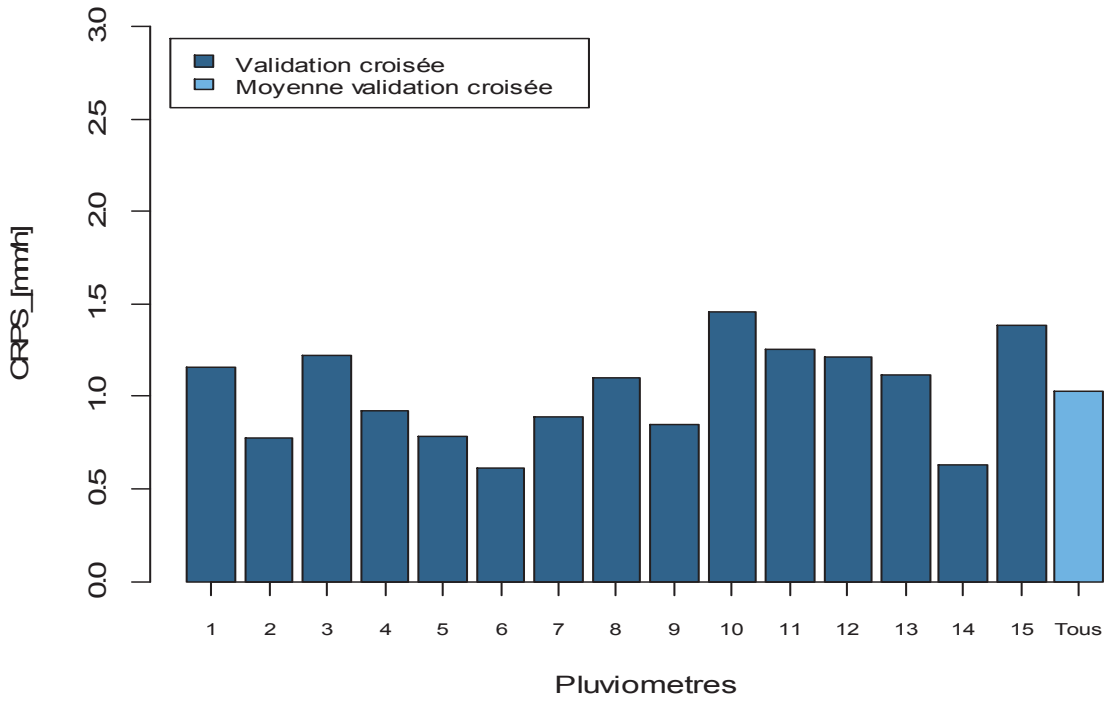


Figure 25. CRPS des simulations SAMPO-TBM (SI) aux 15 pluviomètres sélectionnés pour la validation croisée et en considérant tous les pluviomètres confondus (barre à droite).

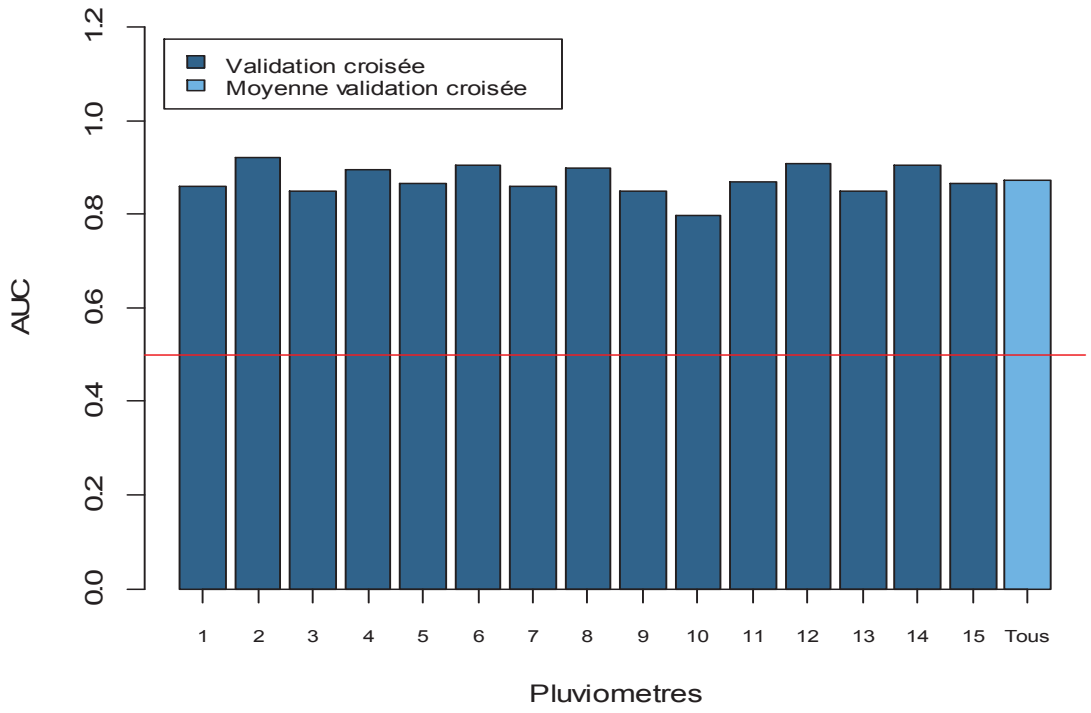


Figure 26. AUC de la courbe ROC des simulations SAMPO-TBM (SI) aux 15 pluviomètres sélectionnés pour la validation croisée et en considérant tous les pluviomètres confondus (barre à droite). La ligne rouge représente la valeur de 0,5.

La Figure 27 présente l'évolution dans le temps des cumuls des pluies sur trois pluviomètres utilisés pour la validation croisée et pour trois événements de notre sélection : les événements de juin 2010 et novembre 2011 (événements #3, #7, #8, indiqués dans le Tableau 5 du Chapitre 4). Elle permet d'illustrer la propagation de la pluie des ensembles sur la localisation des trois pluviomètres. Même si à certains pluviomètres, et pour certains événements, les courbes d'évolution des pluies cumulées des différents membres des ensembles se retrouvent parfois au-dessous ou au-dessus de la courbe donnée par les observations, de manière générale, la courbe des observations se retrouve souvent à l'intérieur des courbes des simulations. Les ensembles semblent donc bien représenter la variabilité de la pluie autour des valeurs cumulées issues des observations.

Pour évaluer statistiquement la fiabilité des simulations, les diagrammes de rang ont été calculés en prenant en compte tous les pas de temps de tous les événements simulés. Les résultats sont présentés en forme de graphiques à barres sur la Figure 28. Nous pouvons observer des situations diverses. Sur certains pluviomètres de validation croisée, nous observons une bonne répartition des ensembles de précipitation autour de l'observation. Ceci peut être principalement observé sur les pluviomètres 13 et 14, où le diagramme de rang présente une forme plutôt plate. Certains pluviomètres montrent, à leurs tours, une fréquence relativement élevée d'observations qui se trouvent au dernier rang dans le diagramme. C'est le cas, par exemple, des pluviomètres 1, 2 ou 15. Cela indique que les observations de pluie sont souvent supérieures à toutes les valeurs données par les membres simulés (et donc que les simulations ont tendance à sous-estimer les observations). A l'inverse, d'autres pluviomètres montrent des fréquences élevées plutôt aux premiers rangs, c'est-à-dire, que les observations sont situées autour des membres qui ont les intensités de pluie les plus faibles.

C'est le cas, par exemple, du pluviomètre 9. Malgré ces observations, les diagrammes de rang montrent des résultats en qualité de fiabilité des ensembles plutôt satisfaisants. Les fluctuations observées peuvent être dues à des effets d'échantillonnage (nous rappelons qu'ici nous simulons 30 membres à chaque ensemble et nous avons un total de 427 pas de temps de simulation, tous événements confondus) et également liées aux différences de surface d'échantillonnage de la valeur de pluie entre les champs simulés (pixel de 1 × 1 km) et les pluviomètres (réceptacle d'environ 20 cm de diamètre).

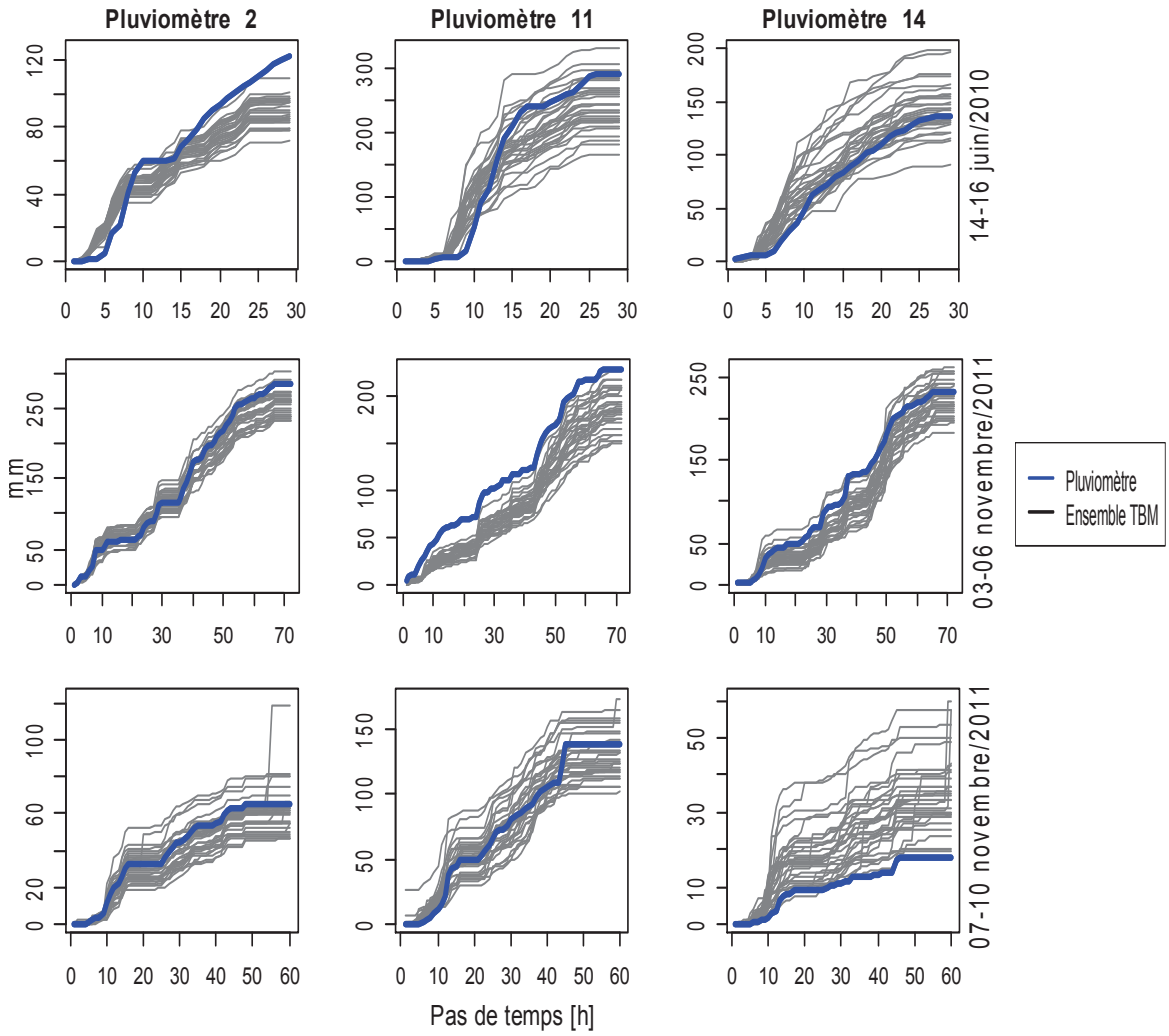


Figure 27. Cumuls de pluie pour trois pluviomètres utilisés pour la validation croisée (colonnes). Les lignes bleues correspondent aux observations et les lignes noires représentent les 30 membres de l'ensemble simulé, pour les événements du 14 juin 2010 (en haut), 03 novembre 2011 (centre) et 07 novembre 2011 (en bas).

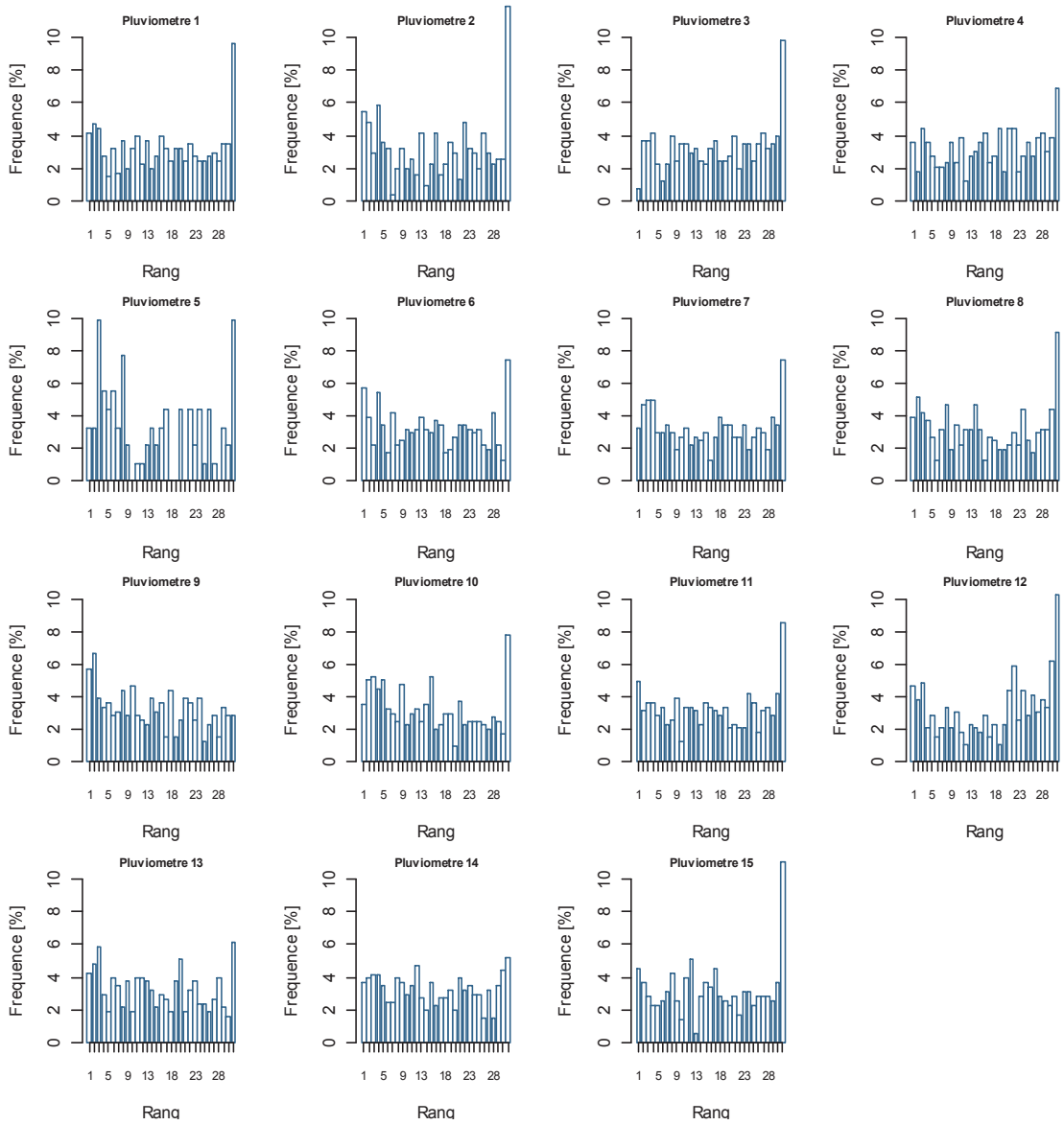


Figure 28. Diagrammes de rang des simulations SAMPO-TBM (SI) aux 15 pluviomètres sélectionnés pour la validation croisée et en considérant tous les événements confondus.

5.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé la capacité de SAMPO TBM, appliqué en simulation conditionnelle, à simuler des champs de pluie basés sur les caractéristiques des données radars et pluviométriques. Les résultats indiquent que l'approche mise en place est en mesure de simuler un ensemble de champs de pluie à chaque pas de temps des événements étudiés et que, sur l'ensemble des événements, les champs simulés représentent bien l'organisation spatiale et l'évolution temporelle des pluies, telles que détectées par les champs de pluie de la donnée radar PANTHERE. A l'aide d'une stratégie d'évaluation croisée, nous avons également observé que les intensités de pluie simulées montrent une bonne précision et fiabilité. Dans le prochain chapitre, nous nous intéresserons à évaluer la capacité de SAMPO TBM à générer des ensembles en situation de prévision immédiate (PI).

6

Qualité des prévisions de pluie brutes

* Une partie des résultats présentés dans ce chapitre a été publiée dans l'article : Caseri, A., M.-H., Ramos, P., Javelle, E. Leblois, 2016. A space-time geostatistical approach for ensemble rain fall nowcasting, *E3S Web of Conferences*, 7, 18001-18006, DOI:10.1051/e3sconf/20160718001.

6.1. Introduction

Une fois évaluée la performance de la méthode SAMPO TBM pour la simulation de champs de pluie (Chapitre 5), nous nous intéressons maintenant à évaluer la capacité de la méthode à générer des prévisions immédiates fiables, qui puissent contribuer à anticiper l'arrivée des événements de crues soudaines sur la zone d'étude. Plus particulièrement, nous nous intéressons aux Défi 2 de cette thèse (voir Introduction) : « La simulation géostatistique peut-elle bénéficier de l'information contenue dans les dernières images radar et mesures aux pluviomètres observées au cours d'un événement pour fournir une prévision d'ensemble de bonne qualité ? Jusqu'à quelle échéance un tel système de prévision présente-t-il une bonne performance ? »

Pour répondre à ces questions, nous présenterons ci-après les résultats obtenus à partir de différentes approches d'estimation des paramètres de SAMPO TBM en situation de prévision immédiate (PI). Pour l'évaluation des résultats, nous avons utilisé les mêmes critères qu'au chapitre précédent, afin de vérifier la justesse, la performance globale, la capacité de discrimination des événements et la fiabilité des méthodes (exposés dans le Chapitre 3). La mise en œuvre de la méthode a suivi les étapes présentées dans le Chapitre 2.

6.2. Estimation des paramètres SAMPO-TBM (PI)

Comme présenté dans le Chapitre 2, section 2.5, pour une application en mode « prévision », les paramètres ont été estimés en suivant deux méthodes : une basée sur des fenêtres croissantes et autre, sur des fenêtres glissantes. Ces deux méthodes utilisent uniquement l'information du passé pour prévoir l'évolution des champs de pluie, mais elles diffèrent sur la plage temporelle à considérer : depuis le début de l'événement ou bien simplement les quatre derniers pas de temps.

Les sections suivantes présentent les résultats obtenus avec chaque méthode. Nous noterons que, comme expliqué au Chapitre 2, indépendamment de la méthode choisie, l'estimation des paramètres est faite séparément pour chaque événement et ne démarre qu'après 4 heures d'événement (minimum d'information nécessaire pour démarrer le paramétrage du générateur). Ensuite, les prévisions sont initialisées à chaque heure et ce jusqu'à la fin de l'événement. A chaque instant d'initialisation des prévisions, l'étape d'estimation des paramètres est donc renouvelée. Une fois les paramètres estimés, 30 membres d'une prévision ensemble sont générés, et ce pour les prochaines 4 heures d'échéance.

6.2.1. Méthode par fenêtre croissante (PI-C)

Pour chaque événement de cette étude, les intervalles des valeurs des paramètres obtenus à chaque instant de prévision de l'événement par la méthode de fenêtre croissante sont présentés dans l'Annexe A. Nous observons que les corrélations spatio-temporelles de l'intermittence varient entre 4-89 km dans l'espace (L_{Ind}) et entre 1-9 h dans le temps (T_{Ind}), selon l'événement et l'instant d'initialisation de la prévision. La corrélation spatio-temporelle de la pluie non-nulle est estimée entre 9-98 km dans l'espace (L_{PNN}) et l'intervalle de temps

(T_{PNN}) entre 1-7 h. Le pourcentage moyen de zéro (P_z) varie entre 5% et 90%. Les valeurs de vitesse du vent (U) varient entre 0 m/s et 20 m/s. La moyenne (m_{PNN}) et l'écart-type (s_{PNN}) de la pluie non-nulle varient de 1 à 5,4 mm/h et de 1 à 6 mm/h, respectivement.

Une fois les paramètres estimés pour chaque instant de prévision de tous les événements, il est intéressant de regarder comment les paramètres varient au sein d'un événement au fur et à mesure que celui-ci se développe. La Figure 29 illustre, pour l'événement de juin 2010, la variation des valeurs des paramètres en fonction de l'instant de prévision. La figure présente les paramètres liés à la structure des champs de pluie et les paramètres liés à la distribution de la pluie non-nulle. Ces paramètres ont été également comparés à l'estimation faite lorsque l'événement est totalement connu d'avance, du début à sa fin, c'est-à-dire, en utilisant toutes les heures de l'événement (ligne horizontale bleue sur la figure).

Nous pouvons observer que, comme l'on pouvait s'y attendre, plus l'événement est connu, plus les valeurs des paramètres s'approchent des paramètres estimés quand l'événement est totalement observé. Nous observons que les paramètres de corrélation spatio-temporelle de la pluie non-nulle (graphiques a) et b) de la Figure 29) et de corrélation spatio-temporelle de l'intermittence (graphiques c) et d) de la Figure 29) sont liés. Ils présentent une même tendance de variation : jusqu'à la 9ème-10ème initialisation, les paramètres augmentent, et, après cet instant d'initialisation, ils ont tendance à diminuer jusqu'à la stabilisation. Les paramètres de moyenne et écart type des pluies non-nulles (graphiques e) et f) de la Figure 29) sont inversement corrélés avec le pourcentage de zéro (graphique g) : lorsque les valeurs de ce dernier diminuent, les valeurs des deux autres augmentent. Nous observons une stabilisation de la valeur estimée des paramètres autour de la 11ème ou 17ème initialisation, selon le paramètre, c'est-à-dire, quand on dispose de plus de 15 heures d'observation pour estimer les paramètres.

L'analyse de tous les événements sélectionnés dans cette étude a montré que les paramètres estimés pour la fenêtre croissante se stabilisent après un nombre d'heure, variant entre 2 et 15 heures après le début de l'événement. Le seuil de stabilisation de ces paramètres varie selon l'événement. Les événements plus longs prennent plus de temps pour se stabiliser. Cela peut être dû au fait que l'évolution des cellules pluvieuses de l'événement est également plus lente.

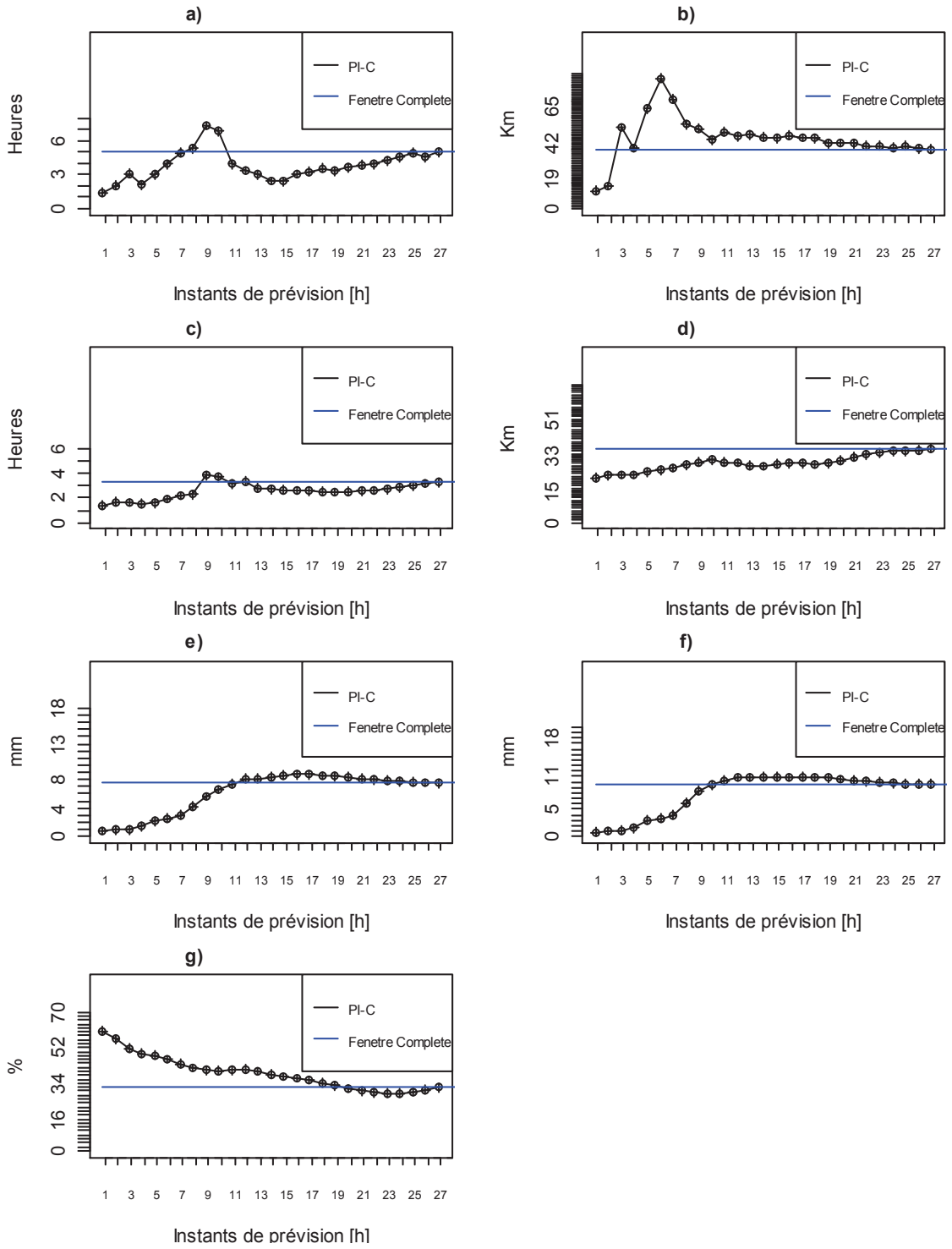


Figure 29. Variation des paramètres de SAMPO-TBM (PI-C) en fonction de l'instant de prévision pour l'événement de juin 2010 : a- corrélation dans le temps de la pluie non-nulle, b- corrélation dans l'espace de la pluie non-nulle, c-corrélation dans le temps de l'intermittence, d- corrélation dans l'espace de l'intermittence, e- moyenne de la pluie non-nulle, f- écart-type de la pluie non-nulles et, g- pourcentage de zéros. La ligne bleue représente le paramètre estimé lorsque l'on considère toutes les heures de l'événement.

6.2.2. **Méthode par fenêtre glissante (PI-G)**

Les paramètres de la fenêtre glissante obtenus pour chaque événement sont présentés dans l'Annexe B. La corrélation spatio-temporelle de l'intermittence est estimée entre 3-108 km dans l'espace (L_{Ind}) et entre 1-4 h dans le temps (T_{Ind}). La corrélation spatio-temporelle de la pluie non-nulle, entre 3-102 km dans l'espace (T_{PNN}) et l'intervalle de temps (L_{PNN}), entre 1-5 h. Le pourcentage moyen de zéro (P_z) varie entre 1% et 93%. Les valeurs de vitesse du vent (U) varient entre 0 m/s et 30 m/s. La moyenne (m_{PNN}) et l'écart-type (s_{PNN}) de la pluie non-nulle varient de 1 à 16 mm/h et de 1 à 10 mm/h, respectivement. De manière similaire à la section précédente (fenêtre croissante), la Figure 30 présente sur l'événement de juin 2010 l'évolution dans le temps des paramètres estimés par la méthode d'estimation par fenêtre glissante. Ces paramètres ont été également comparés aux paramètres estimés en considérant toutes les heures de l'événement (ligne bleu sur les graphiques). Les valeurs des paramètres sont toujours différents des paramètres estimés en considérant toutes les heures de l'événement, du fait que la méthode de fenêtre glissante considère seulement les 4 dernières heures pour estimer les paramètres.

6.2.3. **Interprétation**

D'une manière générale (fenêtre croissante et glissante), le comportement des paramètres s'explique par la nature des événements traités. Pour les événements bien formés dès le départ, et qui restent stables, les paramètres obtenus évoluent relativement peu, même pour la fenêtre glissante. En revanche, pour les événements plus complexes nous pouvons noter des fortes variations des paramètres, notamment pour les événements longs, qui peuvent passer par différentes phases. Calculés uniquement sur les 4 dernières heures, les paramètres obtenus à partir de la fenêtre glissante seront donc plus sensibles à ces fluctuations de comportement.

Nous pouvons voir que les stratégies des deux méthodes d'estimation proposées différent : pour la fenêtre croissante, nous faisons plutôt l'hypothèse que les événements sont stables et homogènes, et donc nous cherchons à estimer les paramètres sur la plus grande durée d'observation possible pour favoriser la robustesse des estimations. A l'inverse, pour la fenêtre glissante, nous cherchons plutôt à pouvoir nous ajuster aux possibles fluctuations de comportement de l'événement, qui n'est pas forcément homogène en sa totalité. Nous verrons dans les sections suivantes à quel est l'impact de ces choix d'estimation de paramètres, et si une méthode doit être préférée à une autre.

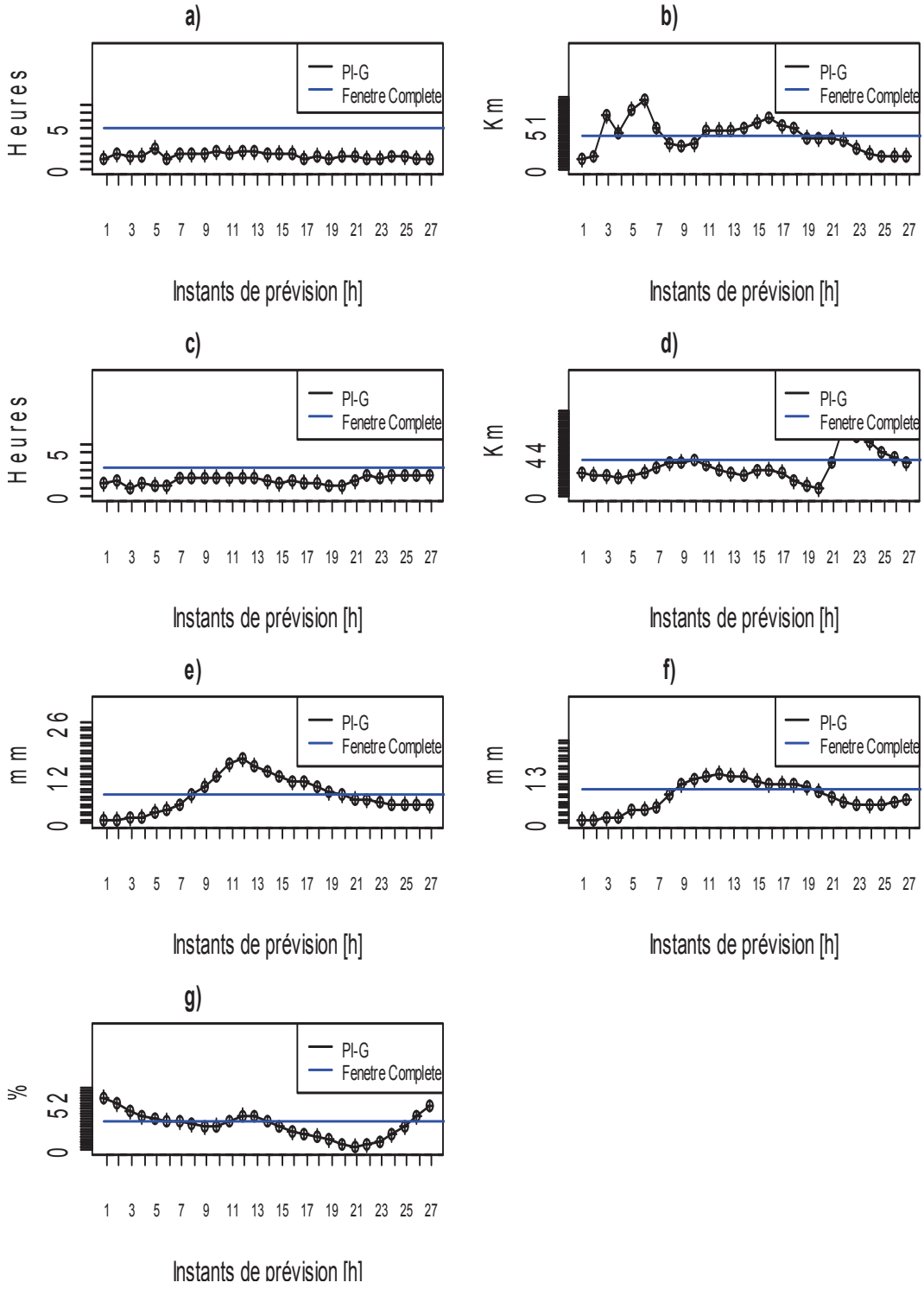


Figure 30. Variation des paramètres de SAMPO-TBM (PI-G) en fonction de l'instant de prévision pour l'événement de juin 2010 : a- corrélation dans le temps de la pluie non-nulle, b- corrélation dans l'espace de la pluie non-nulle, c-corrélation dans le temps de l'intermittence, d- corrélation dans l'espace de l'intermittence, e- moyenne de la pluie non-nulle, f- écart-type de la pluie non-nulles et, g- pourcentage de zéros. La ligne bleue représente le paramètre estimé lorsque l'on considère toutes les heures de l'événement.

6.3. Evaluation de la qualité des prévisions d'ensemble de pluie

Une fois les paramètres du générateur SAMPO-TBM (PI) établis pour chaque événement, nous avons généré, pour chaque méthode d'estimation des paramètres (PI-C et PI-G), un ensemble de prévisions de pluies horaires de 30 membres à chaque instant de prévision, et ce jusqu'à 4 heure d'échéance. Au total, nous pouvons estimer le nombre de champs de pluie horaire simulés, de résolution spatiale 1 x 1 km sur le département du Var, à : 17 (nombre d'événements) * 2 (nombre de méthodes d'estimation de paramètres) * [5 à 69] (nombre de pas d'initialisations, selon l'événement) * 30 (nombre de membres de l'ensemble) * 4 (nombre d'échéances). Cela correspond à traiter des centaines de milliers de champs simulés, tous événements confondus.

6.3.1. Inspection visuelle

Afin d'illustrer les prévisions générées avec SAMPO TBM, la Figure 31 présente quatre heures de prévisions faites pour l'événement de juin 2010. Il s'agit de la prévision affichée pour un membre de l'ensemble (pris au hasard), faite à l'initialisation datée du 15/06/2010 à 10h, pour les échéances de 1 à 4 heures, à partir des méthodes PI-C et PI-G d'estimation des paramètres. Pour la méthode PI-C, 12 heures d'observation ont été utilisés pour estimer les paramètres. Les champs de pluie observés par la donnée radar PANTHERE sont également présentés.

La Figure 31 illustre des prévisions qui sont, de manière générale, assez proches des observations, principalement quand on considère la première heure d'échéance de prévision, et ce indépendamment de la méthode d'estimation des paramètres du générateur. A cette échéance, les prévisions capturent bien les intensités les plus fortes des champs horaires, qui sont localisées dans la même région (à l'est) autant dans les prévisions que dans les observations du radar. En revanche, au-delà de deux heures d'échéance, les prévisions se dégradent sur cet exemple.

De manière générale, sur la base de l'inspection visuelle des prévisions obtenues pour l'ensemble des événements étudiés, nous avons constaté que les prévisions fournissent des champs plausibles sur les échéances futures de prévision, avec une structure spatiale des champs pluvieux qui semble cohérente vis-à-vis la donnée radar, et avec un effet de l'advection qui se disperse au long du temps, avec l'augmentation de l'échéance.

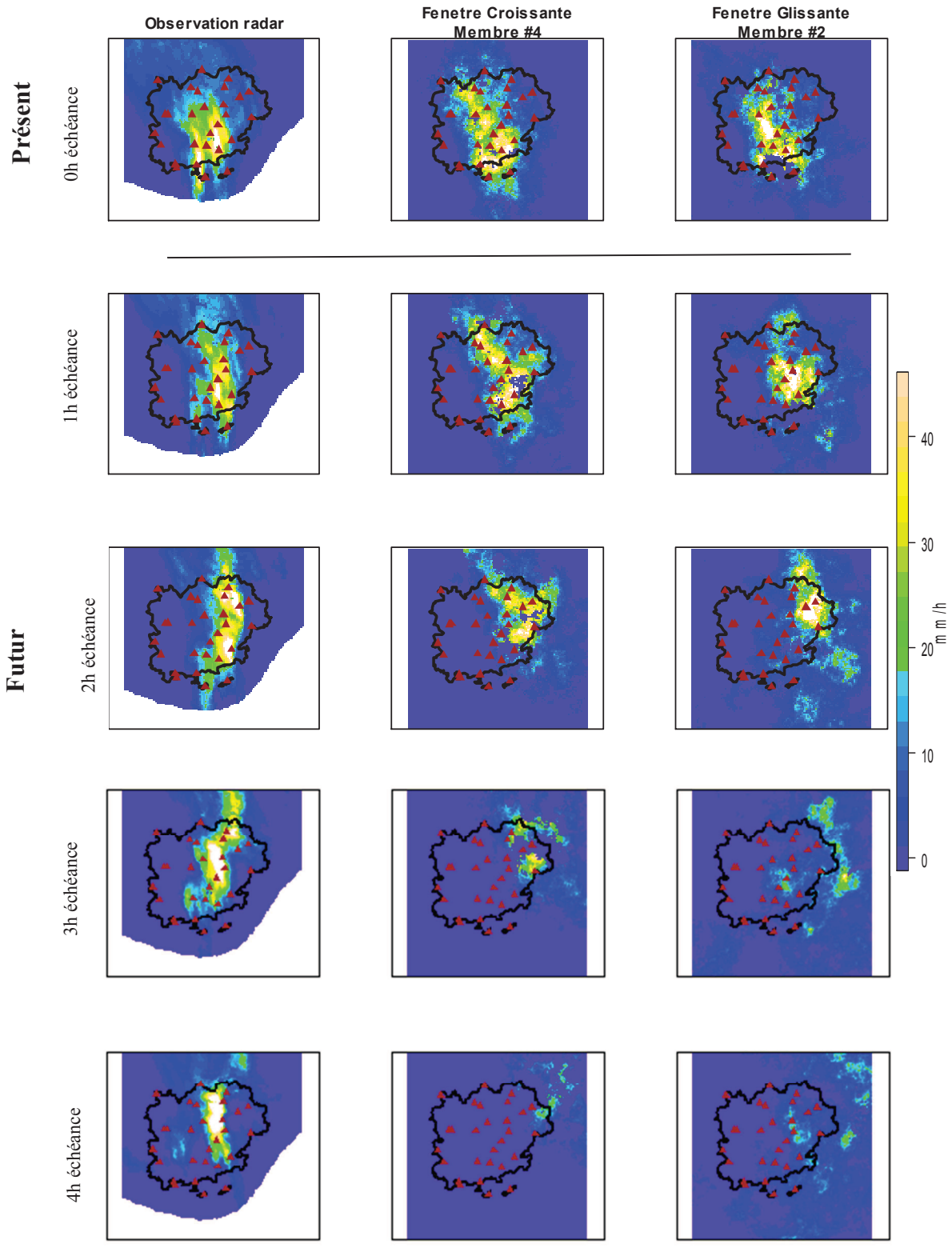


Figure 31. Exemple de prévisions de pluies horaires faites dans le département du Var le 15 juin 2010 à 10h pour les échéances de 1 à 4 heures et selon les méthodes Fenêtre Croissante (centre) et Fenêtre Glissante (droite) d'estimation des paramètres SAMPO TBM (PI). Les prévisions correspondent à un membre aléatoire parmi les 30 simulés. Les observations du radar PANTHERE (gauche) et les points des pluviomètres (triangles rouges) sont aussi représentés.

6.3.2. **Stratégie d'évaluation numérique**

L'inspection visuelle des champs prévus ne permet que d'évaluer qualitativement la méthode SAMPO TBM (PI). Elle ne nous permet pas de conclure quelle méthode d'estimation des paramètres du générateur (PI-C ou PI-G) est la plus performante. Afin d'évaluer quantitativement les prévisions émises, et analyser un ensemble de qualités attendues d'un système de prévision, les critères présentés dans le Chapitre 3 ont été appliqués sur les champs prévus par les deux méthodes PI-C et PI-G. Il s'agit des critères suivants : MAE pour la justesse, CRPS pour la performance globale, surface de ROC (AUC) pour la capacité de discrimination des événements et Diagramme de rang pour la fiabilité.

Sur chaque échéance, les prévisions ont été comparées avec les données des pluviomètres disponibles pour cette étude. En effet, ces données de pluie, utilisées pour le conditionnement des simulations lors de l'application de SAMPO TBM en simulation (SI ; Chapitre 5), ne sont pas utilisées ici au-delà de l'instant de prévision (voir le détail de la mise en œuvre de la méthode dans le Chapitre 2). Ces données se prêtent donc bien à l'évaluation de la qualité des prévisions émises.

De plus, afin de mieux comprendre comment le conditionnement fait jusqu'à l'instant de prévision affecte la qualité des prévisions aux échéances futures, nous avons également séparé trois pluviomètres de notre base de données et ne les avons pas utilisés pour l'estimation des paramètres ou la mise en œuvre de la génération des champs de pluies prévues. Ces pluviomètres ont été exclusivement utilisés dans l'évaluation des prévisions. Ainsi, il est possible d'avoir une certaine idée de la performance des méthodes sur des points qui n'ont été jamais utilisés par les méthodes. Notons qu'en toute rigueur, pour réellement parler d'une évaluation en dehors des points de conditionnement, il aurait fallu considérer un nombre plus élevé de pluviomètres « cachés », à l'aide d'une validation croisée comme cela a été fait au chapitre 5. Mais pour des raisons de temps de calcul, cela n'a pas été possible (temps de calcul multiplié par le nombre de pluviomètres « cachés »).

La Figure 32 présente la localisation de ces trois pluviomètres dans la zone d'étude.

Parmi les critères numériques, nous avons présenté les « scores de compétence » (Chapitre 3). Ces scores sont utiles pour comparer la performance d'un système de prévision à la performance d'un système de référence. Ici, la performance de chaque méthode est comparée à la performance d'un système de prévision basé sur la persistance. La prévision par persistance considère simplement la dernière observation comme prévision pour les échéances à venir, sans la modifier (pas d'advection). Pour construire la prévision par persistance, nous avons utilisé la donnée observée à chaque pluviomètre, qui est simplement reportée aux échéances futures.

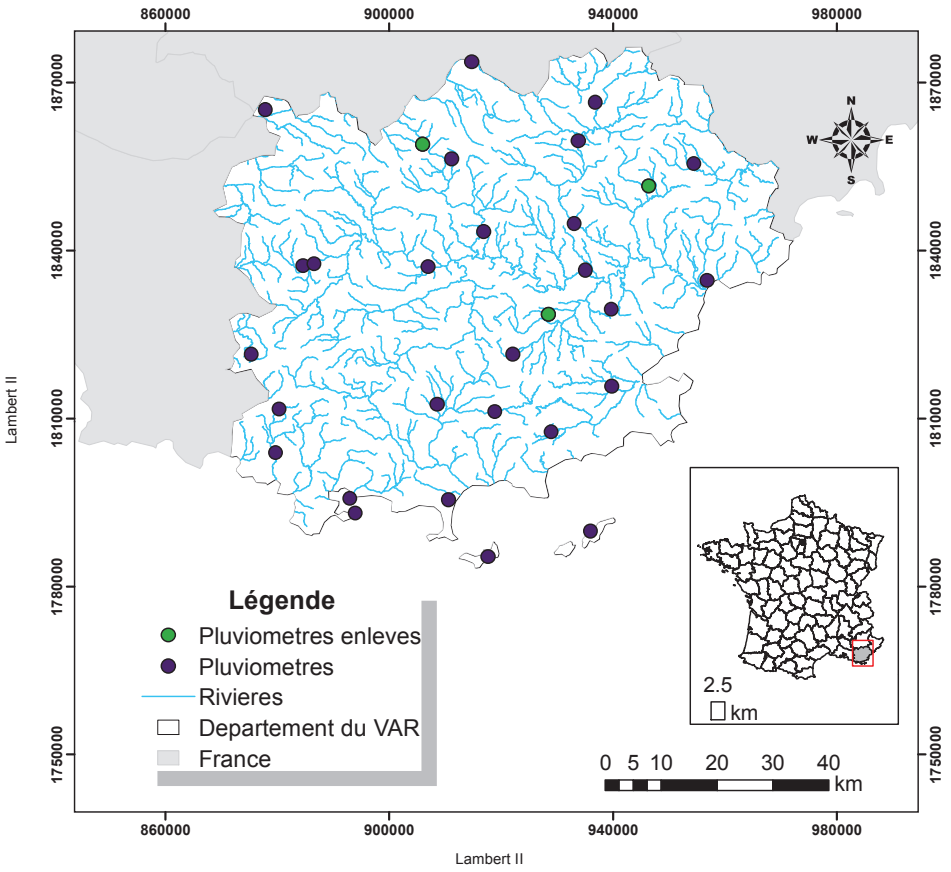


Figure 32. Localisation des pluviomètres enlevés pour l'évaluation de l'effet du conditionnement sur les prévisions futures (points en verts) dans le département du Var. Les pluviomètres utilisés pour le conditionnement sont signalés en violet.

6.3.3. **Qualité des prévisions**

Les Figure 33, Figure 34 et Figure 35 présentent les scores obtenus. L'évaluation compare les prévisions PI-C et PI-G (pour la MAE, le CRPS et l'AUC), ainsi que la prévision par persistance (pour la MAE et le CRPS), aux données de pluie des pluviomètres utilisés pour la simulation conditionnelle qui est faite jusqu'à l'instant de prévision (27 pluviomètres au total). L'évaluation a été faite sur l'ensemble des événements et pour chaque échéance horaire, de +1h à +4h. L'échéance 0 est également montrée sur les graphiques à titre de vérification : elle représente l'instant où la prévision est émise et les simulations à cet instant-là doivent être identiques aux données observées aux points des pluviomètres à cause du conditionnement (c'est-à-dire, les valeurs de MAE et CRPS doivent être nulles et l'AUC égale à 1). Les résultats sont présentés sous la forme de boites-à-moustaches, représentant les quantiles 5%, 25%, 50%, 75% et 95% de chaque distribution des valeurs de score. Nous noterons que pour la prévision par persistance, les résultats en CRPS et MAE seront identiques, étant donné qu'ici la persistance est une prévision déterministe (c'est-à-dire, avec un seul scenario futur). Pour le calcul de la courbe ROC et son AUC, le quantile 70% de la distribution de pluies observées (3 mm/h), estimé en considérant tous les événements, a été considéré comme seuil de dépassement qui définit un événement.

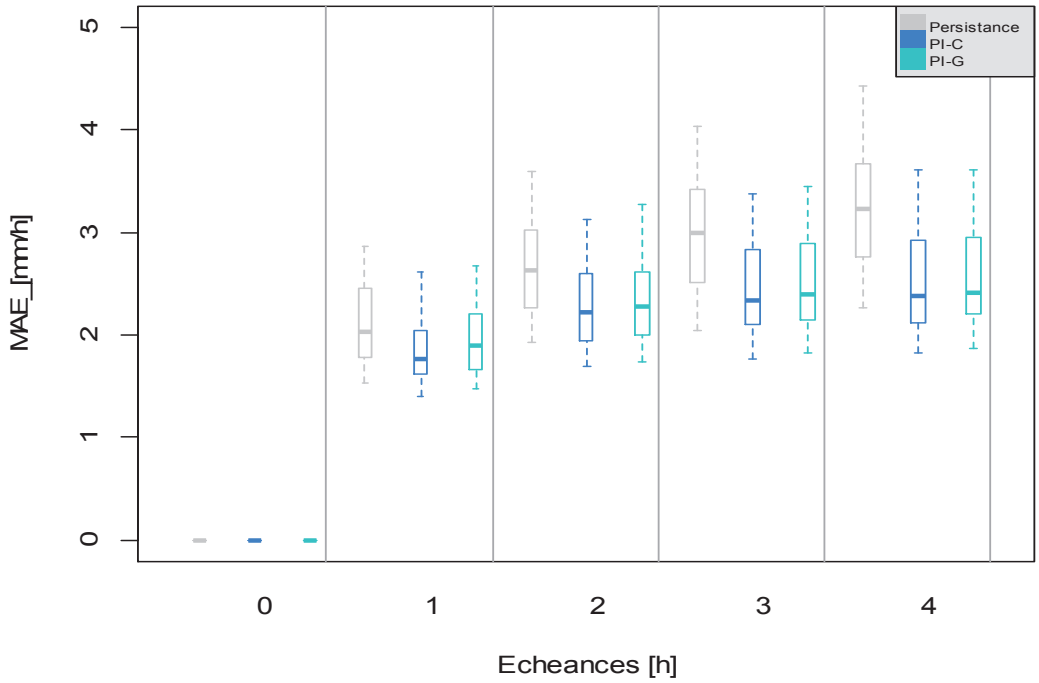


Figure 33. MAE des prévisions SAMPO-TBM PI-C (fenêtre croissante ; bleu clair), PI-G (fenêtre glissante ; vert marine) et des prévisions par persistance (gris) par échéance (1 à 4 heures) et sur les 17 événements d'étude. Evaluation par rapport aux données des pluviomètres utilisés pour la simulation conditionnelle faite avant la prévision.

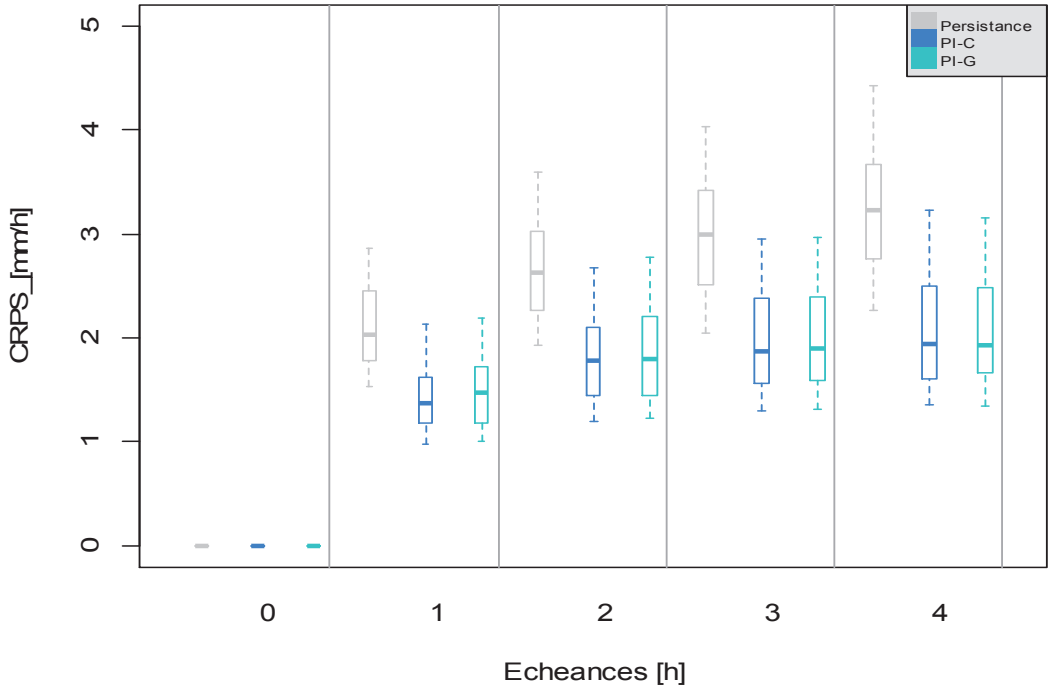


Figure 34. CRPS des prévisions SAMPO-TBM PI-C (fenêtre croissante ; bleu clair), PI-G (fenêtre glissante ; vert marine) et des prévisions par persistance (gris) par échéance (1 à 4 heures) et sur les 17 événements d'étude. Evaluation par rapport aux données des pluviomètres utilisés pour la simulation conditionnelle faite avant la prévision.

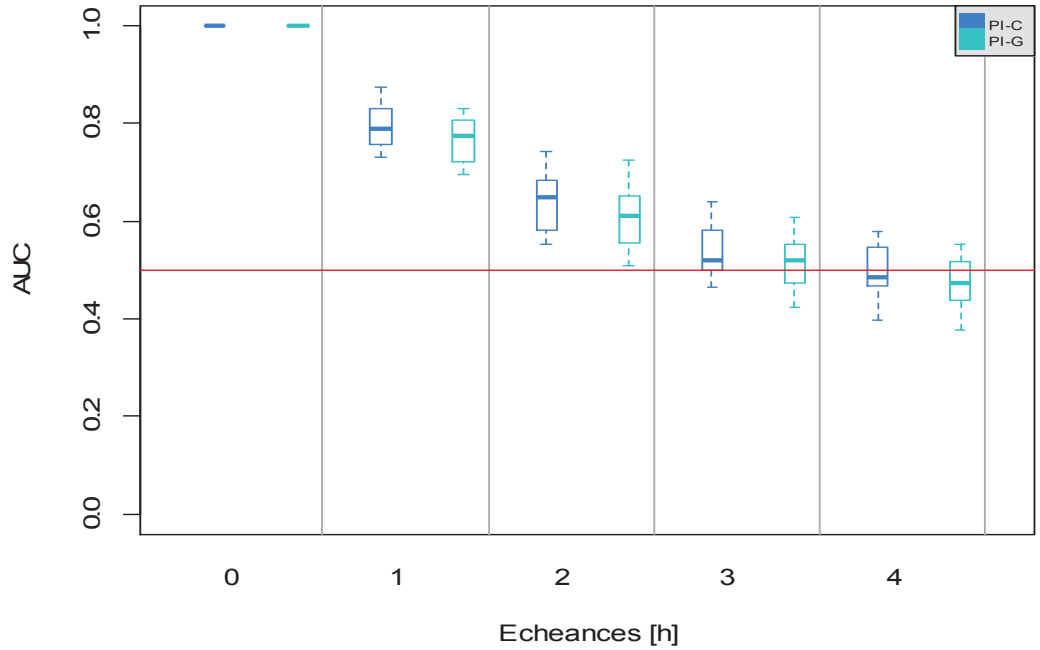


Figure 35. AUC de la courbe de ROC des prévisions SAMPO-TBM PI-C (fenêtre croissante ; bleu clair) et PI-G (fenêtre glissante ; vert marine) par échéance (1 à 4 heures) et sur les 17 événements d'étude. Evaluation par rapport aux données des pluviomètres utilisés pour la simulation conditionnelle faite avant la prévision. La ligne rouge représente la valeur de 0,5, en dessous de laquelle les prévisions n'ont pas de compétence.

Dans un premier temps, nous pouvons observer que, sur toutes les échéances, les méthodes de prévision basées sur SAMPO-TBM (PI) sont plus performantes en MAE et CRPS que la persistance. Les différences deviennent plus importantes avec l'augmentation de l'échéance. Il est important de remarquer que la persistance simple (sans advection) est une méthode facile à mettre en œuvre. Il est souvent difficile d'être plus performant que la persistance à la première échéance car la prévision porte en elle toutes les caractéristiques de la dernière observation de la pluie. Ici, les prévisions SAMPO-TBM se sont montrées plus performantes dès la première heure d'échéance. Il semblerait donc que, sur les événements étudiés, la prise en compte de l'advection jouerait un rôle important pour la prévision immédiate des pluies.

De plus, les résultats nous montrent également que les scores obtenus avec les méthodes fenêtre croissante (PI-C) et fenêtre glissante (PI-G) pour l'estimation des paramètres sont très proches. Même si à l'échéance d'une heure la méthode PI-C donne des performances médianes légèrement meilleures, les différences deviennent peu perceptibles aux échéances plus longues. Il est ainsi difficile de décider quelle méthode est la plus performante en termes de justesse (MAE) et performance globale (CRPS).

Quand nous regardons le critère de surface de la courbe ROC (AUC), présenté sur la Figure 35, nous observons également que la capacité de discrimination des événements des deux méthodes d'estimation des paramètres est pratiquement similaire, avec la méthode PI-C très légèrement plus performante que la méthode PI-G pendant toutes les échéances de prévision. Nous observons également qu'à partir de l'échéance 3 heures les deux méthodes montrent quelques scores inférieurs à 0,5, et qu'à l'échéance de 4 heures plus de la moitié des scores est inférieur à 0,5, ce qui signifie qu'à partir de cette échéance les méthodes n'ont pas une capacité de détection des événements bien meilleure qu'un simple tirage aléatoire.

Enfin, nous observons que, pour tous les scores numériques, les méthodes perdent leur performance avec l'augmentation de l'échéance. Celui-ci est un résultat attendu, principalement dans le cas de la prévision des événements forts, pendant lesquels les caractéristiques de la pluie changent très rapidement dans le temps et, ainsi, les informations utilisées pour générer les prévisions peuvent ne plus correspondre aux caractéristiques des pluies futures.

Nous avons également évalué les prévisions de pluie en considérant seulement les trois pluviomètres localisés dans la zone d'étude qui n'ont pas servis pour le conditionnement. La Figure 36 présente la moyenne des scores obtenus sur tous les trois pluviomètres pour les critères d'évaluation MAE, CRPS et AUC.

La Figure 36 montre que les valeurs moyennes des critères d'évaluation MAE, CRPS et AUC sont très similaires à ceux qui nous avons obtenu en comparant les prévisions avec les observations des pluviomètres utilisés pour le conditionnement. Les prévisions faites avec SAMPO-TBM sont toujours, en moyenne, plus performantes que la persistance dans toutes les échéances. Dans le cas de la MAE (Figure 36 a) et du CRPS (Figure 36 b), nous observons que la méthode PI-C est légèrement plus performante que la méthode PI-G. Dans le cas des valeurs obtenues pour l'AUC (Figure 36 c), nous pouvons observer que les deux méthodes de prévision ont, en général, la même performance. A partir de 4 heures d'échéance, les prévisions n'ont pas de compétence et l'AUC, en moyenne, est inférieur à 0,5.

Il est à noter qu'ici, contrairement au cas précédent avec l'évaluation sur les pluviomètres ayant servi au conditionnement, les scores pour PI-C et PI-G ne sont pas parfaits à l'échéance zéro, ce qui était attendu. En effet, à cette échéance nulle, nous nous retrouvons dans un cas similaire à celui traité au chapitre précédent (simulation), à savoir avec un conditionnement réalisé sur des points voisins, mais pas aux points d'évaluation. Notons également que le modèle de persistance, lui reste parfait à l'échéance zéro, ce qui était également attendu puisque ce modèle « naïf » utilise justement la valeur observée à l'instant d'initialisation de l'échéance 0.

Enfin, nous présentons dans les Figure 37 et Figure 38 les résultats de l'évaluation de la fiabilité des prévisions émises par les méthodes SAMPO TBM (PI-C) et (PI-G), et pour les échéances de 1h à 4h. Nous présentons les diagrammes de rang pour les deux cas d'évaluation, respectivement, celui qui évalue les prévisions par rapport aux données des 27 pluviomètres utilisés pour la simulation conditionnelle et celui qui évalue les prévisions sur les trois pluviomètres qui n'ont pas été utilisés par le générateur des prévisions. Dans les figures, chaque ligne représente le résultat d'un pluviomètre.

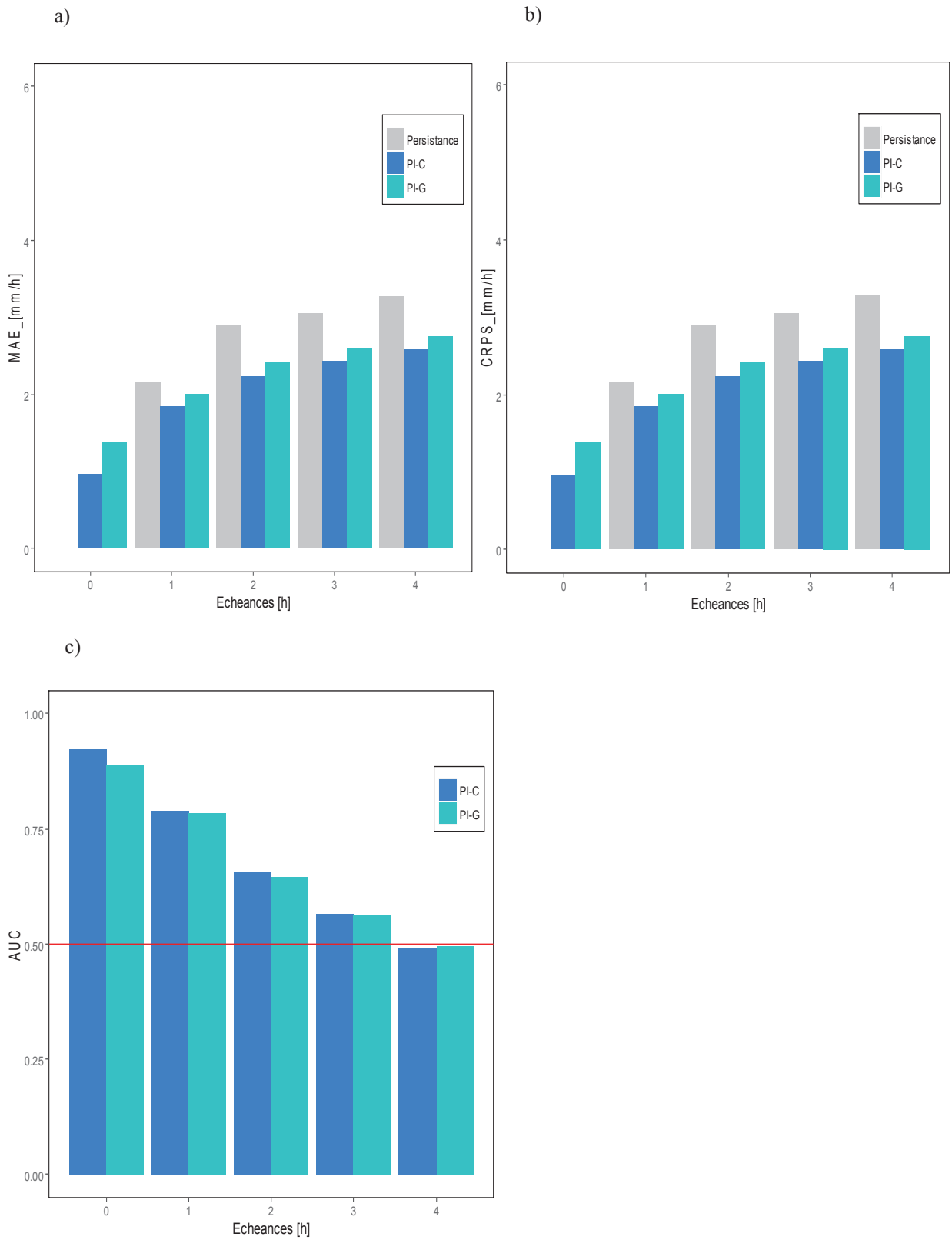


Figure 36. Scores (a – calcul de la MAE; b – calcul du CRPS; c – calcul de la surface de ROC, l'AUC) des prévisions SAMPO-TBM PI-C (fenêtre croissante ; bleu clair) et PI-G (fenêtre glissante ; vert marine) par échéance (1 à 4 heures) et sur les 17 événements d'étude en considérant les trois pluviométriques enlevés du conditionnement.

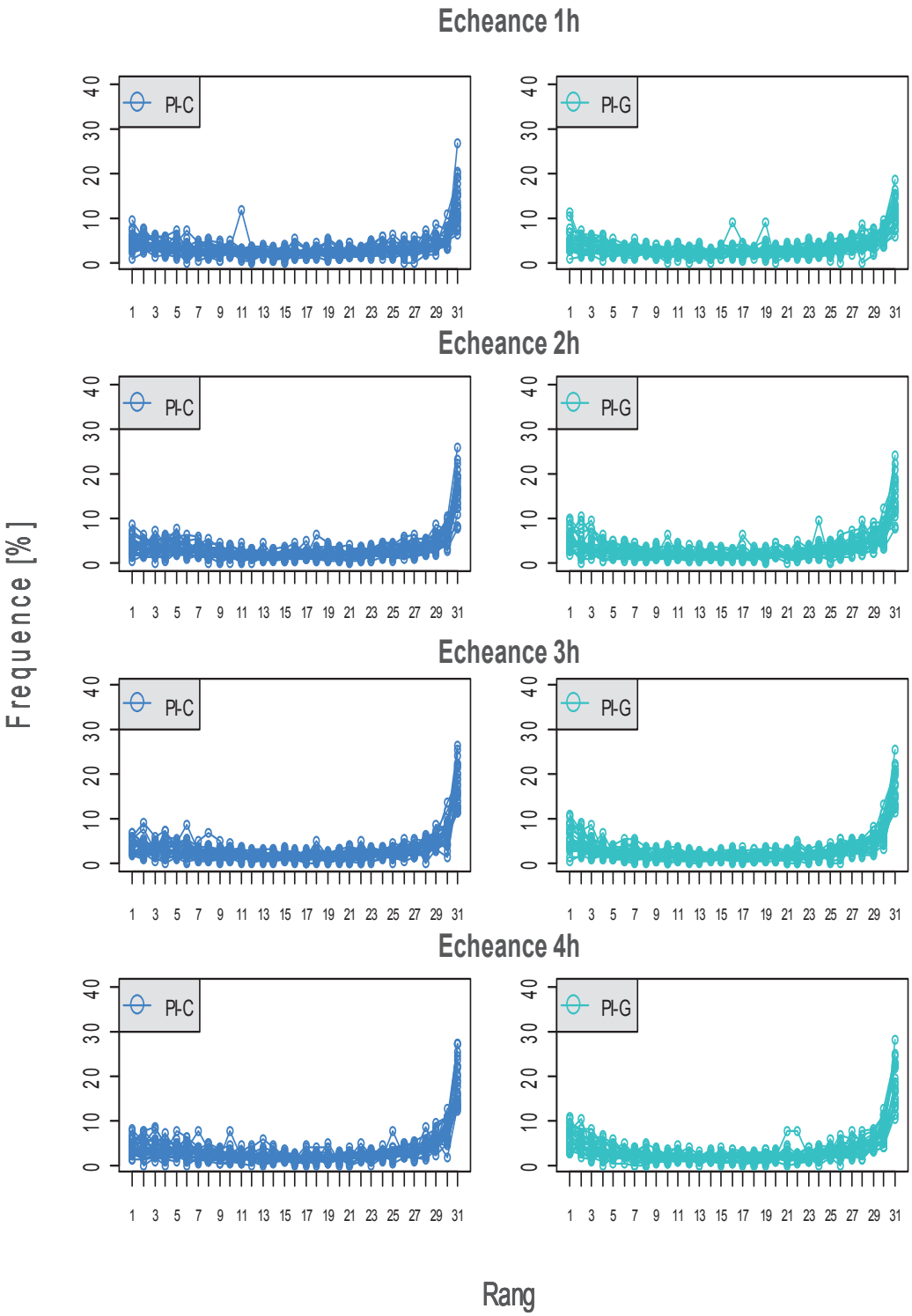


Figure 37. Diagrammes de rang des prévisions SAMPO-TBM et les méthodes de fenêtre croissante (PI-C ; à gauche) et fenêtre glissante (PI-G ; à droite) par échéance (1 à 4 heures) et sur les 17 événements d'étude. Les rangs 1 à 31 (axe X) et les fréquences des observations dans les rangs (en pourcentage ; axe Y) sont représentés. Evaluation par rapport aux données des pluviomètres utilisés pour la simulation conditionnelle faite avant la prévision.

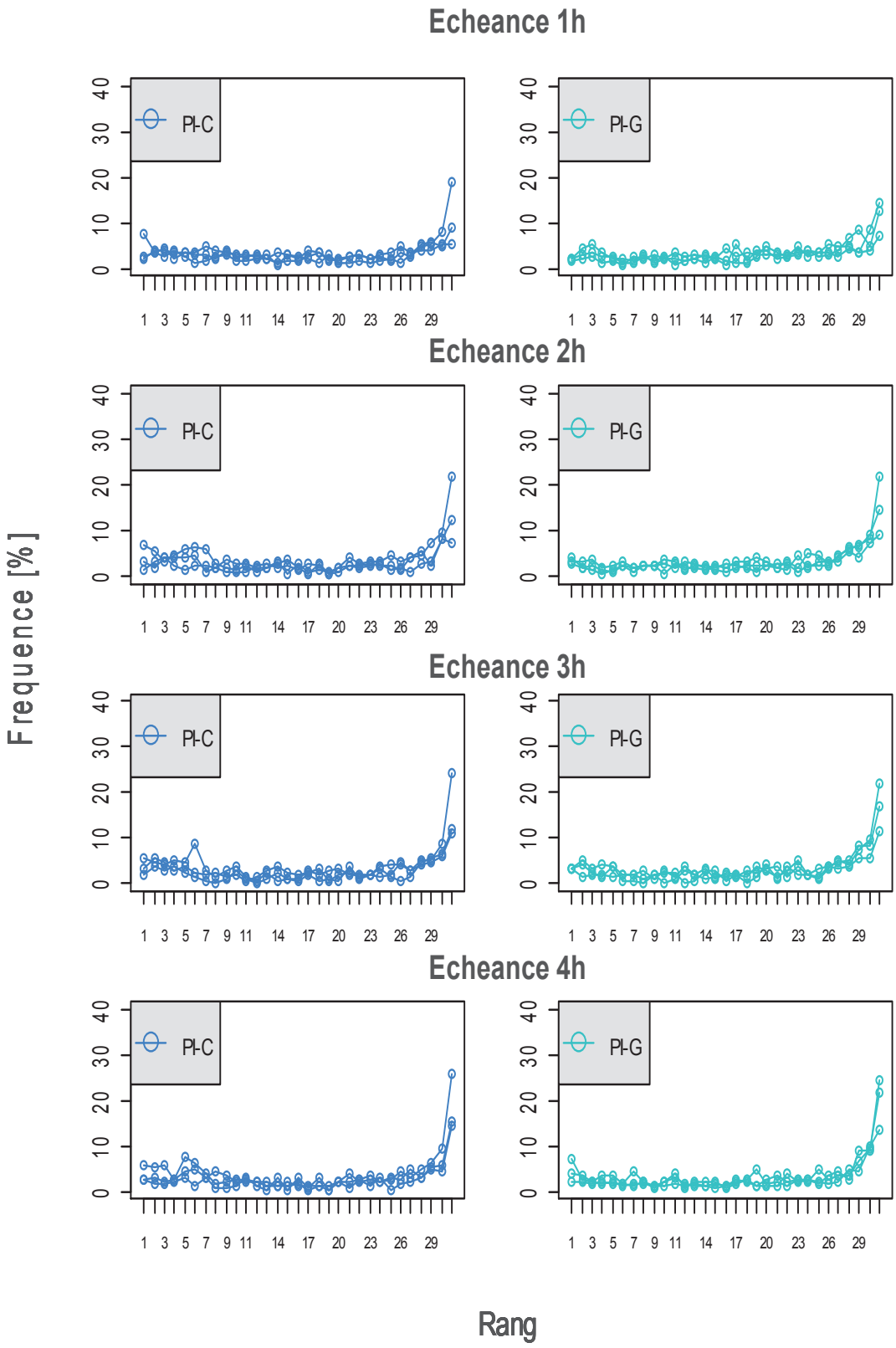


Figure 38. Diagrammes de rang des prévisions SAMPO-TBM et les méthodes de fenêtre croissante (PI-C ; à gauche) et fenêtre glissante (PI-G ; à droite) par échéance (1 à 4 heures) et sur les 17 événements d'étude. Les rangs 1 à 31 (axe X) et les fréquences des observations dans les rangs (en pourcentage ; axe Y) sont représentés. Evaluation faite sur les trois pluviométriques enlevés du conditionnement.

A partir des résultats présentés sur les Figure 37 et Figure 38, nous pouvons observer que les deux méthodes montrent un biais de sous-estimation : les observations se retrouvent très souvent dans le dernier rang (31), ce qui indique que les 30 membres des prévisions d'ensemble sont très souvent plus faibles en intensité de pluie que l'observation correspondante. Cela est visible déjà sur l'échéance de 1 heure, et s'accentue au fur et à mesure que l'échéance augmente. Nous observons aussi que ce biais est légèrement plus faible pour la méthode PI-G.

6.3.4. **Choix d'une méthode pour la suite**

Comme nous l'avons vu, les deux méthodes PI-C et PI-G donnent des résultats à peu près équivalents. Ils sont meilleurs que le modèle de persistance, mais les deux méthodes présentent un assez fort biais négatif, mis en lumière par le diagramme de rang. Dans la suite de cette thèse, nous allons nous efforcer de corriger ce biais (but du chapitre suivant) en nous concentrant sur l'une des deux méthodes.

La méthode choisie pour poursuivre l'étude est celle de la fenêtre glissante (PI-G). En effet, d'une part, le diagramme de rang est légèrement meilleur, notamment à l'échéance de 1 heure. Mais, surtout, notre choix est motivé par le fait que l'hypothèse sous-jacente à la fenêtre croissante (voir conclusion de la section 6.2), à savoir que les événements sont homogènes et garderaient les mêmes caractéristiques du début à la fin nous semble trop forte. Ceci est particulièrement le cas pour l'écart-type et la moyenne des pluies non-nulles. Il y a le plus souvent une phase en début d'événement où les pluies sont faibles puis s'intensifient progressivement, voire plusieurs phases successives de pluies faibles et fortes qui se répètent. Pour illustrer ce fait, nous présentons dans la Figure 39 les paramètres m_{PNN} et s_{PNN} pour deux événements : 21 octobre 2009 et juin 2010 (respectivement, événements #1 et #3 du Tableau 5 du Chapitre 4). Nous avons également représenté en gris la moyenne des pluviomètres horaires dont les valeurs sont non-nulles, ainsi que leur écart-type, de façon à pouvoir les comparer aux paramètres fournis au simulateur pour les deux méthodes (PI-C et PI-G).

Nous constatons, d'une part, que la moyenne et l'écart-type observés aux pluviomètres ne sont pas constants : ils augmentent puis diminuent, éventuellement plusieurs fois comme pour l'événement d'octobre 2009. En conséquence, au moment des plus fortes intensités, les paramètres fournis au simulateur sont inférieurs aux caractéristiques observées. Ce problème concerne les deux méthodes, mais il est moins marqué pour la méthode de fenêtre glissante de 4 heures.

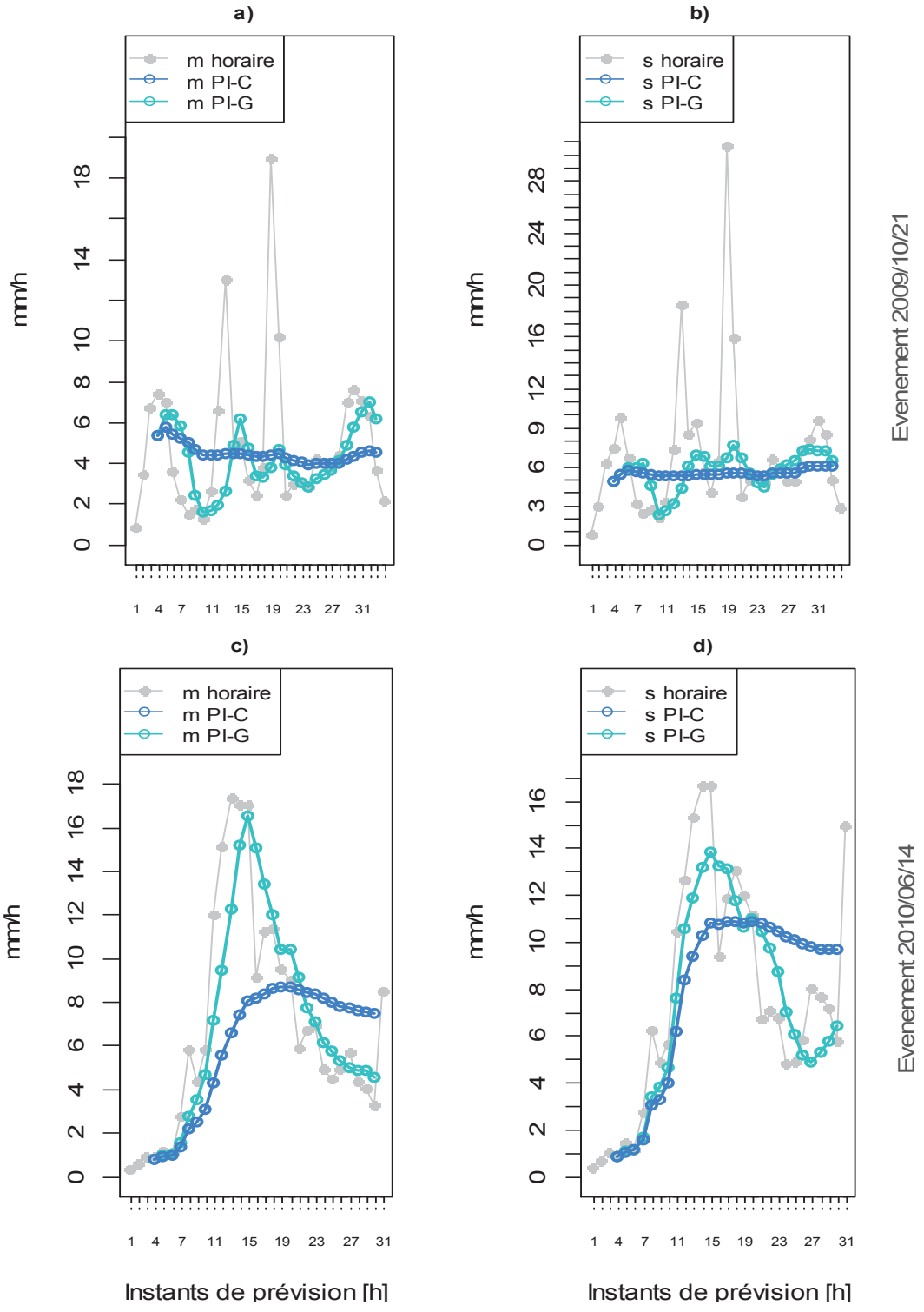


Figure 39. Schéma des paramètres m_{PNN} et s_{PNN}, calculés à partir de la pluie non-nulle (PNN) horaire (ligne grise) et à partir des méthodes PI-C (ligne bleue clair) et PI-G (ligne vert marine) pour les événements d'octobre 2009 (a- m_{PNN} et b- s_{PNN}) et juin 2010 (c- m_{PNN} et d- s_{PNN}).

6.4. **Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons évalué la performance des prévisions générées à partir de SAMPO TBM (PI). Plus particulièrement, nous nous sommes intéressés à évaluer les performances des deux méthodes utilisées pour estimer les paramètres du générateur de pluies : la méthode par fenêtre croissante (PI-C), qui considère toutes les heures de pluie observées pour estimer les paramètres du simulateur de pluie, et la méthode par fenêtre glissante (PI-G), qui considère seulement les quatre dernières heures. Pour chaque méthode, les prévisions d'ensemble SAMPO TBM ont été générées au pas de temps horaire et pour une échéance maximale de 4 heures. Chaque ensemble a été généré avec 30 membres, ou champs de pluie future. Sur chaque échéance, les prévisions ont été comparées avec les pluviomètres utilisés pour le conditionnement. Les deux méthodes PI-C et PI-G ont été aussi confrontées à la prévision par persistance, qui considère que la pluie future est égale à la dernière pluie observée.

Les critères d'évaluation ont montré que les méthodes de prévision développées ici sont plus performantes que la méthode de prévision par persistance. Dans la grande majorité des événements, cela est observé déjà à partir de la première échéance. En outre, nous avons observé que les méthodes PI-C et PI-G fournissent des prévisions de pluie avec une bonne précision (mesurée par la MAE) et performance globale (mesurée par le CRPS), et que, sur ces deux critères, leurs performances sont comparables. Cependant, l'analyse de la fiabilité par les diagrammes de rang a révélé que, dans la majorité des événements, les prévisions sous-estiment très souvent les observations correspondantes. Cette sous-estimation est légèrement plus fréquente quand on considère la méthode PI-C. L'analyse de l'évolution dans le temps des paramètres liés à la distribution des pluies non-nulles nous a conduit à faire le choix de conserver la méthode PI-G pour la suite. En effet, nous pensons que cette méthode sera plus à même de reproduire les pluies les plus intenses de l'événement (ce qui est notre objectif), à cause d'un moindre lissage des caractéristiques liées à la moyenne et à l'écart-type des pluies non-nulles.

L'évaluation de la méthode PI-G choisie montre cependant que les prévisions restent entachées d'un biais négatif, ce qui nous conduit, dans le prochain chapitre, à nous intéresser à l'améliorer la fiabilité de ces prévisions d'ensemble. Plus particulièrement, nous étudierons la possibilité d'un ajustement des paramètres plus pertinent, ainsi qu'à une correction des sorties du générateur.

7

Qualité des prévisions de pluie ajustées

7.1. Introduction

Dans le chapitre précédent, après avoir analysé les résultats obtenus avec les méthodes de prévision immédiate de pluies PI-C et PI-G, nous avons observé que les prévisions générées ont une tendance à sous-estimer la pluie future, et ce de façon plus marquante pour la méthode PI-C. Nous avons aussi pu voir que cette sous-estimation pourrait être liée à la façon dont les paramètres sont estimés avant l'instant de prévision.

Dans ce chapitre, nous proposons d'évaluer quatre méthodes d'ajustement des prévisions de pluie issues de SAMPO TBM PI-G (fenêtre glissante sur les 4 derniers pas de temps), basées sur un ajustement dans l'estimation des paramètres et des corrections des sorties (prévisions) brutes du générateur SAMPO TBM. Le but est d'obtenir des prévisions de pluie non biaisées et aussi d'améliorer leur fiabilité.

Pour pouvoir évaluer la méthode la plus adaptée pour nos objectifs, les prévisions générées après ajustement sont évaluées en considérant à nouveau les trois principaux attributs de la qualité d'une prévision qui nous intéressent le plus, c'est-à-dire, la justesse, la fiabilité et la capacité de discrimination des événements du système de prévision évalué, et ce à partir des mêmes critères utilisés dans le chapitre précédent. Les résultats de la méthode initiale (PI-G) sont également rappelés pour évaluer l'intérêt respectif des ajustements proposés.

7.2. Méthodes d'ajustement des prévisions proposées

Dans la littérature, de nombreux systèmes de prévision utilisent des procédures de mise à jour ou de correction des sorties brutes pour améliorer leur prévisions (voir par exemple la revue bibliographique réalisée par (Berthet, 2010). Ces ajustements, corrections de biais ou post-traitements statistiques, sont souvent basés sur les dernières observations disponibles. Les ajustements que nous proposons d'appliquer dans ce chapitre à la méthode PI-G sont du même ordre d'idées. Au final, nous avons choisi d'agir à deux niveaux, soit de manière seule soit combinée.

Le premier niveau d'ajustement réalisé concerne la modification de certaines valeurs de paramètres du simulateur. Suite à l'analyse présentée dans le chapitre 6, nous avons choisi de proposer une manière un peu différente d'estimer les paramètres de la distribution des pluies non-nulles, à savoir leur moyenne et leur écart-type (m_{PNN} et s_{PNN}) en donnant plus de poids sur les pluies observée à la dernière heure.

Le second niveau d'ajustement réalisé concerne la mise en place d'une correction des sorties du simulateur (post-traitement). Deux corrections différentes ont été proposées :

- une correction basée sur un report d'erreur ;
- une correction basée sur l'ajout d'une tendance linéaire dans l'évolution de la moyenne horaire de la pluie non nulle simulée m_{PNN}.

Au final, nous présentons les résultats obtenus pour quatre méthodes distinctes reprenant un ou plusieurs des ajustements ci-dessus (d'autres combinaisons ont été testées mais non retenues car non concluantes). Les méthodes présentées sont les suivantes :

- Fenêtre Glissante avec un réajustement des paramètres m_{PNN} et s_{PNN} liés à la distribution des intensités des pluies non-nulles (**PI-GA**),
- Fenêtre Glissante avec application d'un facteur de correction basé sur l'erreur passée (**PI-GE**),
- Fenêtre Glissante avec un réajustement des paramètres m_{PNN} et s_{PNN} et application d'un facteur de correction basé sur l'erreur passée (**PI-GAE**), et
- Fenêtre Glissante avec un réajustement des paramètres liés à la distribution des intensités des pluies non-nulles et report d'une tendance linéaire (**PI-GAT**).

Le Tableau 8 récapitule les méthodes évaluées et les ajustements utilisés sur chacune de ces méthodes. Ces ajustements sont présentés en détail ci-après.

Tableau 8. Synthèse des méthodes d'ajustement des prévisions immédiates d'ensemble issues de SAMPO-TBM PI-G

	Méthode d'ajustement			
	PI-GA	**PI-GE**	**PI-GAE**	**PI-GAT**
Approches utilisées :				
Ajustement des paramètres				
Réajustement des paramètres de la distribution des pluies non-nulles	x		x	x
Correction des sorties (post-traitement)				
Correction basée sur un report d'erreur		x	x	
Ajout d'une tendance linéaire dans l'évolution des paramètres de la pluie non nulle				x

7.2.1. **Réajustement des paramètres de la distribution des pluies non-nulles**

Comme déjà mentionné au chapitre précédent, les intensités de pluie des événements traités dans cette thèse peuvent varier fortement d'une heure à l'autre. La prise en compte de valeurs moyennes des paramètres pour définir la distribution de la pluie horaire non nulle peut avoir comme conséquence le lissage des valeurs de l'intensité de la pluie dans les champs prévus par SAMPO TBM, et donc une sous-estimation des plus fortes intensités. Une approche pour pouvoir résoudre ce problème consiste à donner un poids plus fort à la dernière heure d'observation. Celle-ci est l'information la plus récente de la pluie observée que nous pouvons obtenir avant de lancer la prévision pour les heures à venir.

Pour pouvoir appliquer cette approche, les paramètres de moyenne et écart-type des pluies non-nulles (m_{PNN} et s_{PNN}) sont estimés de la façon suivante :

- le paramètre m_{PNN} de SAMPO TBM est estimé en considérant la moyenne des pluies non-nulles observées dans les pluviomètres pendant uniquement la dernière

heure d'observation disponible notée t_0 l'instant d'initialisation des prévision Equation [14] (nous noterons cette moyenne m_{t_o}).

$$m_{PNN} = m_{t_o} \quad [14]$$

- En raison du fait que le paramètre s_{PNN}, qui définit la dispersion de la distribution des pluies, est lié à la corrélation spatiale des champs de pluie (L_{PNN}), il est nécessaire d'éviter une incompatibilité entre ces deux paramètres (L_{PNN} et s_{PNN}). Dans ce cas, nous avons estimé le paramètre s_{PNN} à partir du coefficient de variation (CV) des pluies non-nulles. Le coefficient de variation est une mesure de la dispersion relative autour de la moyenne. Il est estimé à partir du ratio entre l'écart-type et la moyenne. Ainsi, pour les méthodes d'ajustement des paramètres, le s_{PNN} est calculé en multipliant la moyenne du coefficient de variation des quatre dernières heures d'observation disponibles par la moyenne de la dernière observation (m_{t_o}), suivant la formule présentée dans l'Equation [15].

$$s_{PNN} = m_{t_o} * \frac{\sum_{i=0}^{i=3} CV_{t0-i}}{4} \quad [15]$$

Où CV_{to-i} est le coefficient de variation des pluies non-nulles horaires i heure(s) avant l'instant d'initialisation t_o (i = 0,...,3h), m_{t_o} est la moyenne des pluies non-nulles à l'instant d'initialisation t_o (juste avant la prévision).

Le ré-ajustement des paramètres m_{PNN} et s_{PNN} influe également sur l'étape de conditionnement de la simulation par les pluies mesurées par les pluviomètres car les caractéristiques de ces pluies utilisées pour conditionner les simulations doivent être cohérentes avec ces nouveaux paramètres du générateur, et cela pour tous les pas de temps du conditionnement (les 4 derniers pas de temps dans notre cas). Aussi, les valeurs de pluie aux pluviomètres, observées aux pas de temps précédents à l'instant d'initialisation de la prévision (t_o), doivent être elles aussi réajustées pour pouvoir fournir la même moyenne utilisée par le paramètre m_{t_o}. Pour cela, les valeurs des pluviomètres sont multipliées par un facteur d'ajustement égal au ratio entre la moyenne de la dernière observation de pluie et la moyenne du pas de temps considéré lors du conditionnement (Equation [16]) :

$$O^*_{t_0-i} = \frac{m_{t_0}}{m_{t_0-i}} O_{t_0-i} \quad [16]$$

Où O_{t_0-i} représente la valeur observée à un pluviomètre i heure(s) avant l'instant d'initialisation t_0, $O^*_{t_0-i}$ cette même valeur, mais réajustée, m_{t_o} est la moyenne des pluies non-nulles à l'instant t_0 et m_{t_0-i} est la moyenne des pluies non-nulles i heures avant t_0 (i = 1,...,3h : par construction à t_0 on ne réajuste pas les valeurs aux pluviomètres).

Ce ré-ajustement des dernières observations des pluviomètres permet, en quelque sorte, de se replacer dans le cas de « pseudo » observations reproduisant à chaque pas de temps les mêmes caractéristiques (du moins pour la moyenne des pluies non-nulles) que celles observées au dernier pas de temps disponible (t_0) pour la prévision. On devient ainsi plus

cohérent avec le générateur, qui s'appuie sur l'hypothèse que les caractéristiques des champs de pluie n'évoluent pas significativement pendant la période de conditionnement (ici les 4 derniers pas de temps).

Le simulateur est ensuite lancé en mode « prévision immédiate par fenêtre glissante » tel qu'expliqué dans le Chapitre 2, section 2.5, mais avec les paramètres ainsi que les observations de pluie modifiés à chaque nouvel instant d'initialisation de la prévision, selon la méthode qui vient d'être décrite. Cette approche, appliquée seule, constitue la méthode d'ajustement PI-GA (Tableau 8) qui sera évaluée dans ce chapitre.

7.2.2. **Correction des sorties basée sur un report d'erreur**

Une autre manière d'améliorer les prévisions est d'appliquer un ajustement ou correction directement sur les prévisions émises par le simulateur. La méthode la plus simple consiste à reporter l'erreur de prévision passée sur les nouvelles prévisions. Plusieurs systèmes de prévision font usage d'un facteur de correction qui se base sur les erreurs faites par le modèle de prévision dans le passé. Par exemple, nous pouvons citer la correction proposée pour le modèle GRP de prévision, reportée en détail dans Tangara (2005) et Berthet (2010). Il s'agit de calculer un coefficient de correction basé sur la dernière prévision faite par le modèle et ensuite de l'appliquer directement aux nouvelles prévisions. Le coefficient de correction des sorties peut être calculé en considérant la dernière prévision seulement ou plusieurs prévisions passées. Dans ce dernier cas, un modèle d'erreur est souvent estimé à l'aide d'un modèle de régression ou d'une distribution des erreurs passées. L'application d'un coefficient de correction peut se faire en fonction des échéances de prévision, mais aussi des valeurs prévues (par exemple, on corrigera différemment les valeurs fortes et les valeurs faibles des pluies prévues).

Ici, nous avons appliqué un facteur de correction multiplicatif sur les prévisions générées avec la méthode PI-G. Ce facteur est calculé à partir des erreurs faites lors de la prévision précédente, mais uniquement à la première échéance. En effet, pour des raisons de simplification, nous appliquons à toutes les échéances le même facteur de correction. En d'autres termes, les prévisions réalisées à l'instant d'initialisation t_0, pour les échéances t_0+1h, t_0+2h, t_0+3h et t_0+4h sont corrigées en fonction de l'erreur des prévisions réalisée à l'instant d'initialisation précédant (t_0-1h) pour l'échéance t_0.

Le facteur de correction n'est, bien évidemment, calculé qu'à partir du deuxième instant de prévision disponible dans l'événement. Il est égal à la moyenne des erreurs observées sur l'ensemble des pluviomètres (Equation [17]) :

$$E_{t_0} = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N} \frac{O_{j,t_0}}{P_{j,t_0}^{t_0-1}} \qquad [17]$$

Où E_{t_0} est le facteur de correction qui sera appliqué aux prévisions émises à l'instant d'initialisation t_0, O_{j,t_0} est la pluie observée au pluviomètre j à l'instant t_0, $P_{j,t_0}^{t_0-1}$ est la prévision SAMPO TBM à l'emplacement du pluviomètre j et émise à l'instant d'initialisation t_0-1h, pour l'échéance t_0, et N est le nombre de pluviomètres.

Ce facteur de correction est ensuite appliqué à tous les points de la grille de pluies prévues, à toutes les échéances, et à tous les membres de la prévision d'ensemble, (Equation [18]) :

$$P'^{t_0,M}_{t_0+i} = E_{t_0} P^{t_0,M}_{t_0+i} \quad [18]$$

Où E_{t_0} est le facteur de correction unique, $P^{t_0,M}_{t_0+i}$ est la pluie prévue (dans le champ) par le membre *M* (*M=1,…30)* à l'instant de prévision t_0 et pour l'échéance t_0+i, (i=1, …, 4h).

Cette approche de report d'erreur est à la base de la méthode d'ajustement PI-GE (Tableau 8) qui sera évaluée dans ce chapitre.

La Figure 40 illustre l'effet de la correction sur les prévisions brutes PI-G. On y montre un exemple de correction appliquée aux prévisions de deux pluviomètres (#1 et #2 du Tableau 5 présentée au Chapitre 4) et à l'échéance t_0+1h pour une prévision de pluie faite lors de l'événement de juin 2010 (événement #3). Nous observons que les prévisions faites avec la méthode PI-G (graphiques a1 et b1) sont, pour la plupart des membres de l'ensemble prévu, plus faibles que les observations pluviométriques des deux pluviomètres. A partir de l'ajustement fait avec la méthode PI-GE (graphiques a2 et b2), la moyenne de l'ensemble est plus proche des observations et les membres de l'ensemble de pluies prévues sont plus dispersés autour des observations. L'illustration montre que la méthode PI-GE peut être une solution pour ajuster les prévisions émises par SAMPO TBM PI-G et améliorer leur qualité. Ceci reste cependant un cas illustratif. L'évaluation statistique sur l'ensemble des événements et prévisions émises est présentée dans la section 7.3.

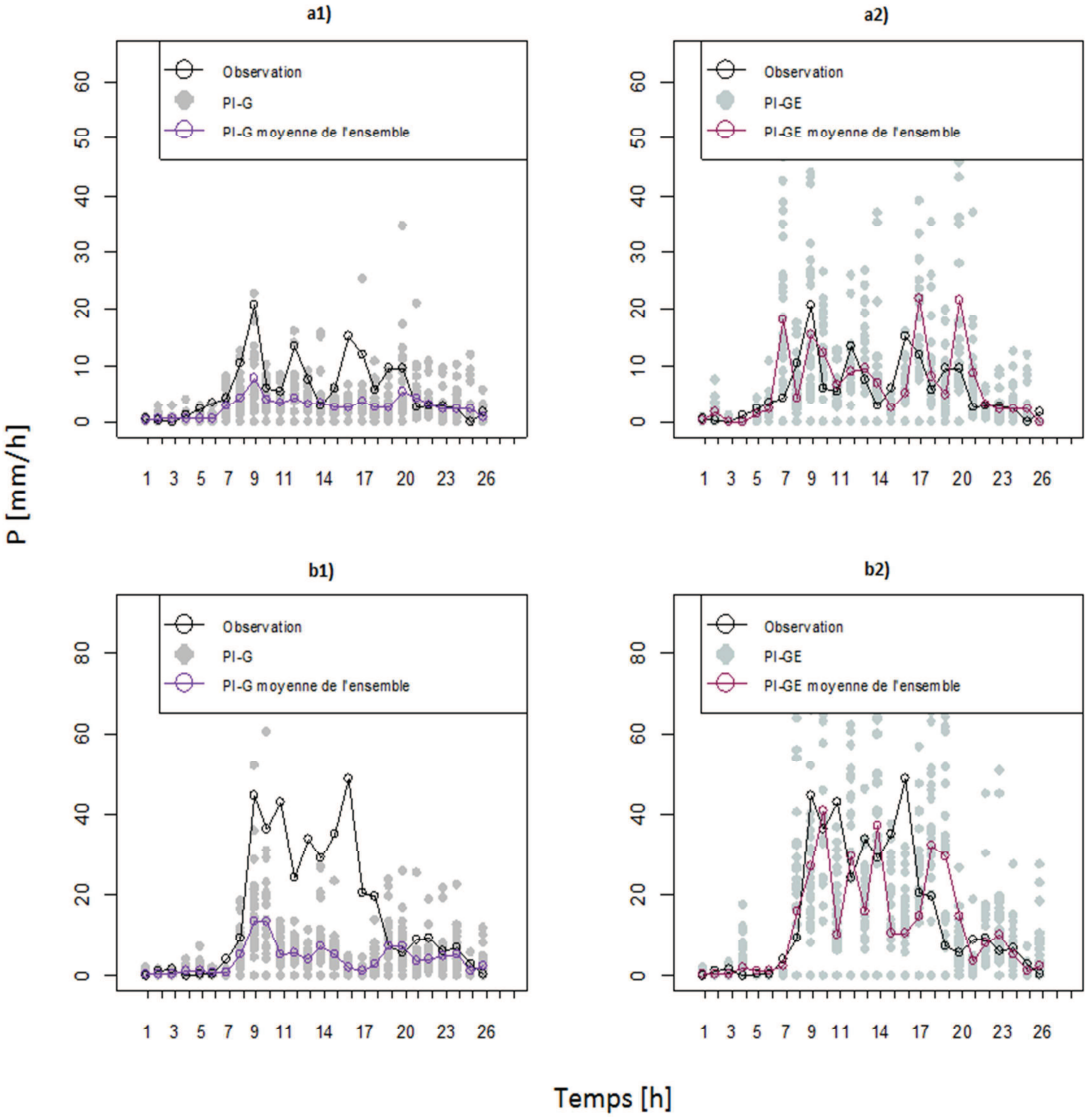


Figure 40. Exemple de correction des sorties basée sur un report d'erreur ajouté aux prévisions de pluie avec la méthode PI-G pour l'événement Juin de 2010 (a1 et b1 présentent les valeurs estimées par la méthode fenêtre glissante pour les pluviomètres 1 et 2, respectivement, pour l'échéance t_0+1h et a2 et b2 présentent les valeurs estimées par la méthode correction des sorties basée sur un report d'erreur pour les pluviomètres 1 et 2, respectivement, pour la première échéance).

Enfin, on notera que l'approche d'ajustement par report de l'erreur passée (PI-GE) peut être utilisée de manière combinée à l'approche d'ajustement des paramètres (PI-GA) présentée précédemment. Dans ce cas, deux ajustements sont considérés : d'abord celui appliqué aux paramètres liés à la distribution des pluies non-nulles et, ensuite, celui appliqué directement aux prévisions à partir d'un facteur de correction. Cette approche permet de considérer les deux potentielles sources de sous-estimation des prévisions de pluie identifiées dans le Chapitre 6 : le lissage des paramètres liés à la distribution des pluies non-nulles et les erreurs effectuées aux instants de prévision précédents. L'approche qui regroupe ces deux ajustements est ici notée PI-GAE (Tableau 8). Elle sera aussi évaluée dans ce chapitre.

7.2.3. **Correction des sorties basée sur l'ajout d'une tendance linéaire**

Comme nous l'avons déjà mentionné, dans le simulateur SAMPO TBM, la croissance ou la décroissance des intensités de pluie à l'intérieur des cellules de pluie n'est pas explicitement prise en compte. Cependant, en réalité, les cellules de pluie ne sont pas stationnaires. Nous pouvons ainsi observer une évolution de la moyenne des intensités de la pluie dans le temps. Normalement, les événements extrêmes ont une tendance à avoir une phase d'initialisation, de croissance et de décroissance des intensités de pluie dans les cellules pluvieuses.

C'est ce constat qui avait motivé la méthode PI-GA, présentée au paragraphe 7.2.1. Dans cette méthode, nous avions cherché à enlever une éventuelle tendance sur les observations des quatre derniers pas de temps servant au conditionnement. Pour cela, nous avions utilisé un coefficient d'ajustement de manière à ce qu'à chaque pas de temps, la moyenne des pluies non-nulles observées soit identique à celle à l'instant t_0.

Pour ce qui concerne la méthode présentée dans ce paragraphe nous repartons de la méthode PI-GA, mais nous appliquerons également une correction aux sorties obtenues, basée sur une tendance observée sur la moyenne des pluies non-nulles des quatre derniers pas de temps. Rappelons que si tendance il y a, le simulateur ne la prendra pas en compte dans les prévisions, car tous les champs prévus seront simulés avec des pluies non-nulles de même moyenne que celle observée à t_o. Nous allons donc chercher à prendre en compte cette tendance sous la forme d'une correction des sorties. Pour cela, nous allons multiplier les sorties des champs prévus de telle façon à ce que l'évolution à chaque pas de temps de leurs moyennes des pluies non nulles corresponde à la tendance observée sur les quatre derniers pas de temps avant l'instant d'initialisation des prévisions. En d'autres termes, si nous observons que sur les quatre dernières heures, les pluies augmentent à chaque heure, nous voulons que ces pluies continuent à augmenter dans les mêmes proportions pour les quatre heures d'échéance de la prévision. Le même raisonnement se tiendra lorsque les pluies décroissent.

Pour appliquer cette méthode, nous définissons un facteur de correction à chaque instant d'initialisation t_0, et chaque échéance prévue t_0+i, (i=1, …, 4h). Ce facteur est égal au paramètre m_{t_o}extrapolé linéairement dans le futur à l'échéance t_0+i, divisé par m_{t_o}qui correspond à la valeur du paramètre à cette même échéance, mais sans la correction (donc sans l'hypothèse de la tendance). L'Equation [19] présente la formule utilisée pour le calcul de ce facteur. .

$$K_{t_0,i} = \frac{(m_{t_o} + a\,.\,i)}{m_{t_o}} \qquad [19]$$

Où $K_{t_0,i}$ est le facteur de correction calculé à l'instant d'initialisation t_0 pour l'échéance t_0+i, (i=1, …, 4h), m_{t_o} la moyenne des pluies non nulles à t_0, a est le coefficient de la droite de régression $y=ax+b$ calé sur les valeurs $m_{t_o-3h}, m_{t_o-2h}, m_{t_o-1h}$ et m_{t_o} .

Une fois estimé, ce facteur de correction est appliqué sur tous les membres des prévisions d'ensemble générées à partir de la méthode PI-GA aux différentes échéances (Equation [20]) :

$$P'^{t_0 M}_{t_0+i} = K_{t_0,i} P^{t_0,M}_{t_0+i} \quad [20]$$

Où $P'^{t_0 M}_{t_0+i}$ est le membre *M* corrigé (*M=1,…,30*) pour l'initialisation t_0 et l'échéance t_0+i, (*i*=1, …, 4h), $P^{t_0 M}_{t_0+i}$ est la valeur de ce membre avant correction obtenu à partir de la méthode PI-GA, et $K_{t_0,i}$ est le facteur de correction.

La méthode résultante est notée PI-GAT (Tableau 8). En résumé, son application suit deux étapes : tout d'abord, nous ajustons les paramètres et les champs de conditionnement selon la méthode PI-GA ; ensuite, nous appliquons un facteur de correction à chaque membre de la prévision d'ensemble et à chaque échéance horaire de prévision.

7.3. Evaluation de la qualité des prévisions ajustées

Les méthodes d'ajustement présentées précédemment ont été appliquées sur les événements sélectionnés dans cette thèse (Chapitre 4). La qualité des prévisions ajustées a été évaluée pour chaque méthode et chaque échéance. Elle a été comparée à la qualité de la prévision par persistance et à celle de la méthode PI-G sans ajustement.

7.3.1. Scores numériques

Les scores numériques (Chapitre 3) ont été appliqués sur les points de conditionnement (27 pluviomètres) et sur trois pluviomètres qui n'ont pas servi pour le conditionnement. Les illustrations de la Figure 42 à la Figure 48 présentent les résultats obtenus pour chacun des critères.

La Figure 41 présente, par échéance, la distribution des valeurs de MAE obtenues dans les pluviomètres utilisés dans le conditionnement de SAMPO TBM. La MAE est calculée en considérant la moyenne des membres de la prévision d'ensemble et les valeurs observées aux points des pluviomètres. La Figure 42 présente aussi la MAE, par échéance, mais calculée en considérant seulement les trois pluviomètres enlevés du conditionnement. Ce sont les valeurs moyennes des trois MAE obtenues qui y sont présentées. Comme cela a été vu au chapitre précédent, on rappelle que l'échéance 0 représente la dernière heure d'observation. Sur cette échéance, SAMPO TBM fonctionne en mode « simulation des champs de pluie ». Le conditionnement et encore actif et il est donc attendu que le critère MAE sur les pluviomètres de conditionnement (Figure 41) renvoie la valeur nulle. Les valeurs à cette échéance 0 dans la Figure 42, par contre, montrent une estimation des erreurs ponctuelles de la simulation SAMPO TBM, puisque rappelons-le, il n'y a pas eu de conditionnement sur ces trois pluviomètres.

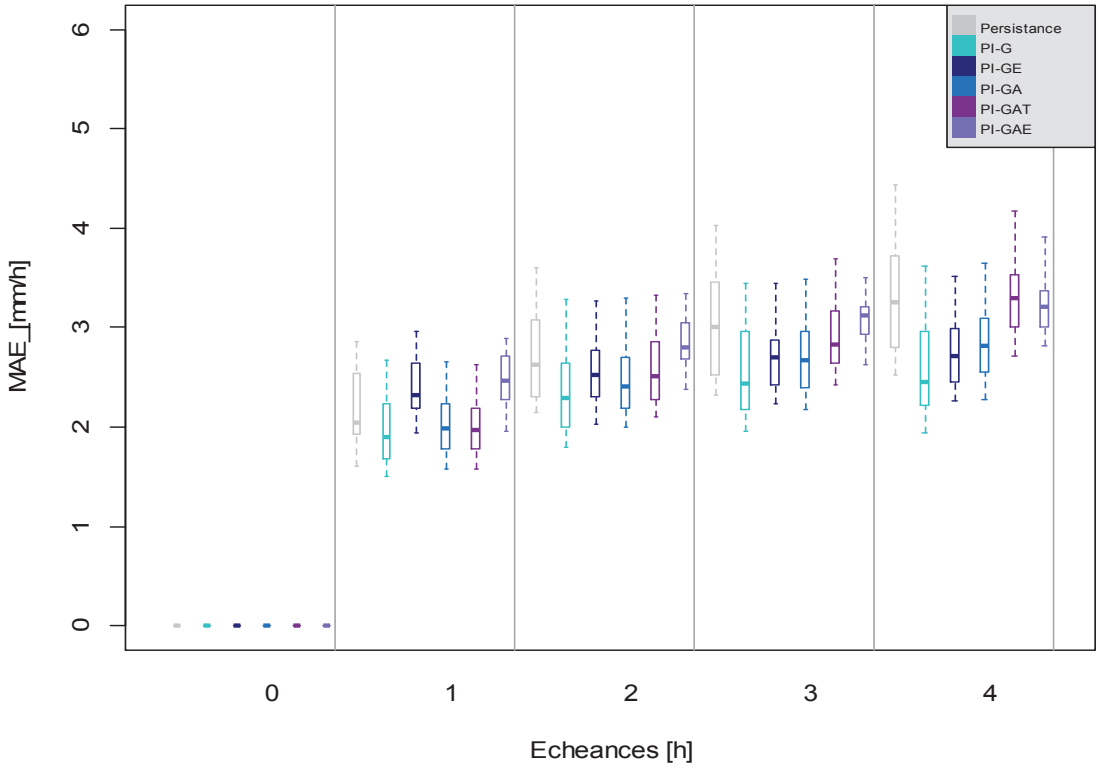


Figure 41. MAE par échéance de prévision pour les méthodes Persistance, PI-G, PI-GE, PI-GA, PI-GAT et PI-GAE, calculée sur les 27 pluviomètres utilisés pour le conditionnement de SAMPO TBM. Les box-plots représentent les quantiles 5%, 25%, 50%, 75% et 95%.

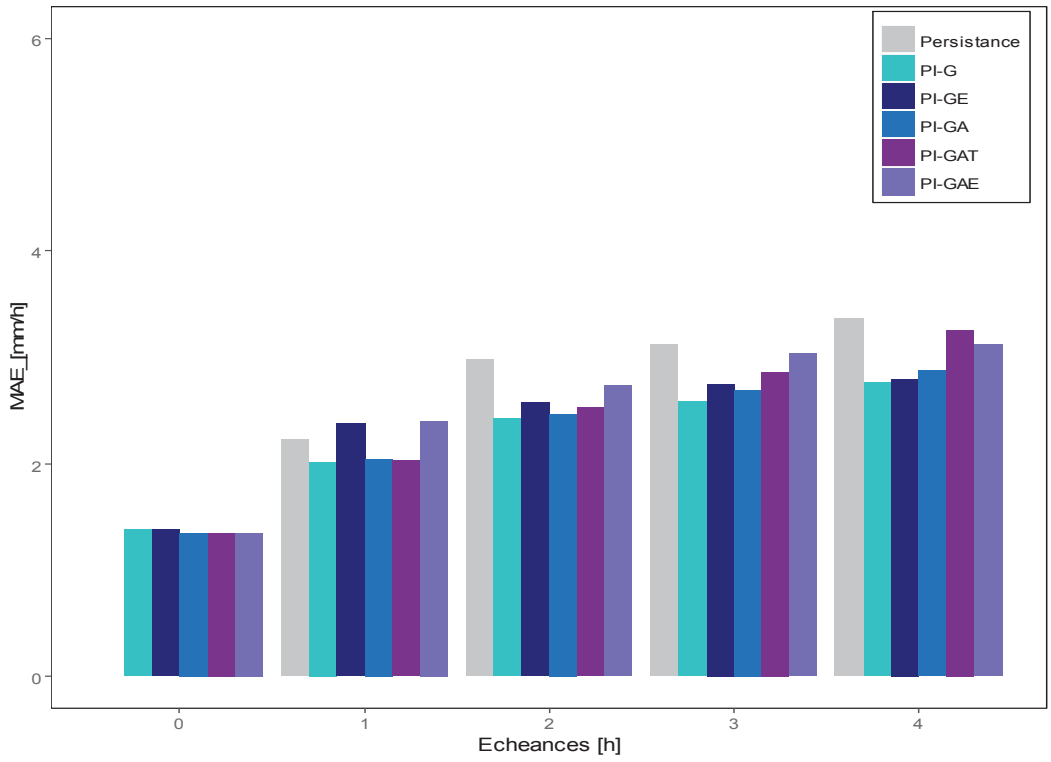


Figure 42. MAE par échéance de prévision pour les méthodes Persistance, PI-G, PI-GE, PI-GA, PI-GAT et PI-GAE, calculée en prenant la moyenne des MAE calculé sur chacun des trois pluviomètres qui n'ont pas été utilisés pour le conditionnement de SAMPO TBM.

Nous observons que la méthode la plus performante selon le critère MAE (valeur plus proche de zéro) reste celle calculée avec la PI-G sans ajustement des paramètres ou correction des sorties, et cela peut être observé pour toutes les échéances. Toutes les méthodes d'ajustement sont meilleures que la méthode par persistance, déjà à partir de la première échéance de prévision. Sur les premières échéances, les méthodes qui considèrent l'ajustement des paramètres et le report d'une tendance linéaire (PI-GA et PI-GAT) sont plus performantes que les méthodes qui prennent en compte un facteur de correction basé sur l'erreur passée (PI-GE et PI-GAE). La méthode PI-GE devient autant performante que la méthode PI-GA, voire même plus performante, en médiane, avec l'augmentation de l'échéance. Aux échéances plus lointaines (ici, quatre heures), la méthode PI-GAT perd considérablement sa performance initiale.

Les Figure 43 et Figure 44 présentent les performances des méthodes selon le critère d'évaluation CRPS. Nous observons ici que les prévisions ajustées ont des performances meilleures que les prévisions non-ajustées (PI-G), surtout sur les premières deux heures d'échéance. Les différences entre les valeurs de CRPS sont, certes, petites et varient entre 0,1 et 0,3 mm/h, selon la méthode et l'échéance. Les méthodes PI-GA et PI-GAT sont plus performantes à la première heure d'échéance. La méthode PI-GE présente une meilleure performance globale à l'échéance de 2h, tandis que pour les échéances de 3h et 4h, les méthodes PI-GE et PI-GA deviennent pratiquement équivalentes en performance globale du CRPS à la méthode sans ajustement (PI-G). Enfin, on notera que toutes les méthodes d'ajustement restent meilleures que la méthode de prévision par persistance, et ce pour toutes les échéances.

Les Figures 46 et Figure 47 présentent les valeurs de la surface de la courbe ROC (AUC) pour les pluviomètres utilisés pour le conditionnement et pour les 3 pluviomètres qui n'ont pas été utilisés pour le conditionnement de SAMPO TBM, respectivement. Nous observons que la performance de chaque méthode diminue avec l'augmentation des échéances, comme attendu. Cette diminution de performance est cependant plus rapide dans le cas de la méthode PI-G (prévisions sans ajustement) et PI-GAT, tandis que les méthodes PI-GE et PI-GAE restent avec des valeurs d'AUC majoritairement supérieures à la limite de 0,5 jusqu'à l'échéance maximale de 4 heures. En effet, les méthodes qui appliquent un facteur de correction d'erreur sur les prévisions, PI-GE, en premier, et PI-GAE, en deuxième, sont les plus performantes sur l'ensemble des échéances évaluées. Même dans le cas des prévisions à 4 heures, la majorité des pluviomètres ont une AUC supérieure à 0,5 pour ces méthodes.

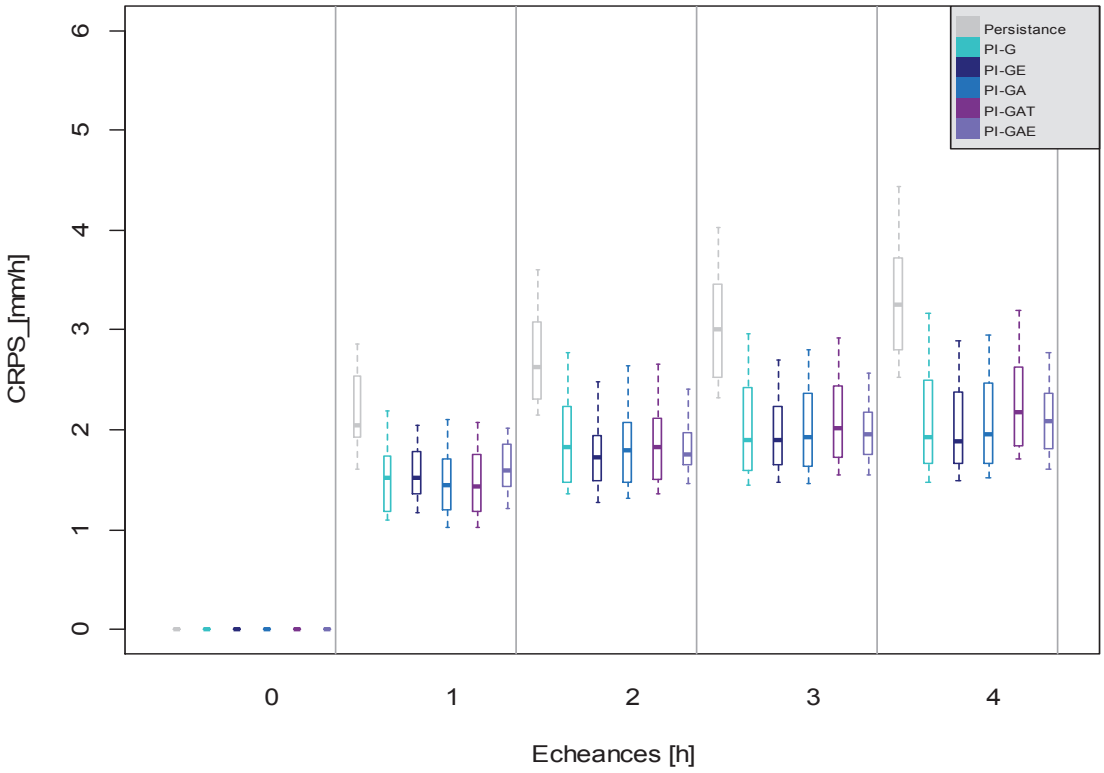


Figure 43. CRPS par échéance de prévision pour les méthodes Persistance, PI-G, PI-GE, PI-GA, PI-GAT et PI-GAE calculée sur les 27 pluviomètres utilisés pour le conditionnement de SAMPO TBM. Les box-plots représentent les quantiles 5%, 25%, 50%, 75% et 95%.

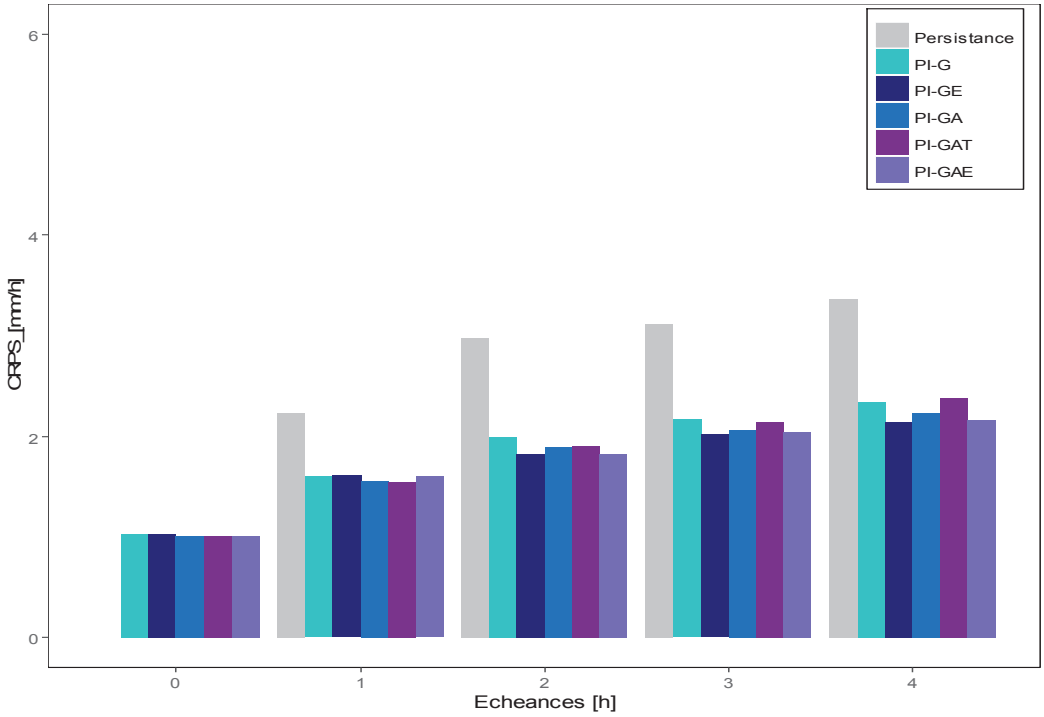


Figure 44. CRPS calculé à chaque échéance pour évaluer la performance globale des méthodes Persistance, PI-G, PI-GE, PI-GA, PI-GAT et PI-GAE calculé sur chacun des trois pluviomètres qui n'ont pas été utilisés pour le conditionnement de SAMPO TBM.

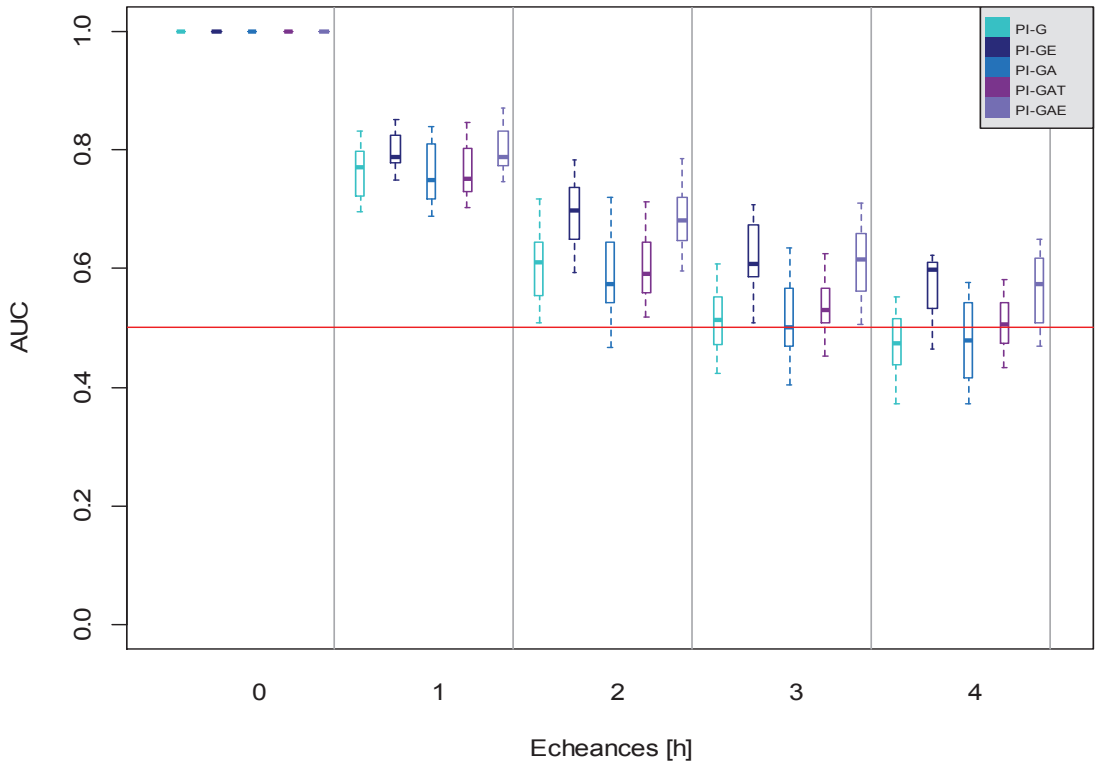


Figure 45. Surface de la courbe ROC (AUC) par échéance de prévision pour les méthodes Persistance, PI-G, PI-GE, PI-GA, PI-GAT et PI-GAE calculée sur les 27 pluviomètres utilisés pour le conditionnement de SAMPO TBM. Les box-plots représentent les quantiles 5%, 25%, 50%, 75% et 95%.

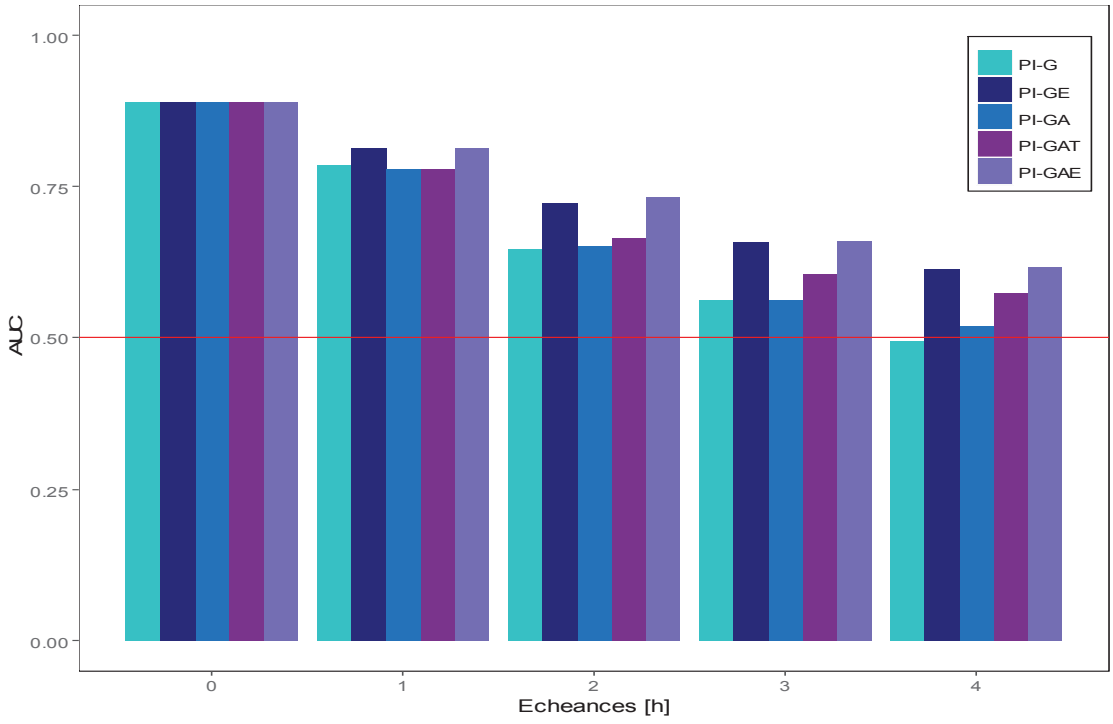
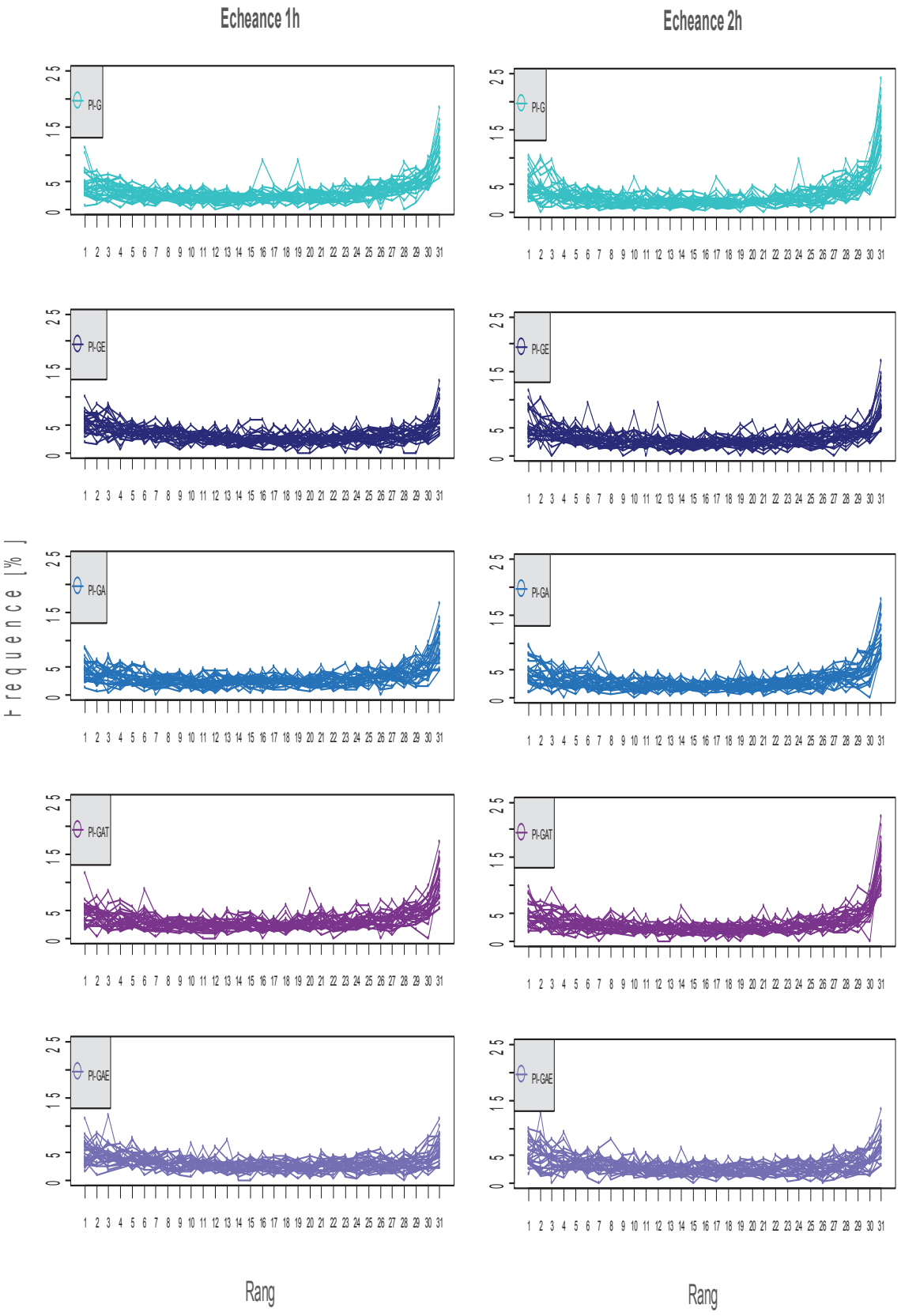


Figure 46. Surface de la courbe ROC (AUC) par échéance de prévision pour les méthodes Persistance, PI-G, PI-GE, PI-GA, PI-GAT et PI-GAE calculée sur les 3 pluviomètres on utilisés pour le conditionnement.

La Figure 47 présente les diagrammes de rang pour les pluviomètres utilisés pour le conditionnement et les quatre échéances de prévision, tandis que la Figure 48 présente ce même critère de qualité pour les 3 pluviomètres qui n'ont pas été utilisés pour le conditionnement de SAMPO TBM et l'échéance de 1h. Nous observons que les méthodes d'ajustement peuvent nettement améliorer la fiabilité des prévisions. La méthode sans ajustement (PI-G) est celle qui présente un biais négatif le plus prononcé (fréquence élevée d'observations qui se retrouvent au dernier rang). Ce fait peut être également observé, mais de manière moins marquante, sur les diagrammes de rang des méthodes PI-GA et PI-GAT. En revanche, les méthodes basées sur le report de la dernière erreur de prévision donnent des performances très satisfaisantes, avec des diagrammes de rang pratiquement plats. La méthode qui montre le meilleur diagramme de rang est la PI-GAE, qui combine l'ajustement des paramètres et le report d'erreur.


Echeance 1h
Echeance 2h
PI-G
PI-GE
PI-GA
PI-GAT
PI-GAE
Fréquence [%]
Rang
Rang

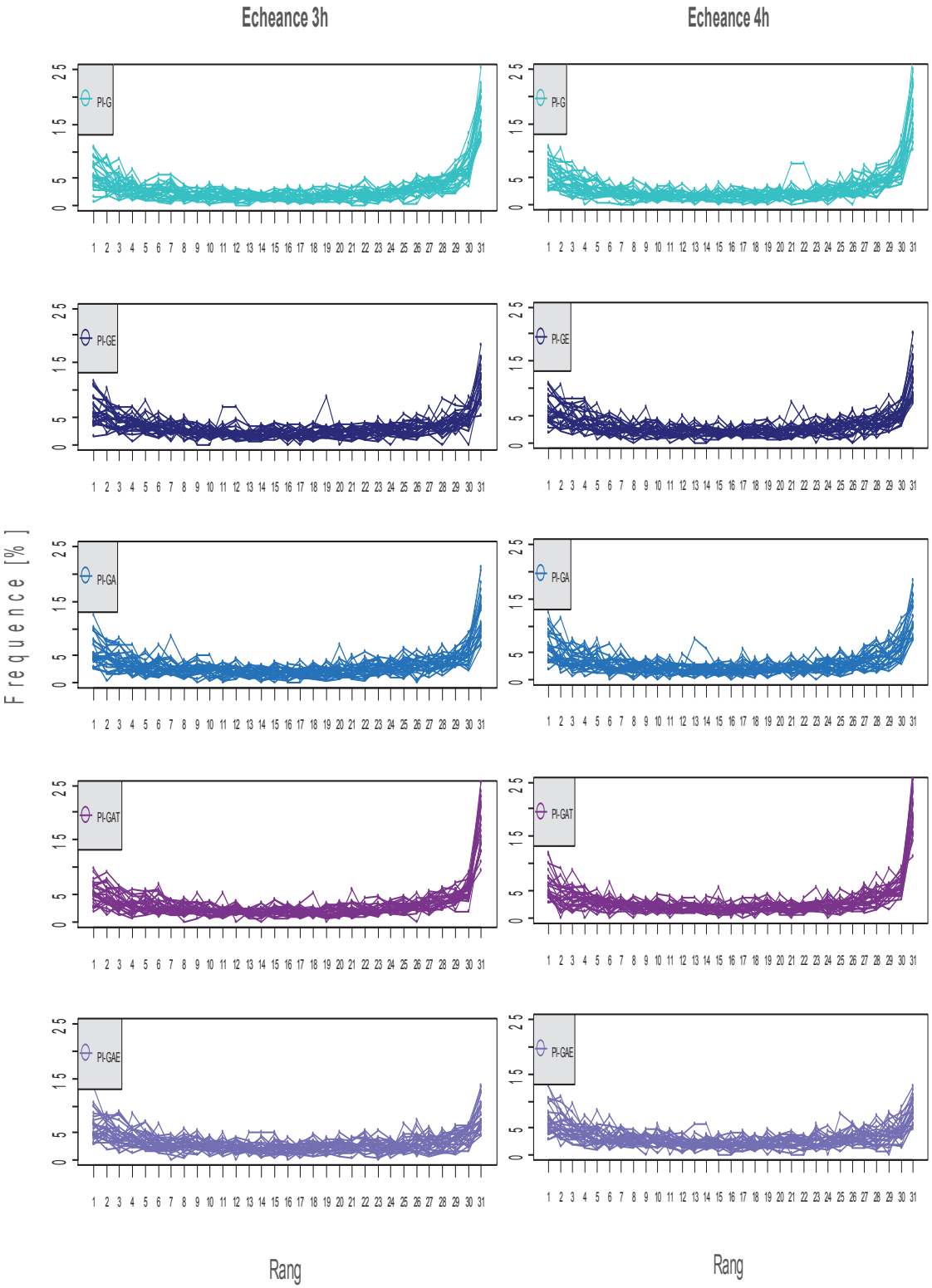


Figure 47. Diagrammes de rang pour les échéances de 1h à 4h et les méthodes PI-G, PI-GE, PI-GA, PI-GAT et PI-GAE, calculés sur les 27 pluviomètres utilisés pour le conditionnement de SAMPO TBM. Chaque ligne correspond à un pluviomètre.

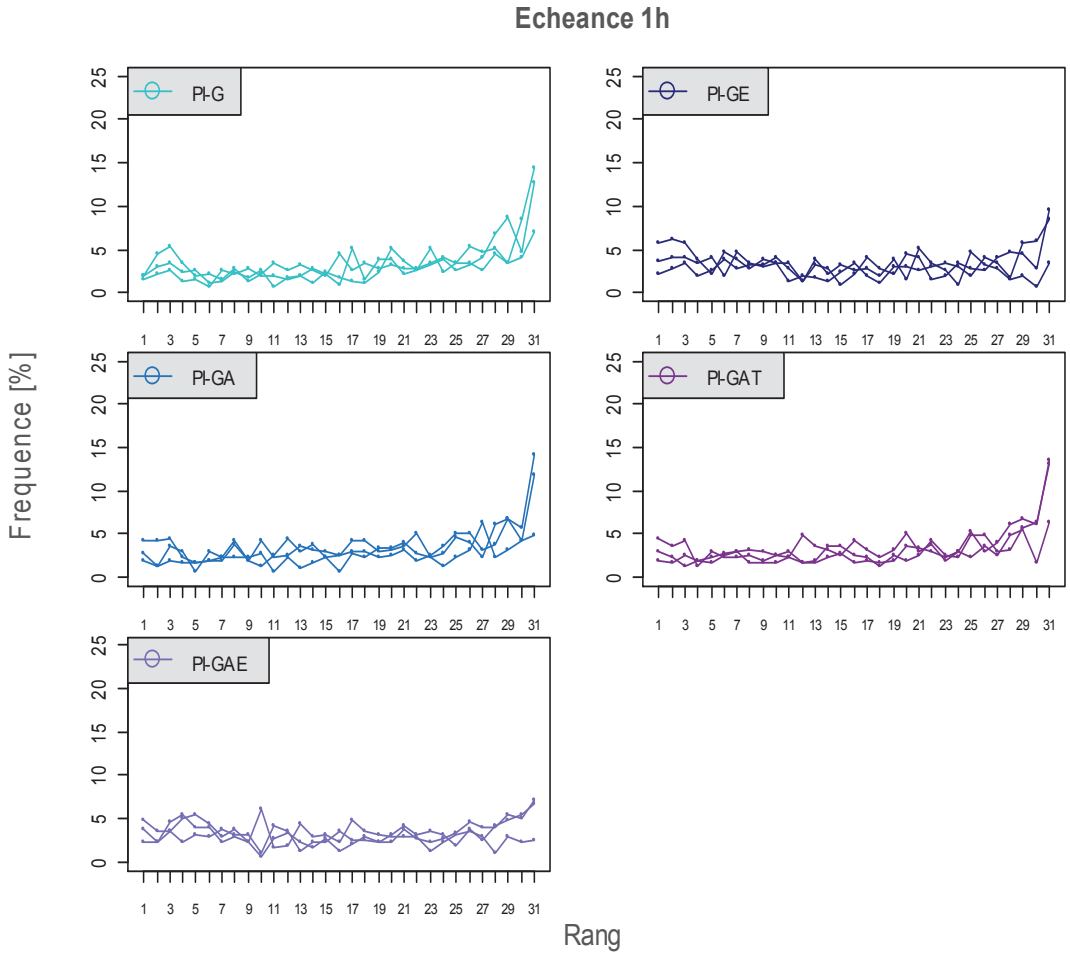


Figure 48. Diagrammes de rang pour l'échéance 1h et les méthodes PI-G, PI-GE, PI-GA, PI-GAT et PI-GAE, calculés sur les 3 pluviomètres non utilisés pour le conditionnement. Chaque ligne correspond à un pluviomètre.

Nous observons que les méthodes d'ajustement peuvent nettement améliorer la fiabilité des prévisions. La méthode sans ajustement (PI-G) est celle qui présente un biais négatif le plus prononcé (fréquence élevée d'observations qui se retrouvent au dernier rang). Ce fait peut être également observé, mais de manière moins marquante, sur les diagrammes de rang des méthodes PI-GA et PI-GAT. En revanche, les méthodes basées sur le report de la dernière erreur de prévision donnent des performances très satisfaisantes, avec des diagrammes de rang pratiquement plats. La méthode qui montre le meilleur diagramme de rang à l'échéance de 1 heure est la PI-GAE, qui combine l'ajustement des paramètres et le report d'erreur. Au fur et à mesure que les échéances augmentent, on observe que la fiabilité réduit, les prévisions sont plus sous-estimées.

7.3.2. **Synthèse des performances selon les scores numériques**

Afin de choisir la méthode d'ajustement la plus adaptée à nos objectifs de prévision immédiate de pluies, il faut considérer l'ensemble des résultats observés sur les critères d'évaluation pris en compte, étant donné qu'un critère tout seul n'est pas suffisant pour pouvoir évaluer la performance d'une méthode. D'après nos résultats, nous concluons que :

- pour tous les critères, les performances des méthodes d'ajustement diminuent avec l'augmentation des échéances de prévision, mais restent globalement supérieures à la prévision par persistance.
- Selon le critère MAE, aucune méthode d'ajustement n'arrive à être significativement plus performante en termes de justesse de la moyenne d'ensemble que la prévision sans ajustement (PI-G). Les méthodes PI-GA et PI-GAT semblent être plus performantes que les autres méthodes d'ajustement pour les plus courtes échéances, mais sont rattrapées par la méthode PI-GE aux plus longues échéances (ici, l'échéance maximale de quatre heures).
- En termes de performance global (critère CRPS), les méthodes PI-GA et PI-GAT montrent des meilleures performances à la première heure d'échéance, tandis que la méthode PI-GE présente une meilleure performance globale à la deuxième échéance. Les différences entre les performances des différentes prévisions (avec et sans ajustement) sont faibles et deviennent globalement négligeables avec l'augmentation de l'échéance.
- Les méthodes PI-GE et PI-GAE sont les plus performantes en ce qui concerne la discrimination des événements forts (critère AUC) ; ce qui est un critère important pour nos objectifs finaux de détection de pluies fortes et crues rapides. La bonne performance de ces méthodes est observée sur l'ensemble des échéances ici évaluées.
- Les méthodes d'ajustement donnent, toutes, des performances en fiabilité globalement meilleures que la prévision sans ajustement (PI-G). Parmi les méthodes d'ajustement testées, la méthode PI-GAE est celle qui montre la meilleure performance, suivi de la méthode PI-GE. Les autres méthodes diminuent les biais des prévisions non ajustées, mais ne l'enlèvent pas complétement et une tendance à la sous-estimation des intensités de pluie est toujours présente dans leurs diagrammes de rang.

Sur la base de ces éléments, nous concluons que la méthode de prévision la plus adaptée à nos objectifs est la méthode PI-GAE. Les événements que nous cherchons à prévoir sont sujets à des variations très brusques en intensité et localisation des pluies, avec des changements importants d'une heure à l'autre. Il nous parait donc important de disposer d'une méthode qui, tout d'abord, fournit des ensembles fiables et avec une bonne capacité de discrimination des événements. La méthode PI-GAE offre cette possibilité à partir d'un ré-ajustement des paramètres de simulation et d'une correction d'erreur, les deux fortement basés sur la dernière observation disponible avant la prévision.

7.3.3. **Performance spatiale de la méthode PI-GAE sur le Var**

Afin d'illustrer la performance de la méthode PI-GAE sur l'ensemble du domaine d'étude (département du Var) et, plus particulièrement, de mieux cerner sa capacité à détecter des événements forts et caractérisés par le dépassement d'un seuil critique, nous présentons ici les scores MAE, SR, POD et CSI (voir Chapitre 3) sous la forme de cartes des scores obtenus en considérant chaque point de grille du domaine. Notons que cette fois-ci, les valeurs « observées » prises en compte dans le calcul des scores n'est plus la valeur au pluviomètre, mais la lame d'eau ANTILOPE présentée au chapitre 4, ceci afin de pouvoir calculer ces critères en tout point. En revanche, les prévisions d'ensemble évaluées restent bien les mêmes que précédemment. La référence n'est donc plus égale aux pluviomètres, ce qui peut éventuellement fausser les résultats obtenus à cause des différences entre les pluviomètres et ANTILOPE. Cependant, ANTILOPE étant issu d'un krigeage à dérivée externe, cette différence est en principe minime à l'endroit des pluviomètres. De plus l'idée ici n'est pas d'évaluer la méthode à proprement parler (cela a été fait au paragraphe précédent), mais plutôt de regarder spatialement comment se comportent nos critères.

Ces cartes ont été calculées en considérant les 17 événements sélectionnés pour cette étude et les prévisions de pluie jusqu'à 4 heures d'échéance. Pour la MAE, nous avons toujours utilisé la moyenne des membres de l'ensemble pour calculer la justesse des prévisions de la méthode PI-GAE. Par rapport aux scores liés à l'évaluation de la capacité de discrimination des événements forts (SR, POD et CSI), nous avons considéré un seuil de probabilité d'au moins 40% des membres de l'ensemble dépassant un seuil de pluie de 4 mm/h (quantile 70%, Q70, estimé en considérant tous les valeurs ANTILOPE). Les résultats de l'évaluation sont aussi comparés aux cartes obtenues en considérant la prévision par persistance. La Figure 49 présente les résultats obtenus pour la MAE et la Figure 50, les résultats obtenus pour les critères SR, POD et CSI.

Nous pouvons observer que les valeurs de la MAE augmentent à mesure que l'échéance de prévision augmente. Il y a une différence importante entre la MAE obtenue en utilisant la méthode PI-GAE et la MAE de la méthode de persistance. Cette dernière peut atteindre jusqu'à 5 mm/h sur un pixel (à partir de la deuxième heure de prévision), tandis que la méthode PI-GAE a des valeurs inférieures à 3,5 mm/h. Nous observons également que les valeurs de MAE sont plus élevées dans la partie plus à l'est de la zone d'étude. Ceci est dû au fait que cette partie du département du Var est la région la plus pluvieuse de la zone d'étude et la majorité des événements sélectionnés ici enregistrent des valeurs élevées de pluie sur cette partie du domaine.

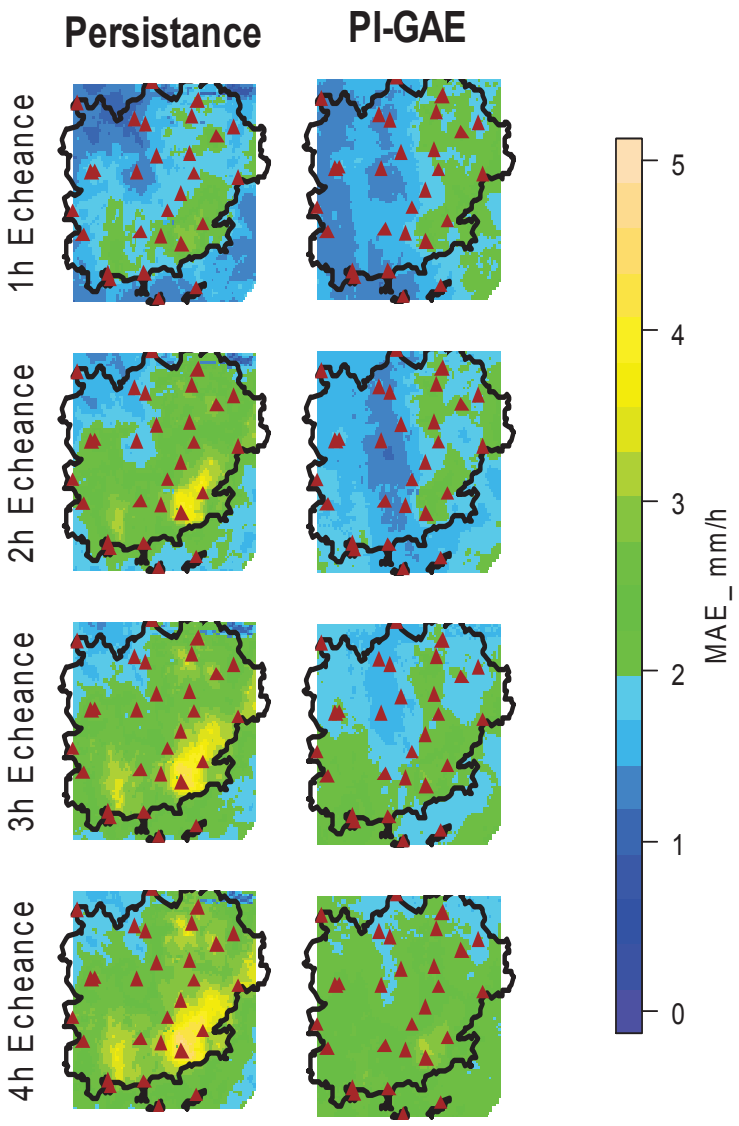


Figure 49. Carte de MAE de la méthode PI-GAE (droite) et la prévision par persistance (gauche). Les triangles rouges représentent les pluviomètres dans la zone d'étude qui ont été utilisés dans le conditionnement de la simulation SAMPO TBM.

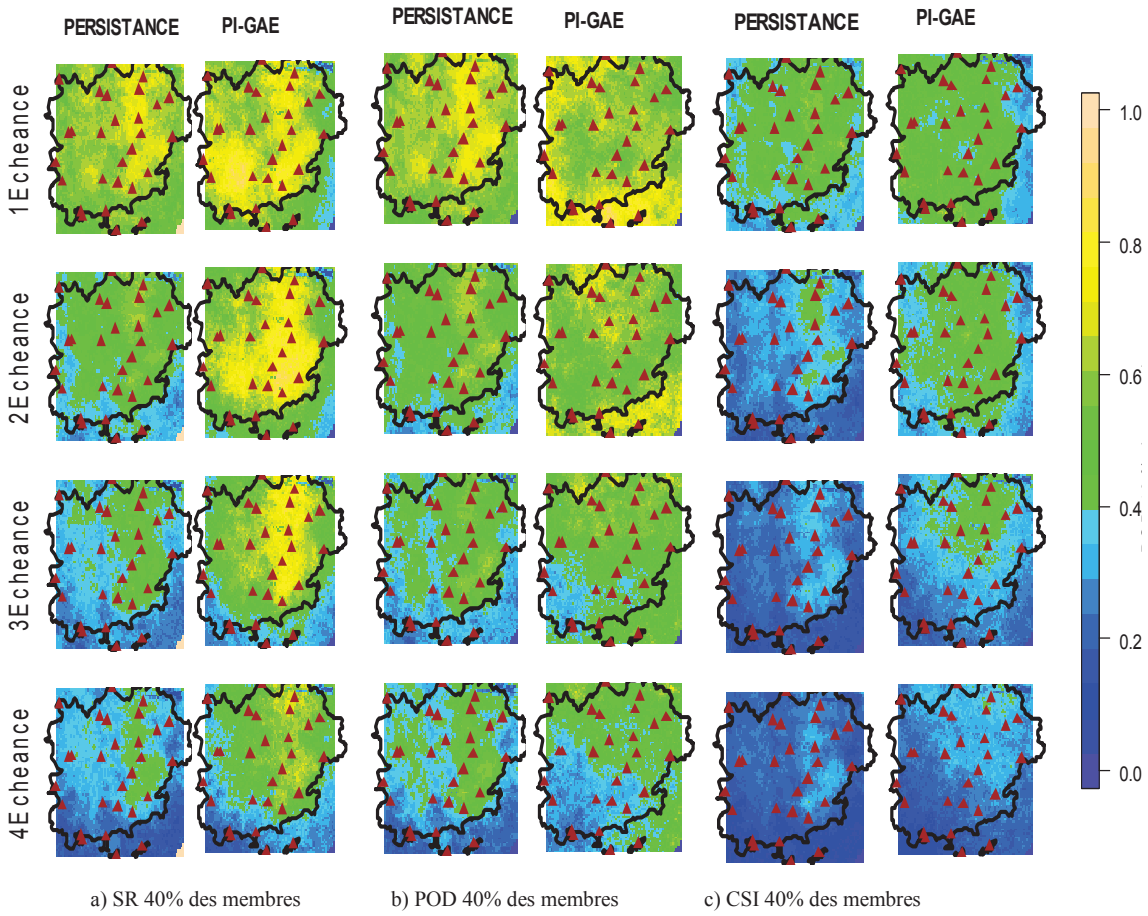


Figure 50. Cartes de SR (A à gauche), POD (B au centre) et CSI (C à droite) calculées en considérant la méthode PI-GAE (gauche) et la prévision par persistance (droite) à partir d'un seuil de détection d'un événement (pluie > Q70%) d'au moins 40% des membres de l'ensemble. Les triangles rouges représentent les pluviomètres qui ont été utilisés dans le conditionnement de la simulation SAMPO TBM.

D'après la Figure 50, nous pouvons tirer les conclusions suivantes sur la capacité de discrimination de la méthode PI-GAE, comparativement à la prévision par persistance :

- les performances des deux méthodes diminuent au fur et à mesure que l'échéance augmente ;
- à 1h d'échéance, les deux méthodes donnent des résultats équivalent en termes de CSI, cependant on note que notre méthode a une moins bonne capacité de détection des événements (POD), compensée par un meilleur taux de succès des alertes (SR) ;
- au-delà de 1h d'échéance, notre méthode a une capacité de discrimination nettement meilleure, les trois critères (POD, SR et CSI) donnant l'avantage à PI-GAE ;
- Enfin, contrairement aux cartes de MAE présentées Figure 49, on constate une répartition plutôt uniforme des critères sur tout le département, sans privilégier certaines zones, ce qui est un point positif.

7.4. **Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté les méthodes d'ajustement des prévisions mises en œuvre pour corriger les biais observés sur les prévisions de la méthode SAMPO TBM PI-G (prévision immédiate avec fenêtre glissante). Nous avons évalué quatre méthodes qui comprenaient, de manière isolée ou combinée, trois techniques d'ajustement : un ré-ajustement des paramètres de la distribution des pluies non-nulles, une correction des sorties basées sur un report d'erreur et une correction des sorties basée sur l'ajout d'une tendance linéaire.

Les résultats ont montré que la meilleure performance est obtenue pour une prévision faite en considérant le ré-ajustement des paramètres de la distribution des pluies non-nulles de SAMPO TBM et, en plus, en appliquant un facteur de correction multiplicatif aux sorties du générateur de pluie, basé sur la dernière erreur de prévision observée. Cette méthode (PI-GAE) a permis d'améliorer très significativement la fiabilité observée de la méthode PI-G évaluée au chapitre précédant avec un biais négatif qui est maintenant corrigé, sans dégrader les autres scores. De manière logique (vu que le biais était négatif) un autre gain notable de cette nouvelle méthode par rapport à PI-G se trouve dans sa capacité à discriminer les événements forts, avec une surface sous la courbe ROC maintenant supérieure à 0,5 même au bout de 4h d'échéance de prévision. Cette bonne capacité de discrimination a également été vérifiée spatialement, en calculant les critères POD, SR et CSI non plus par pluviographe mais par pixel. Une bonne homogénéité spatiale de ces scores a pu être observée.

L'ensemble de nos évaluations nous a aidé à conclure que les méthodes de prévision basées sur SAMPO-TBM proposées dans cette thèse, et notamment celle qui considère un ré-ajustement des paramètres du simulateur et une correction de sorties en fonction de la dernière observation de pluie, sont une excellente option pour la prévision immédiate d'ensemble de pluies sur le domaine étudié (département du Var). La question que nous nous posons maintenant est de savoir comment cela peut être appliqué dans le cas de la prévision de débits et, plus particulièrement, la prévision de dépassement de seuils critiques pour l'alerte aux crues rapides.

Dans le chapitre suivant, nous nous intéressons à illustrer la prévision de débits générée à partir de la méthode de prévision immédiate de pluies PI-GAE que nous avons jusqu'ici développée. Les prévisions de pluie ont alors été transformées en prévision de débit à partir du modèle hydrologique utilisé dans le système AIGA et évaluées sur le domaine d'étude.

8

Application en prévision de débits

8.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à présenter une application de prévision de débit à partir des prévisions d'ensemble de pluie générées par la méthode PI-GAE que nous venons de présenter au chapitre précédent. Il s'agit de proposer des éléments de réponse aux questions posées par le Défi 3 de cette thèse (voir Introduction) : « A partir des prévisions d'ensemble de pluie générées, comment produire des cartes probabilisées du risque de crue ? Pouvons-nous évaluer ces cartes dans le cas des bassins non-jaugés, à partir des débits simulés et de données qualitatives de dégâts ? »

Pour cela, nous proposons d'introduire les prévisions PI-GAE dans l'outil AIGA (Adaptation d'Information Géographique pour l'Alerte en crue) développé à Irstea d'Aix-en-Provence en collaboration avec Météo-France. AIGA permet de transformer l'information spatialisée des pluies en débits des cours d'eau de l'ensemble de la zone d'étude. Le produit final est une cartographie en temps réel indiquant simplement la période de retour de l'événement en cours. Mais pour l'heure, AIGA est utilisé en opérationnel seulement avec de la pluie observée, l'anticipation de la méthode est donc uniquement liée aux temps de réponses des bassins modélisés.

L'utilisation des prévisions PI-GAE dans AIGA constitue donc une perspective particulièrement intéressante pour augmenter les horizons de prévisions de la méthode AIGA, mais également de permettre d'en proposer les résultats sous une forme probabiliste, ce qui constitue également un progrès. Pour pouvoir vérifier l'intérêt cette approche PI-GAE/AIGA, nous proposons dans ce chapitre d'étudier un cas illustratif. Ce dernier concerne l'événement du 3 au 7 novembre 2011, qui a concerné une majeure partie du Var, et a été la source de dégâts considérables.

8.2. Le système d'alerte AIGA

8.2.1. Le principe de la méthode

Opérationnel depuis 2005, AIGA est un système qui a été initialement développé par Irstea et Météo-France pour répondre aux besoins de traduire l'information pluviométrique fournie par les radars météorologiques en temps réel en avertissement aux crues rapides dans le sud de la France (Javelle *et al.*, 2014). Dans la région PACA (Provence, Alpes, Côte d'Azur), AIGA a été testé en temps réel au cours des 5 dernières années dans le cadre du projet RHYTMME (Mériaux *et al.*, 2011). Actuellement, le système fait l'objet de développements nouveaux afin d'étendre son application géographique à l'ensemble du territoire national pour les besoins du nouveau service « Vigicrues-Flash » mis en œuvre par le SCHAPI.

L'objectif principal d'AIGA est d'anticiper les crues rapides sur les bassins versants non-jaugés en utilisant la pluie comme seule donnée d'entrée. L'approche centrale consiste à utiliser les estimations de pluie faites par le radar météorologique en entrée d'un modèle hydrologique conceptuel horaire, fonctionnant au pixel, afin de générer des débits sur l'ensemble de cours d'eau du territoire surveillé. Les débits ainsi générés sont ensuite

comparés à des quantiles de crues d'une période de retour donné (par exemple 2, 10 et 50 ans de période pour la méthode testée dans le cadre de RHYTMME) et des cartes de dépassement de ces quantiles sont proposées. Un avertissement au risque de crue peut être donné lorsque le débit simulé dépasse un seuil de ces quantiles. La Figure 51 illustre le principe général du système AIGA.

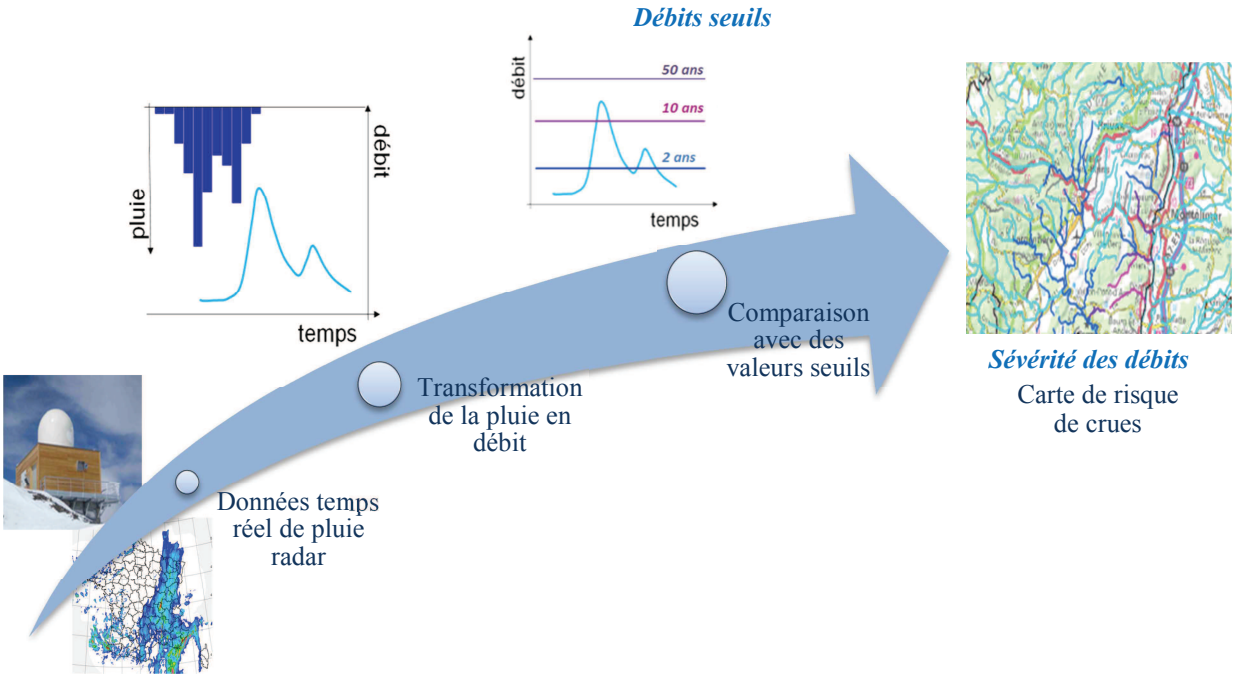


Figure 51. Principe général du système AIGA.

8.2.2. **Modèles utilisés**

La modélisation hydrologique présente dans le système AIGA est basée sur une adaptation de plusieurs modèles hydrologiques conceptuels simples. Notamment, le principe de la modélisation AIGA s'est inspiré des modèles de la famille GR (Génie Rural) développés à Irstea et, plus particulièrement, de la structure du modèle GR4J. Les modèles de la famille GR sont basés sur des réservoirs conceptuels et proposent des relations simples, empiriques à l'échelle du bassin versant pour pouvoir représenter les principaux processus hydrologiques au sein du bassin. Ces modèles ont souvent peu de paramètres à caler et fonctionnent à l'échelle d'un bassin versant ou de ses sous-bassins. Le modèle le plus répandu de la famille GR est le modèle GR4J (Perrin *et al.*, 2001). Il s'agit d'un modèle continu, conceptuel, global, au pas de temps journalier, basé sur quatre paramètres à caler : deux paramètres qui définissent les tailles des réservoirs de production et de routage, un paramètre pour estimer les échanges souterrains et un quatrième paramètre qui représente le temps de base de l'hydrogramme unitaire qui compose, avec le réservoir de routage, la fonction de transfert du modèle. GR4J utilise comme données d'entrée la pluie et l'évapotranspiration moyennes du bassin, et des données de débit pour le calage et la validation du modèle.

Dans le cadre de cette thèse, nous avons utilisé la version de AIGA qui a été récemment développée pour le système national d'avertissement des crues soudaines du SCHAPI (Javelle *et al.*, 2016). Dans cette version, trois modèles sont combinés, comme le montre la Figure 52 :

- un modèle distribué (résolution de 1 km²), continu, au pas de temps journalier, qui modélise l'indice d'humidité journalier du sol (SAJ). Les données d'entrés sont la pluie (P) et l'évapotranspiration potentielle (E) journalières. Les valeurs de SAJ varient entre 0 et 1 ; 0 correspondant à un assèchement du sol et 1 à sa saturation.
- Un modèle global (GR4J), continu, au pas de temps journalier, qui calcule des débits journaliers à chaque exutoire des bassins versants cibles d'AIGA. Les données d'entrée sont les mêmes que pour SAJ, la pluie de bassin journalière ainsi que l'évapotranspiration potentielle, mais agrégée à l'échelle des bassins.
- Un modèle semi-distribué, événementiel, au pas de temps horaire, appelé GRSD.

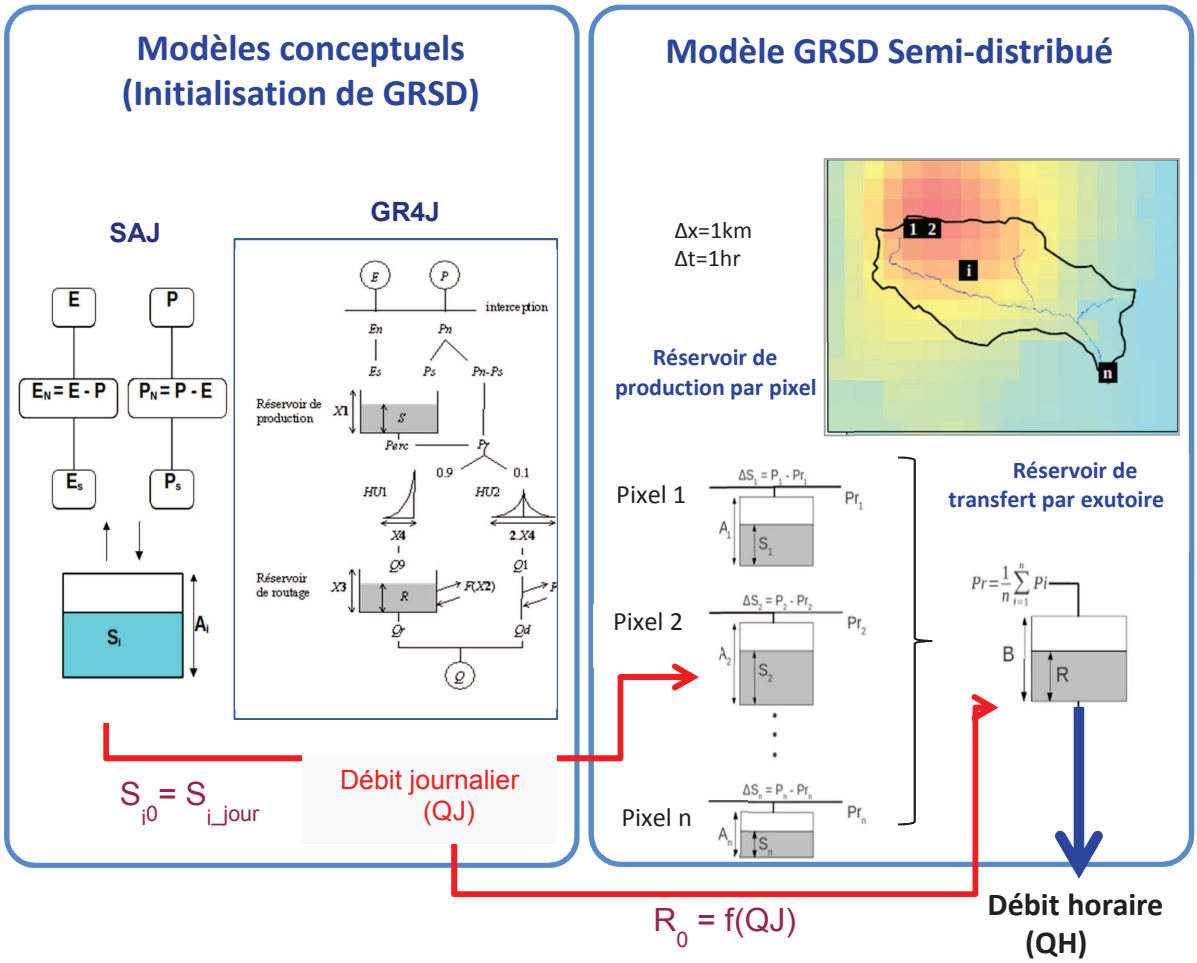


Figure 52. Schéma descriptif de la modélisation hydrologique utilisée pour le système AIGA. Les pluies (P) et l'évapotranspiration (E) sont des entrées au système, et les débits journaliers (QJ) et horaires (QH) sont des sorties.

Ce dernier modèle (GRSD) est un modèle événementiel. Il est composé d'un réservoir de production de type GR par pixel et d'un réservoir de transfert par bassin. Ce dernier réservoir collecte la somme des débits élémentaires produits sur chaque pixel du bassin versant puis la transforme en débit de cours d'eau à l'exutoire du bassin. Hors période de pluie, les niveaux des réservoirs de production de GRSD sont réinitialisés chaque jour, à une valeur égale aux niveaux de remplissage du modèle journalier SAJ, calculés sur les 24 dernières heures. En période de pluie (si plus de 10 mm sont observés sur le pixel), le réservoir correspondant n'est pas réinitialisé, ceci afin de laisser le modèle horaire poursuivre sa modélisation durant tout l'événement. De manière similaire, le niveau du réservoir de transfert au niveau de l'exutoire est réinitialisé chaque jour de manière à faire correspondre le débit de sortie du modèle horaire au débit calculé par le modèle journalier continu GR4J sur les 24 dernières heures. Si plus de 10 mm de pluie de bassin sont observées, alors ce réservoir de transfert n'est pas réinitialisé. L'ajout du modèle GR4J a été introduit dans la chaine de modélisation d'AIGA afin de pouvoir tenir compte d'un éventuel débit de base avant une crue. Il n'était pas présent dans la méthode initialement développée pour la zone méditerranéenne. L'ensemble d'étapes de modélisation du système AIGA est détaillé dans (Organde, 2015).

8.2.3. **Paramétrisation**

Les trois modèles hydrologiques utilisés par le système AIGA sont basés sur les paramètres suivants :

- ***A*** est la taille du réservoir de production des modèles SAJ et GRSD (une valeur est définie par pixel).
- ***B*** est la taille du réservoir de transfert du modèle GRSD (une valeur est définie par exutoire).
- ***X1, X2, X3*** et ***X4*** sont les quatre paramètres du modèle GR4J (un jeu de paramètres est défini par exutoire).

Puisque la méthode AIGA a été initialement développée pour être appliquée sur les bassins versants non jaugés, les paramètres des modèles doivent être régionalisés pour déterminer les jeux de paramètres de chaque bassin versant. Les valeurs pour la paramétrisation sont les suivantes :

- A est fixé uniformément à 200mm.
- Afin de favoriser une réponse hydrologique rapide, B est fixé à 50 mm quel que soit le bassin versant.
- Les valeurs de X1, X2, X3 et X4 sont transférées sur le bassin versant non jaugé « cible » en se basant sur la technique des plus proches voisins. Dans notre cas, le transfert régional est considéré en faisant la moyenne des paramètres calibrés sur les trois bassins versants plus proches de celui non jaugé.

8.2.4. **Détermination de sites non jaugés « cibles »**

Dans la méthode AIGA, des exutoires de bassins non jaugés sont prédéterminés pour effectuer les calculs. En d'autres termes, les débits d'AIGA ne sont pas calculés sur chaque

pixel, mais uniquement sur les exutoires de ces bassins cibles. Dans la version utilisée dans cette thèse, ces exutoires ont été déterminés de la manière suivante :

- Lorsque la surface amont drainée dépasse 5 km² ;
- A l'amont et à l'aval de chaque confluence ;
- A l'amont et à l'aval de chaque zone urbaine dense.

Par ailleurs, un critère de distance minimale à respecter a été rajouté : si deux exutoires sont espacés de plus de 4 km le long d'un tronçon, alors un exutoire intermédiaire est ajouté.

A titre d'illustration, la Figure 53 présente les exutoires retenus par la méthode pour le département du Var.

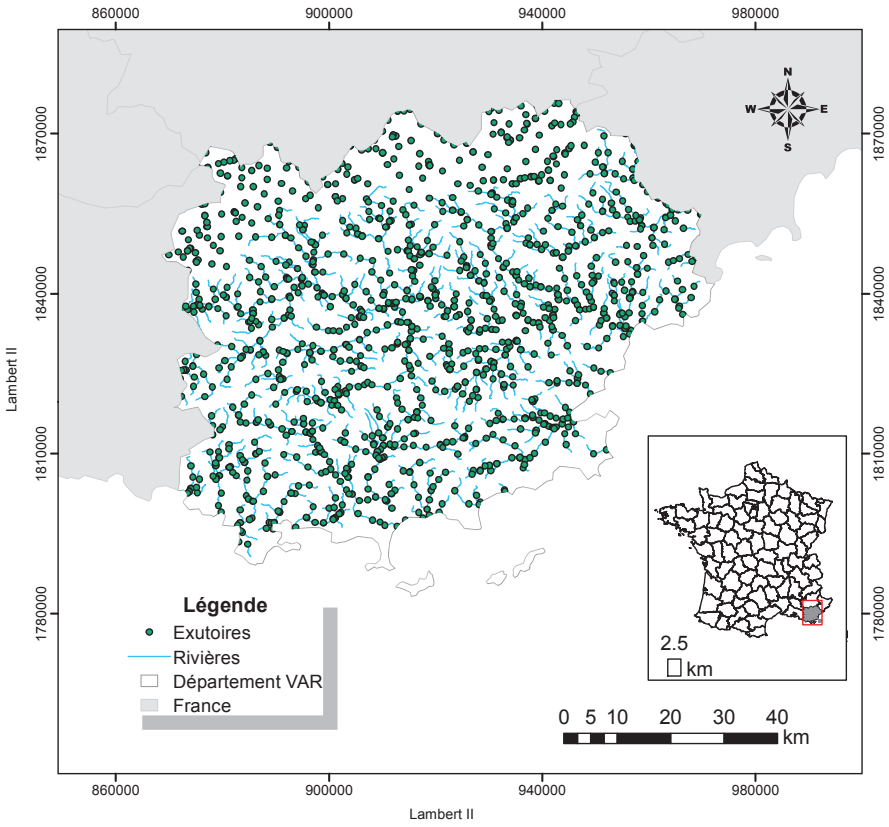


Figure 53. Représentation des exutoires des bassins versants utilisés dans cette thèse pour l'application du système AIGA dans le département du Var.

8.2.5. **Détermination des niveaux d'avertissement**

Dans la méthode AIGA, des niveaux d'avertissement sont émis dès lors que le débit calculé en temps réel sur l'un des sites cibles dépasse la valeur d'un quantile de crue associé à une période de retour. La cartographie est établie en colorant l'ensemble du tronçon situé à l'amont de l'exutoire du site cible.

Sur chaque site cible, les quantiles de crues ont été obtenus à partir d'une simulation continue pour la période 1998-2015 (18 ans). Les quantiles de crues ont ensuite été estimés en ajustant une loi Gumbel sur les valeurs maximales annuelles des débits simulés. Dans la suite de ce chapitre, nous présenterons des résultats relatifs aux périodes de retour 2 ans et 10 ans.

8.3. Application d'AIGA à la prévision immédiate d'ensemble

8.3.1. Mise en œuvre

Nous avons utilisé le système AIGA pour pouvoir générer des prévisions d'ensemble de débit à partir des prévisions d'ensemble de pluie de la méthode PI-GAE (Chapitre 7). Pour cela nous avons entrepris plusieurs étapes de mise en œuvre :

- Dans un premier temps, nous avons recherché les bassins versants du département du Var modélisés dans AIGA (bassins cibles). Au total, 1913 exutoires ont été obtenus. La Figure 53 présente les exutoires de ces bassins cibles utilisés dans cette thèse.
- Les fichiers de sortie du générateur TBM (30 membres de la prévision d'ensemble de la méthode PI-GAE à chaque instant de prévision, à chaque date d'initialisation, jusqu'à 6h d'échéances) ont été adaptés au format de lecture des pluies en entrée du système AIGA.
- Un programme sous R a ensuite été écrit pour lancer automatiquement le système AIGA sur l'ensemble des bassins cibles. Pour cela, les états initiaux du modèle avant prévision sont d'abord calculés en faisant une simulation avec la pluie radar observée (ANTILOPE) jusqu'à cet instant d'initialisation, puis 30 prévisions sont générées en poursuivant ce calcul avec les 30 membres correspondants de pluie PI-GAE. Le calcul est répété en prenant chaque heure de l'événement (sauf les quatre premières) comme nouvelle date d'initialisation des prévisions. La Figure 54 présente un exemple des 30 prévisions de débit PI-GAE/AIGA obtenues à un instant d'initialisation donné. Dans cette application, les prévisions de pluie et de débit ont été effectuées jusqu'à 6h d'échéance.
- Nous avons ensuite mis en place sous R un post-traitement des fichiers de sortie d'AIGA afin de construire des cartes probabilisées du risque de crue, pour chaque date d'initialisation et échéances traitées. Ces cartes affichent, pour une période de retour donnée, le nombre de membres de la prévision d'ensemble qui ont dépassé un quantile de période de retour donnée (2 et 10 ans pour l'exemple présenté dans ce chapitre).
- Enfin, les débits simulés pour chacun des 1913 bassins cibles (Figure 53), à chaque instant d'initialisation (échéance 0), en utilisant en entrée les données radar ANTILOPE, ont été sauvegardés afin de constituer une série proxy de débits « observés ». Ces débits simulés ont été utilisés comme référence, pour évaluer les cartes probabilisées émises prévues à différentes échéances.

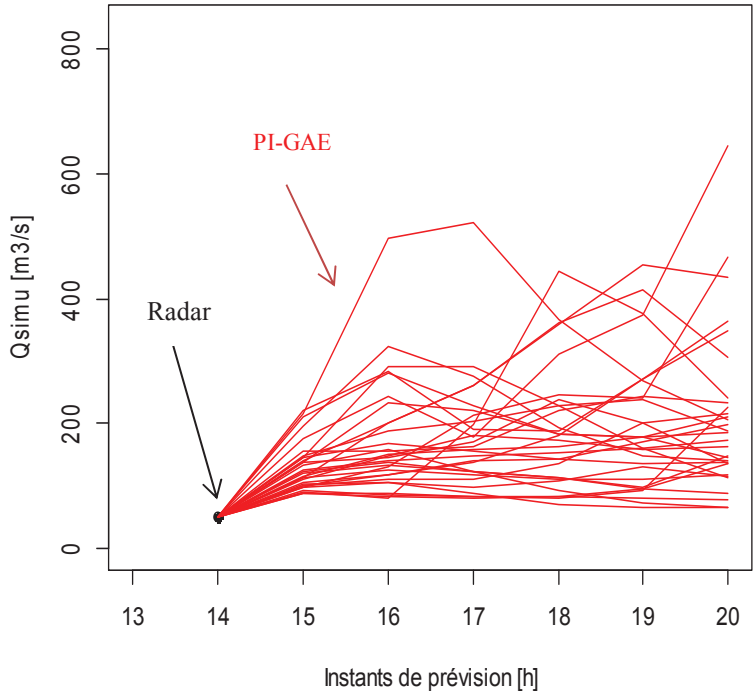


Figure 54. Illustration de l'application du l'approche PI-GAE/AIGA pour la prévision immédiate des débits. La dernière heure de débit simulé est générée à partir de la donnée pluviométrique radar ANTILOPE. Ensuite, six heures de débits prévus sont générées à partir de la prévision d'ensemble de pluie PI-GAE (30 membres).

8.3.2. **Cas d'étude : l'événement de novembre 2011**

Étant donné les temps de calcul et le caractère illustratif de ce chapitre, nous nous focaliserons ici sur la prévision immédiate pour un seul événement de notre base de données. Il s'agit de l'événement du 3 au 6 novembre 2011 (événement #7 dans Tableau 5, Chapitre 4). Nous avons sélectionné cet événement du fait de l'importance de ses intensités de pluie et de la gravité des dommages constatés et également par ce que nous disposons d'un relevé assez précis des dégâts observés réalisé dans le cadre d'une thèse en cours sur la caractérisation de l'exposition et de la vulnérabilité (Saint-Martin *et al.*, 2016).

Début novembre 2011, le département du Var est touché par un événement pluvieux très étendu et de longue durée qui a généré d'importantes crues. Les cumuls dans la région nord-est du département ont ponctuellement dépassé les 350 mm en 72 heures. L'événement pluvieux a touché presque tout le département du Var et sa durée totale a été de 4 jours. Les principaux cours d'eau affectés par des inondations ont été l'Argens, la Nartuby et le Gapeau. Les plus forts cumuls ont été enregistrés sur le bassin de l'Argens. Le triangle Draguignan-Grasse-Fréjus (voir la carte hydrographique dans le Chapitre 4) a reçu entre 150 mm et 180 mm en 24 heures.

De nombreux dégâts ont été enregistrés lors de cet événement : coupures de routes et du réseau ferroviaire, plus de 2500 personnes évacuées, plusieurs bâtiments endommagés, 5 décès recensés (E-risk, 2016). Le montant des dégâts a été estimé entre 500 et 800 millions d'euros (Collombat, 2012). Plus de 88 communes du département du Var ont fait l'objet d'un arrêté portant reconnaissance de catastrophe naturelle (Cat Nat) Comme l'illustre la Figure 55, ces communes couvrent l'ensemble du département.

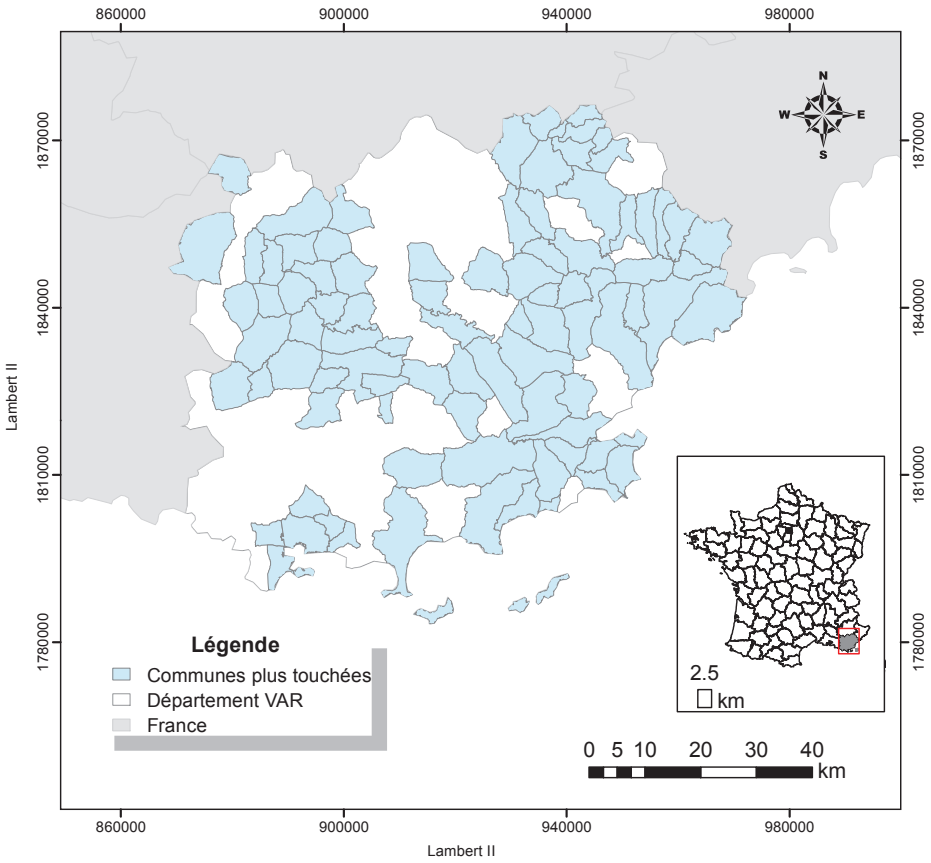


Figure 55. Communes du département du Var reconnues par un arrêté Cat Nat pour l'événement de novembre 2011 (publié au Journal Officiel au 01/02/2016 ; source : **(E-risk, 2016)**.

Les données de dégâts disponibles à Irstea viennent de la base de dégâts développée par Saint-Martin *et al.* (2016). Cette base permet d'avoir une idée du nombre de dommages causés par les événements de crues et de localiser géographiquement les dommages repérés. Les dommages sont identifiés à partir de sources comme les journaux, le réseau social, des sorties de terrain et des enquêtes auprès des sinistrés. Pour l'événement de novembre 2011, les dommages repérés sont principalement liés à l'infrastructure publique, au commerce, à des logements et bâtiments publics (partie est du département), ainsi qu'à l'agriculture (partie ouest du département). Au total, nous avons pu récupérer 39 points de dégâts pour cet événement. Nous avons utilisé la localisation de ces dégâts pour les superposer aux cartographies faites à partir des prévisions d'ensemble de débits. Le but final est de pouvoir analyser la capacité du système AIGA, alimenté par les prévisions de pluie de SAMPO TBM PI-GAE, à bien détecter les zones de risque de crue.

8.4. **Résultats pour l'événement de novembre 2011**

8.4.1. **Cartes probabilisées de risque de crue**

Comme cela a été expliqué au paragraphe 8.3.1, les cartes probabilisées de risque de crue sont obtenues pour une échéance donnée, en comptant sur chaque bassin cible AIGA le nombre de simulations de débit obtenues avec la pluie future PI-GEA qui ont dépassé la valeur du quantile de débit pour une certaine période de retour. Pour ces cartes, nous avons considéré les périodes de retour 2 ans et 10 ans. Le nombre de membres de la prévision d'ensemble de débits qui ont dépassé le seuil de période de retour donnée est indiqué en faisant varier l'intensité de la couleur du tronçon : en bleu pour caractériser les dépassements de la période de retour 2 ans, et en violet pour la période de retour 10 ans. Plus le nombre de membres de dépassement est élevé, plus l'intensité de la couleur est forte.

L'événement de novembre 2011 a eu son pic de crue le 5 novembre dans la soirée. En particulier, à 20 heures, les débits simulés à l'aide des données radar ont dépassé le seuil des périodes de retour de 2 et 10 ans dans plusieurs cours d'eau du département. Ceci peut être observé dans les Figure 56 et Figure 61, qui présentent, respectivement, les dépassements des débits de période de retour de 2 ans et 10 ans quand nous considérons les débits simulés par AIGA à 20h avec les observations radar en entrée (donc sans prévision de pluie). La localisation des dégâts repérés lors de l'événement y sont aussi indiqués.

Nous observons que le risque de crue fournies par les cartes « 2 ans » et « 10 ans » est plus localisés au nord du département, principalement dans la région nord-ouest (bassin versant l'Eau Salée) et nord-est (bassin versant Roquebrune-sur-Argens). Les dégâts que nous avons pu obtenir sont quant à eux principalement localisés dans la région nord-est du département. Cette zone est connue pour son fort taux d'urbanisation, ce qui explique la concentration de dégâts dans cette zone, plus vulnérable face au risque inondation.

La situation à 20h résumée par ces deux cartes (Figure 56 pour la période de retour de 2 ans et Figure 61 pour la période de retour de 10 ans) va nous servir de situation de référence. Nous allons regarder dans quelle mesure, l'introduction de pluies prévues PI-GAE dans le système AIGA nous aurait permis d'anticiper à l'avance cette situation. Pour ce faire, nous avons généré les cartes probabilisées de risque de crues 2 ans et 10 ans pour cette même date (5 novembre à 20h), prévues avec les anticipations (échéances) suivantes : 4h, 3h, 2h et 1h. Nous avons choisi de représenter ces cartes en partant de l'échéance 4h, et en nous rapprochant de plus en plus de l'heure de la situation de référence. Ces cartes sont visibles sur la Figure 57, Figure 58, Figure 59 et Figure 60 pour le risque de crue 2 ans, et Figure 62, Figure 63, Figure 64 et Figure 65 pour le risque de crue 10 ans.

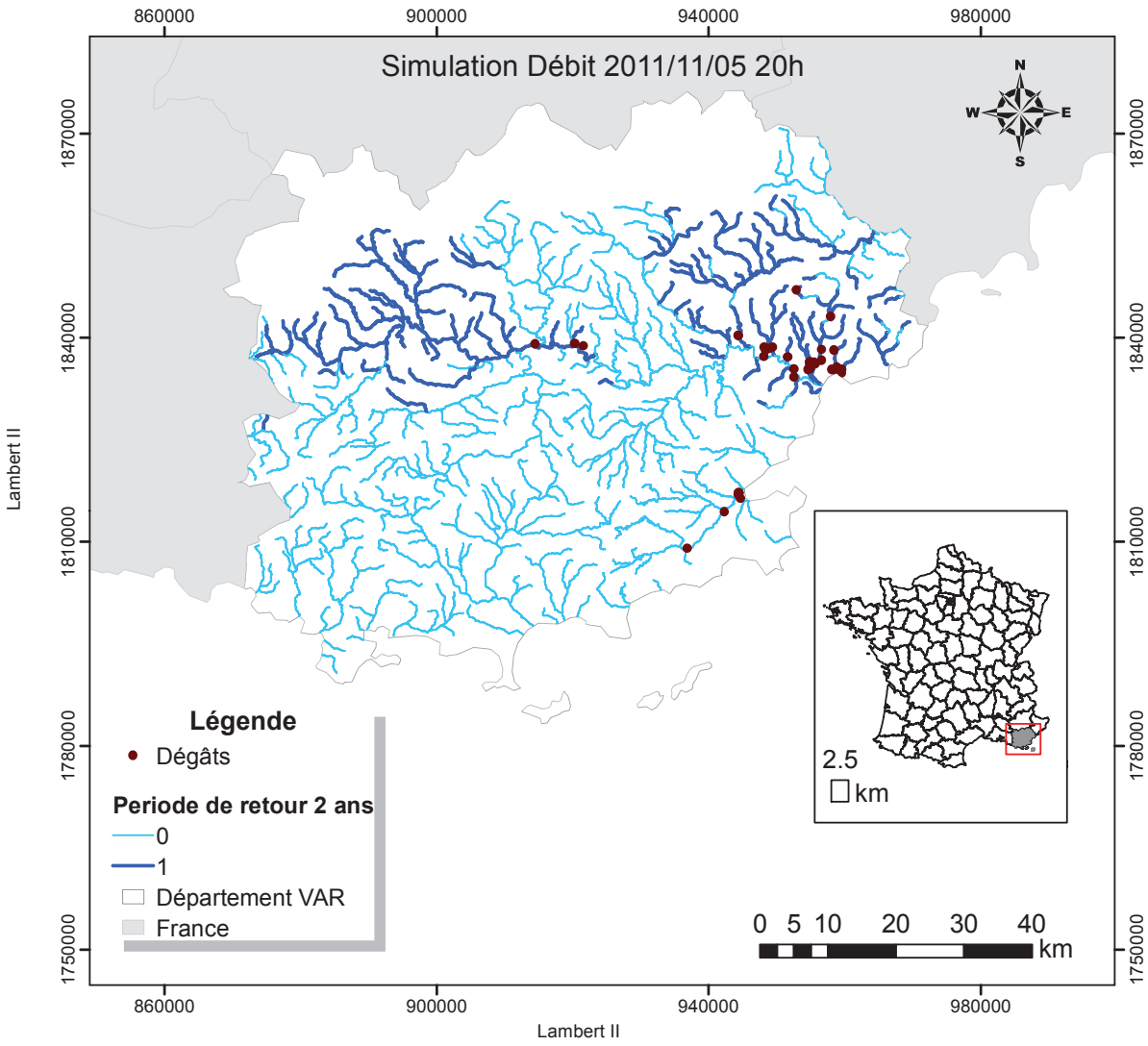


Figure 56. Carte de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générée à partir des débits simulés AIGA en utilisant la donnée pluviométrique radar PANTHERE en entrée. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement.

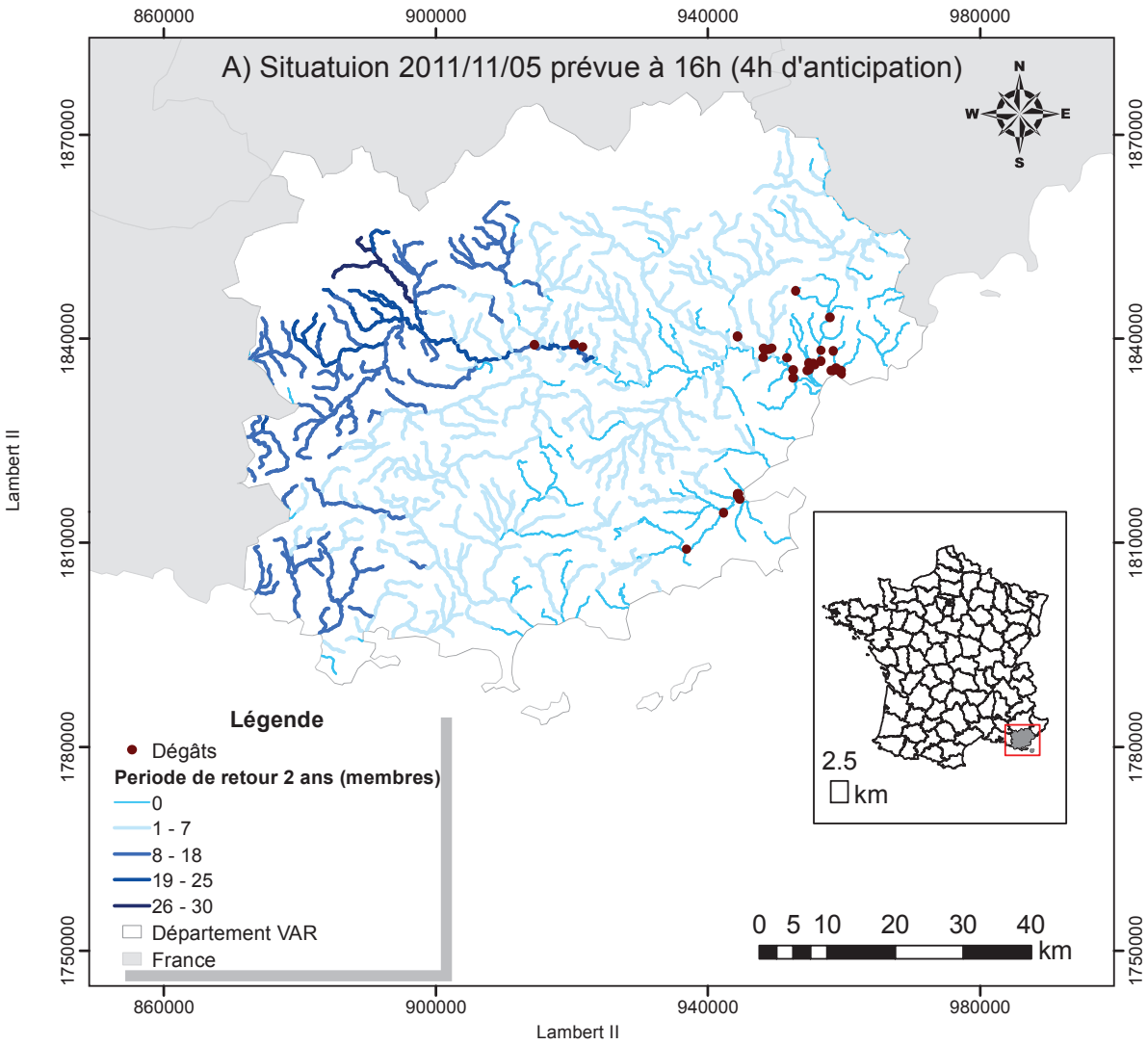


Figure 57. Cartes probabilisées du risque de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générées à partir des débits simulés AIGA en utilisant les prévisions d'ensemble PI-GAE à l'échéance de 4 heures. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement.

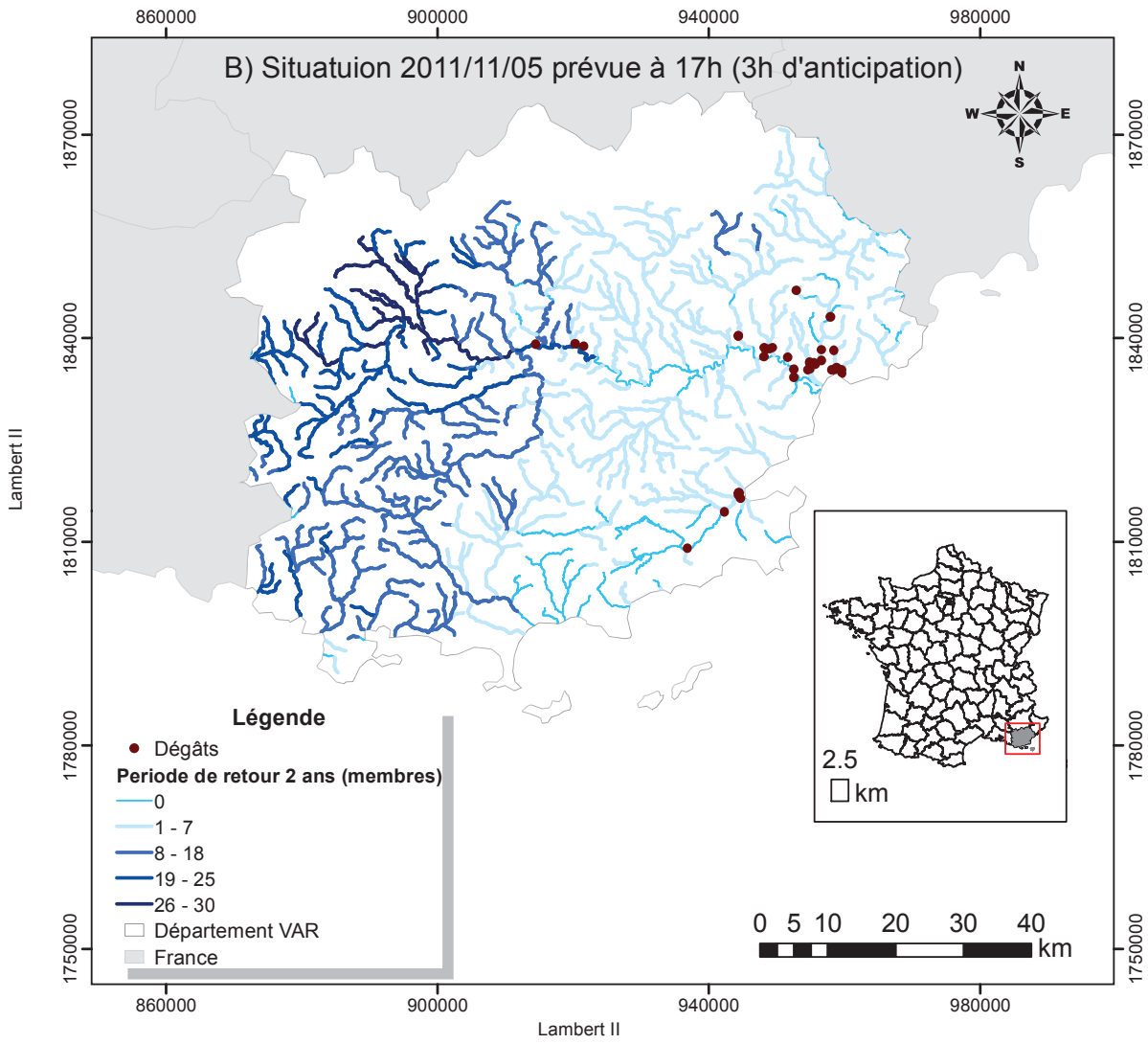


Figure 58. Cartes probabilisées du risque de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générées à partir des débits simulés AIGA en utilisant les prévisions d'ensemble PI-GAE à l'échéance de 3 heures. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement.

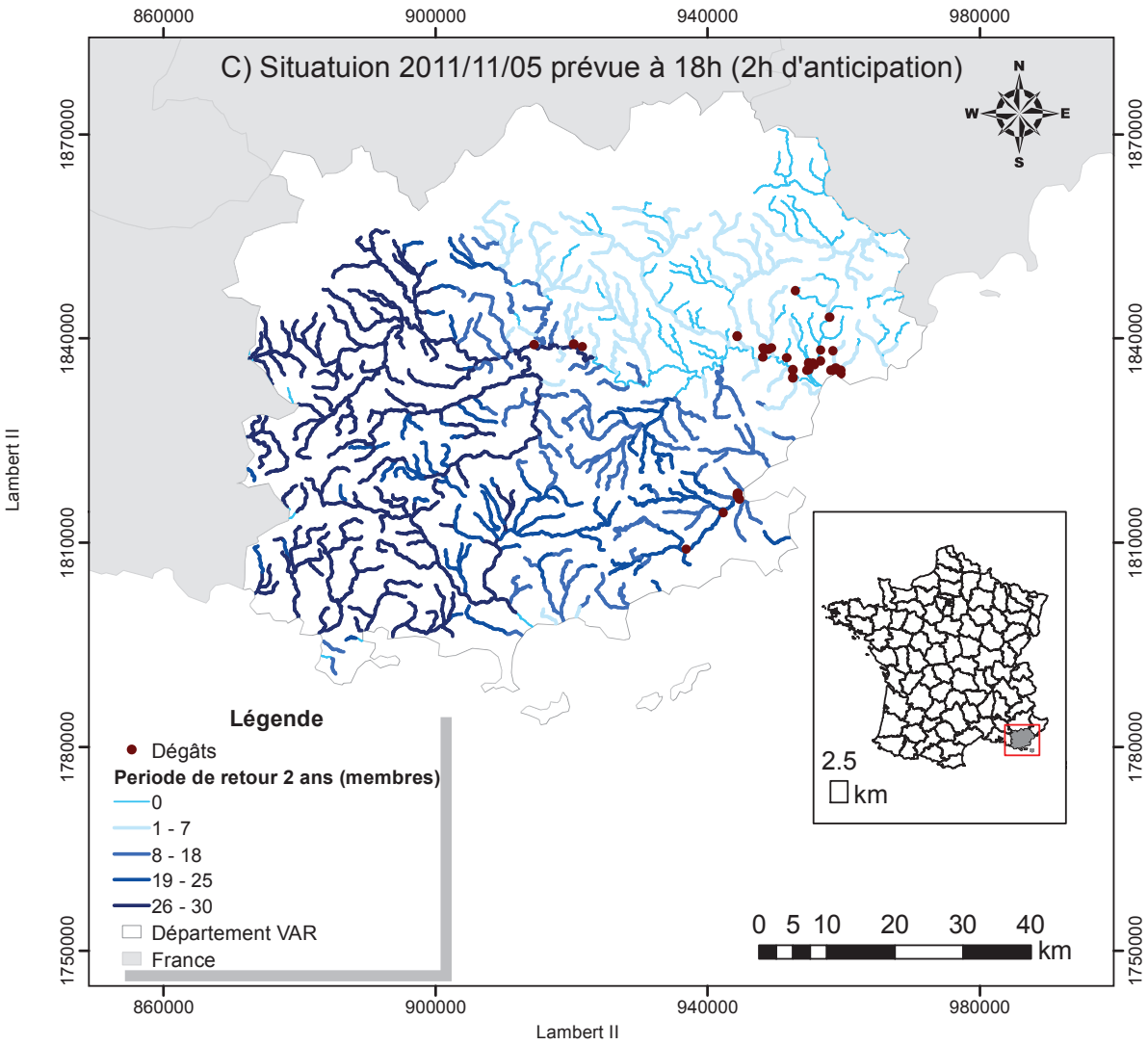


Figure 59. Cartes probabilisées du risque de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générées à partir des débits simulés AIGA en utilisant les prévisions d'ensemble PI-GAE à l'échéance de 2 heures. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement.

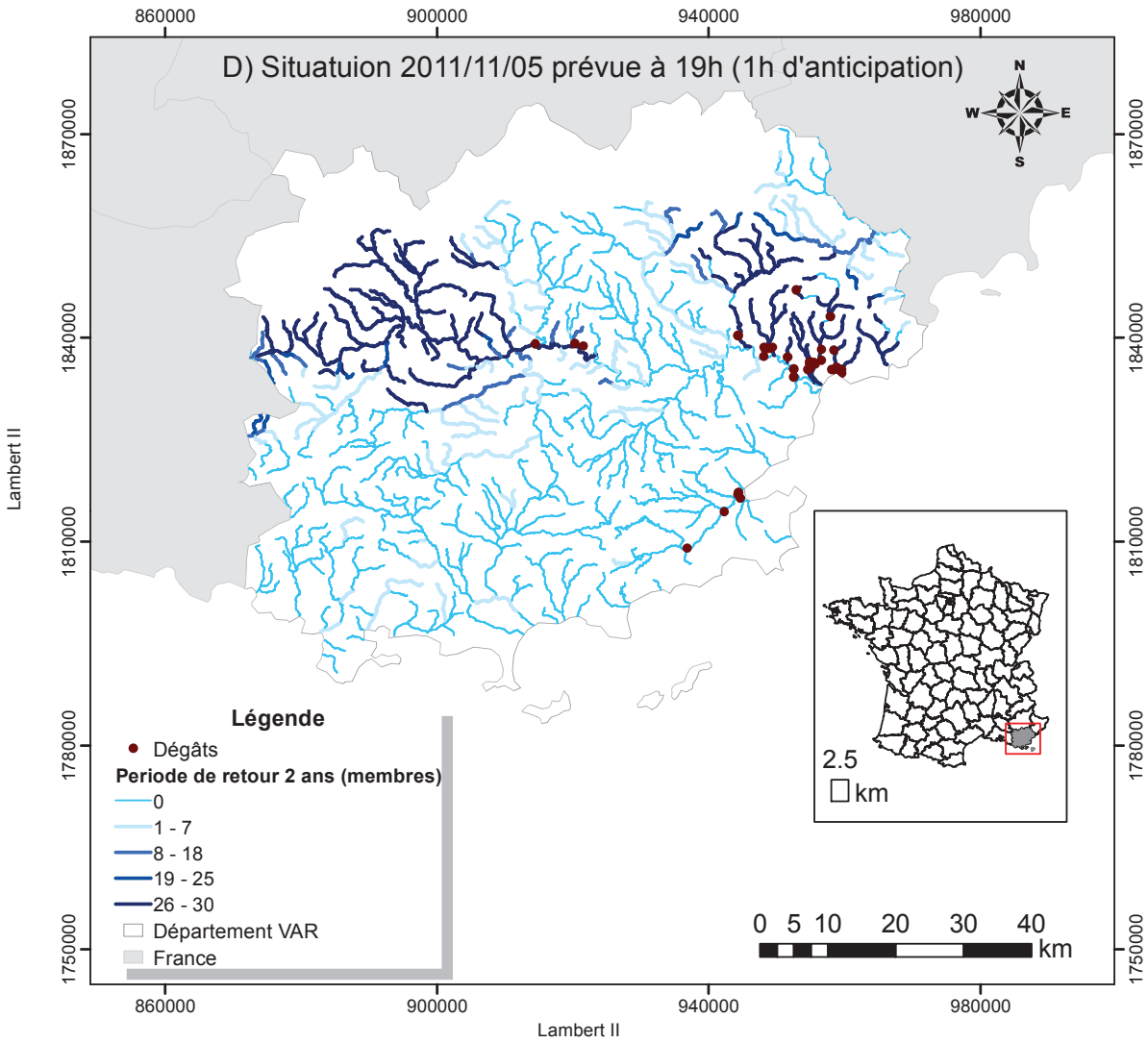


Figure 60. Cartes probabilisées du risque de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générées à partir des débits simulés AIGA en utilisant les prévisions d'ensemble PI-GAE à l'échéance de 1 heure. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement.

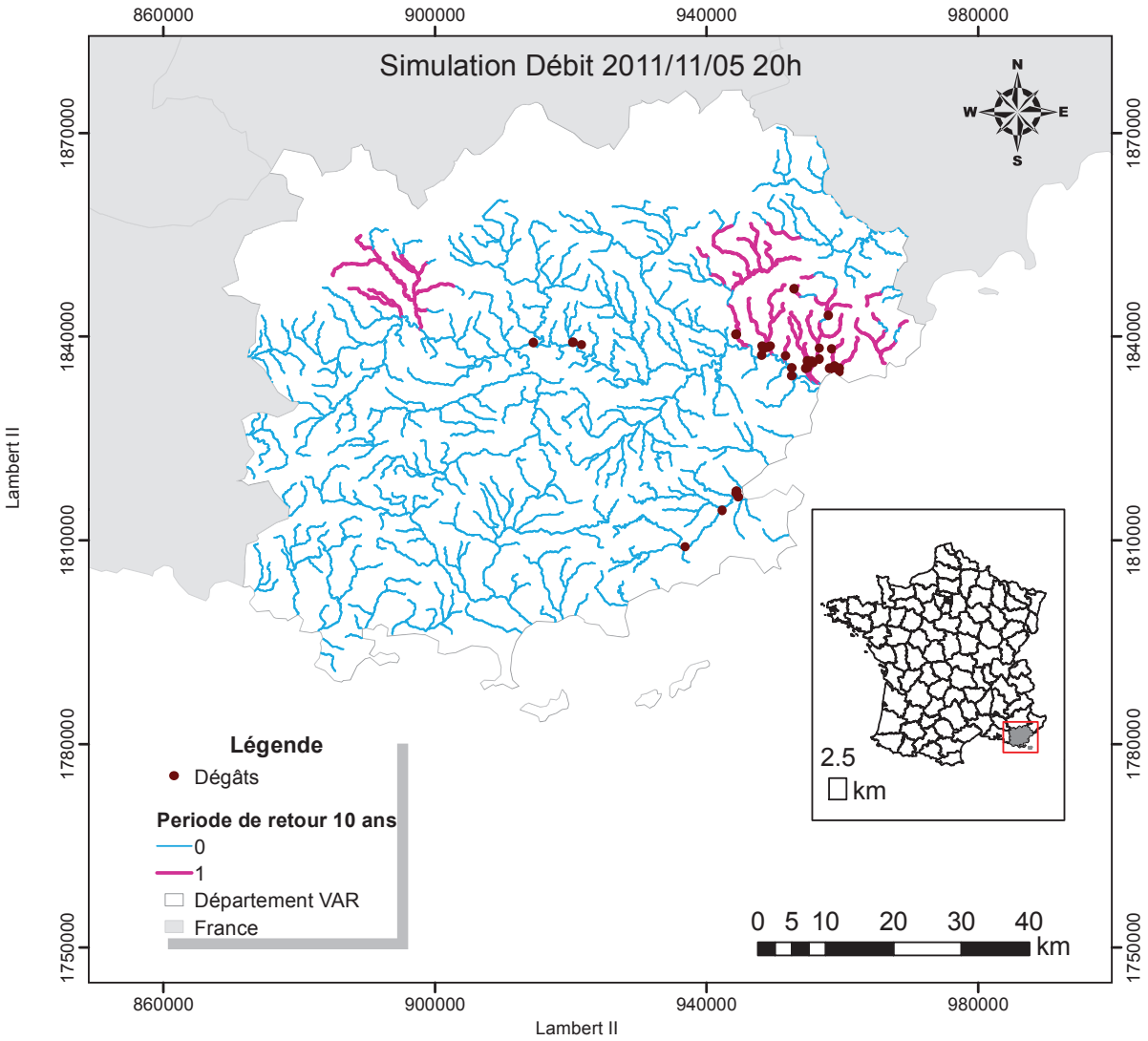


Figure 61. Carte de dépassement du débit de période de retour de 10 ans pour le 05 de novembre 2011 à 20h, générée à partir des débits simulés AIGA en utilisant la donnée pluviométrique radar PANTHERE en entrée. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement.

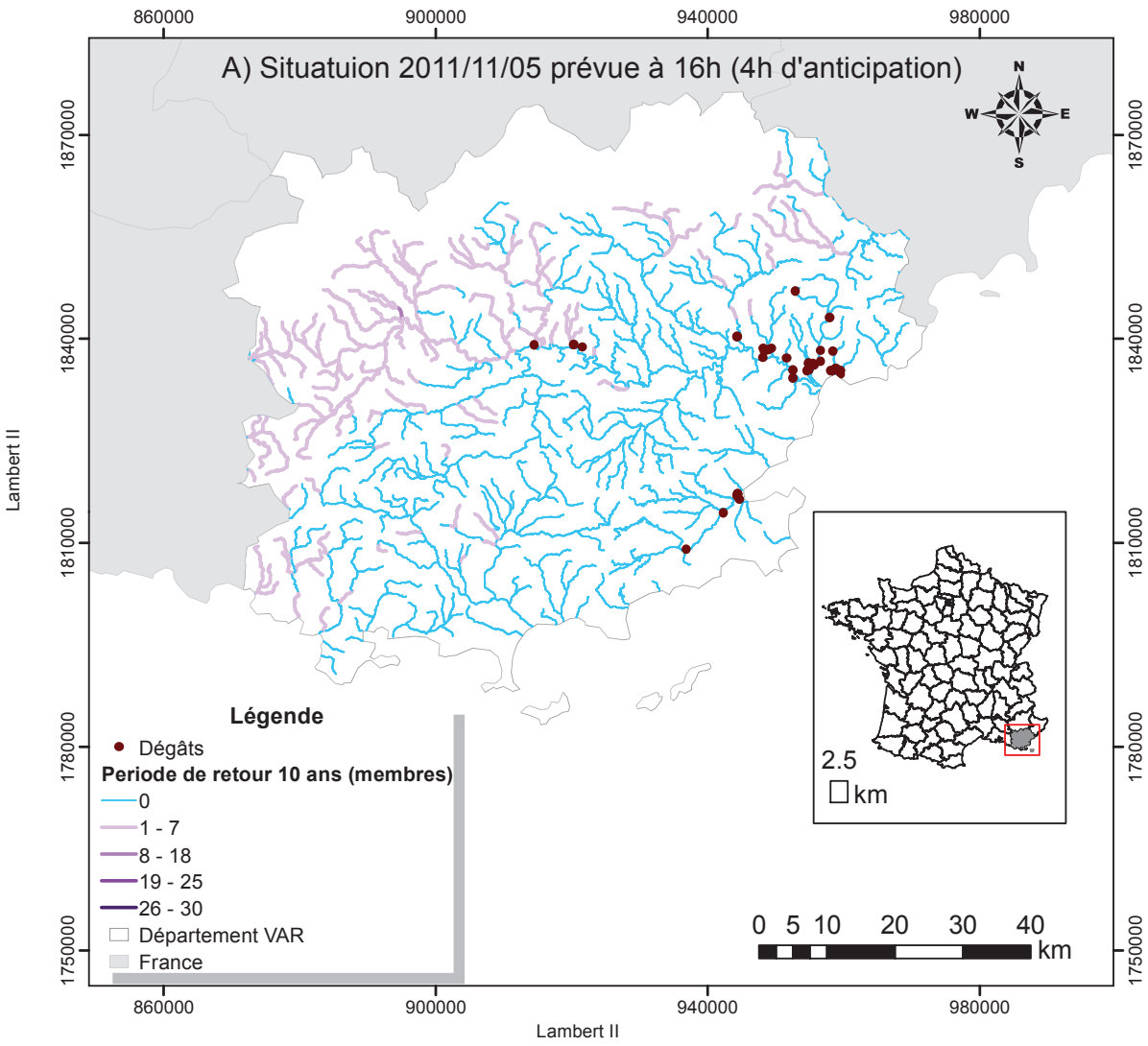


Figure 62. Cartes probabilisées du risque de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générées à partir des débits simulés AIGA en utilisant les prévisions d'ensemble PI-GAE à l'échéance de 4 heures. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement.

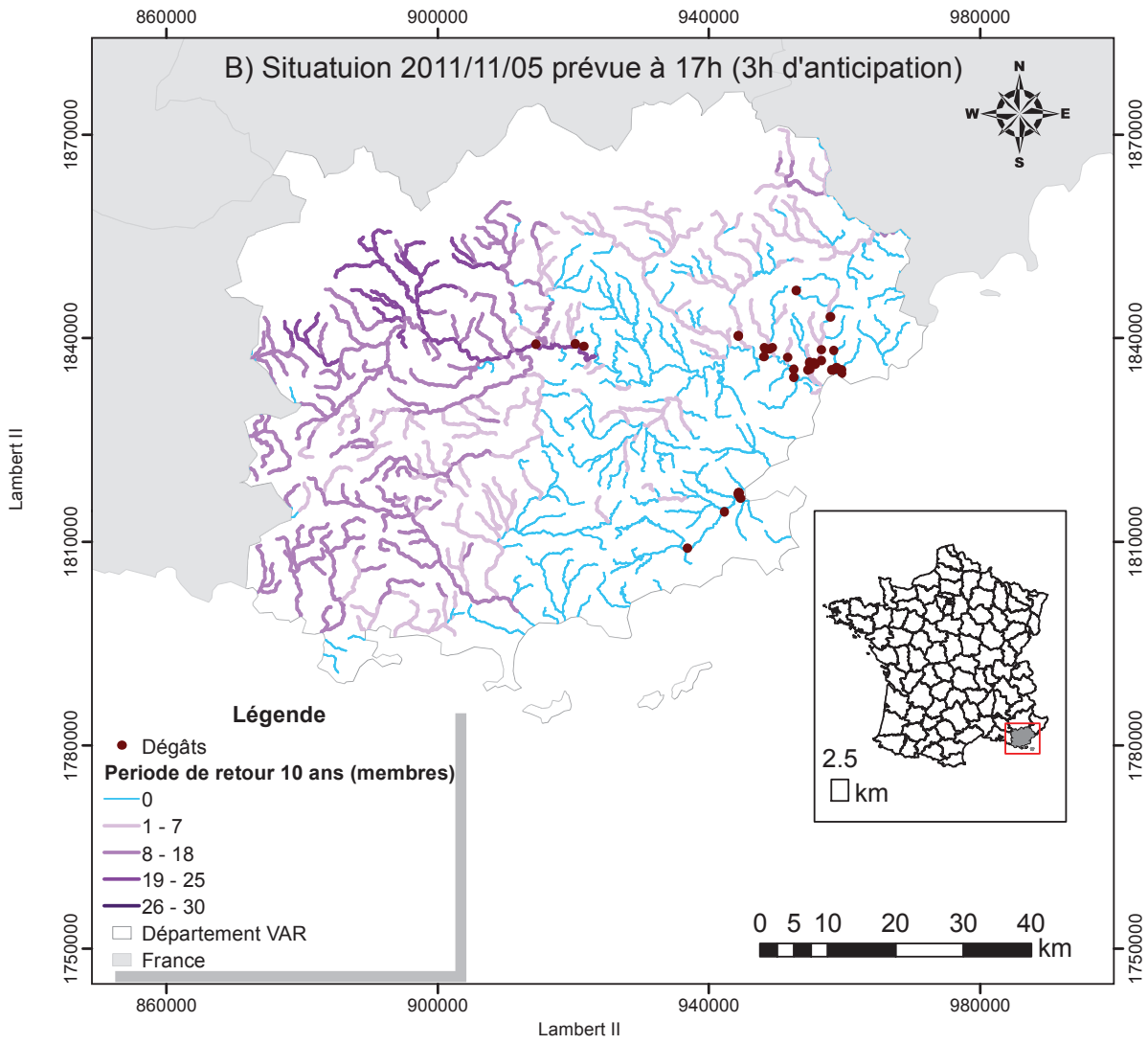


Figure 63. Cartes probabilisées du risque de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générées à partir des débits simulés AIGA en utilisant les prévisions d'ensemble PI-GAE à l'échéance de 3 heures. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement.

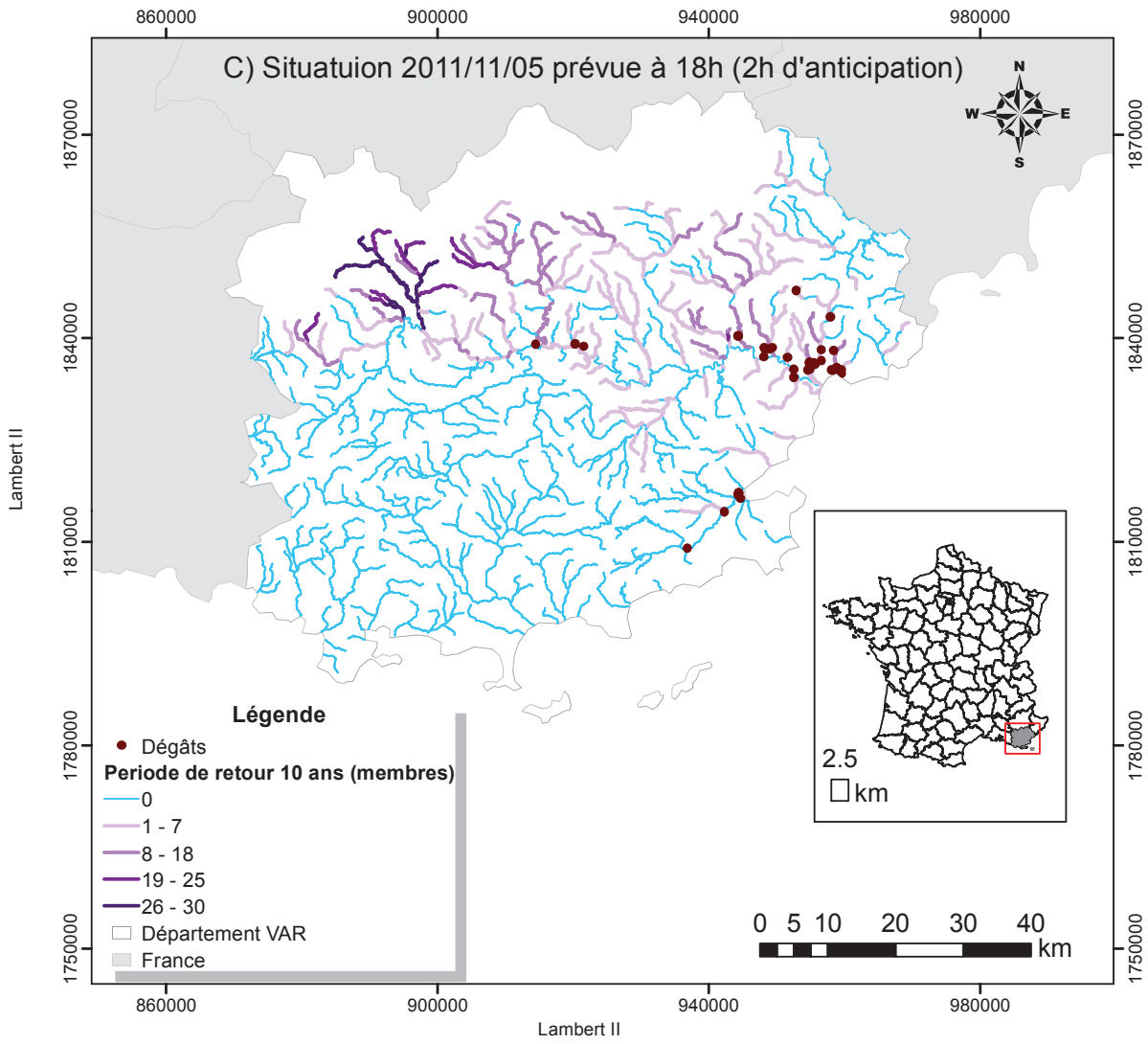


Figure 64. Cartes probabilisées du risque de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générées à partir des débits simulés AIGA en utilisant les prévisions d'ensemble PI-GAE à l'échéance de 2 heures. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement.

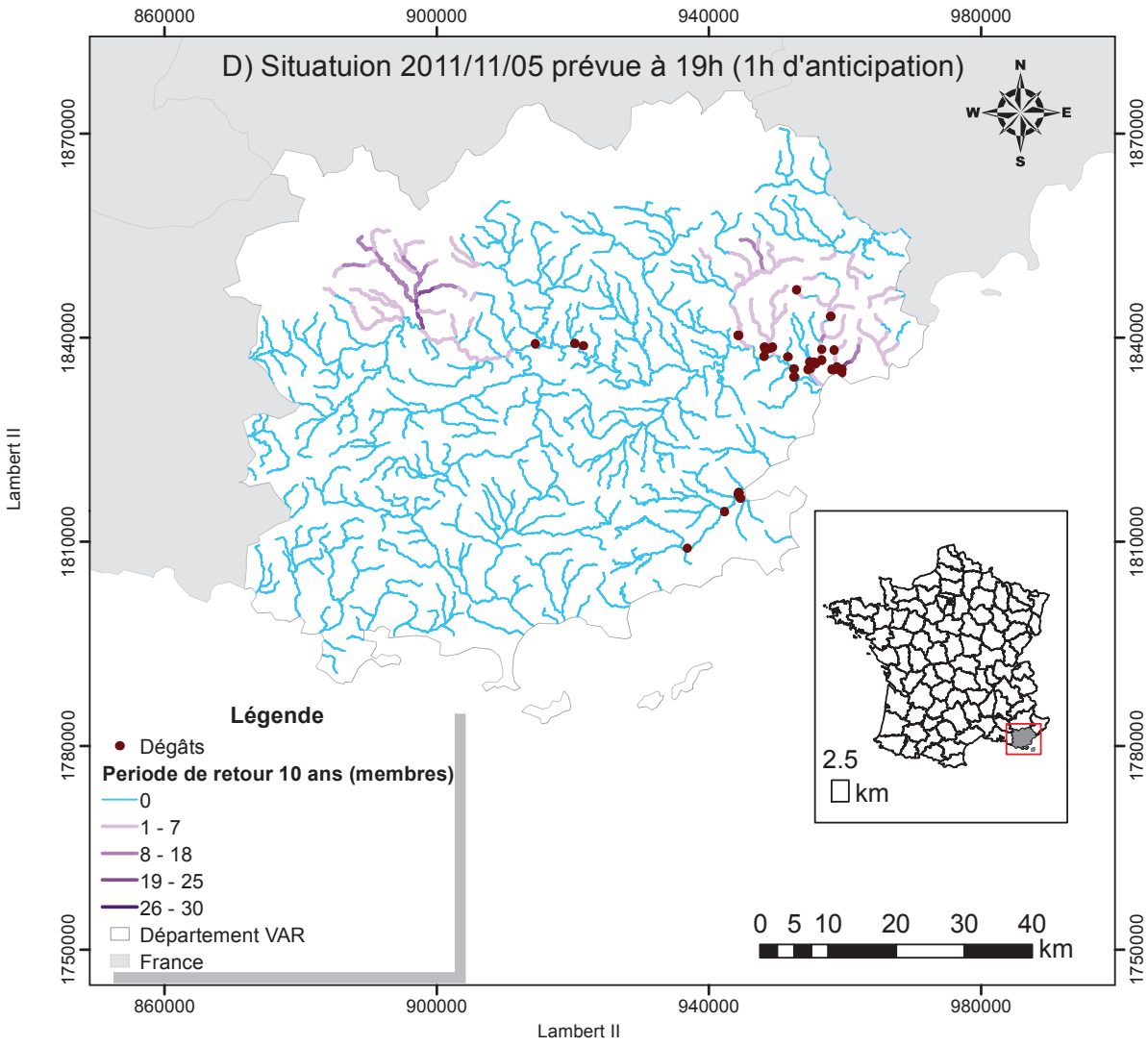


Figure 65. Cartes probabilisées du risque de dépassement du débit de période de retour de 2 ans pour le 05 novembre 2011 à 20h, générées à partir des débits simulés AIGA en utilisant les prévisions d'ensemble PI-GAE à l'échéance de 1 heure. Les points rouges représentent les dégâts repérés lors de l'événement.

Nous observons que les cartes produites avec 4 heures d'anticipation détectent des probabilités de dépassements du débit de période de retour 2 ans (Figure 57) et 10 ans (Figure 62) sur une large zone du département, avec néanmoins des probabilités plus importantes sur l'ouest. Nous observons également que la probabilité de dépasser le débit de période de retour 2 ans est plus importante que celle de dépasser le débit de la période de retour 10 ans. Sur certains tronçons, cette probabilité pour 2 ans est même estimée à 100% (la totalité des membres prévus a dépassé la valeur correspondante). Si nous comparons à la situation que nous cherchons à prévoir, représentée Figure 56 et Figure 61, nous constatons qu'effectivement, les zones qui ont vu à 20h un dépassement des périodes de retour 2 ans et 10 ans avaient bien été identifiées dès la prévision émise à 16h (avec 4h d'anticipation). En revanche nous constatons également que cette prévision était très imprécise en termes d'étendue, avec une zone potentiellement identifiée bien plus large que la zone réellement concernée. Ceci est particulièrement le cas pour tous les cours d'eau situés au sud-est du département.

Ensuite, il est intéressant de constater que plus l'échéance se réduit, plus la localisation des dépassements probable s'affine, et les probabilités augmentent. A 1h d'échéance, par exemple, les zones de dépassement sont clairement identifiées, avec des probabilités souvent à 100% pour la période de retour 2 ans. Il faut cependant signaler dans ce cas précis, qu'à cet instant d'initialisation (à 19h donc), certains cours d'eau avait déjà franchi ce seuil de 2 ans, et qu'il était donc « facile » de prévoir qu'au pas de temps suivant ils le dépasseraient également. En revanche, à cet instant d'initialisation aucun n'avait dépassé la période de retour de 10 ans. L'information de la carte Figure 65 produite ici avec 1h d'avance nous parait donc particulièrement pertinente. Ce scénario commençait même à être entrevu (de façon moins précise) avec 2h d'avance avec la carte Figure 59.

8.4.2. **Evolution de la prévision d'ensemble à quelques exutoires**

Pour pouvoir analyser l'évolution des prévisions dans le temps, nous avons choisi de nous concentrer sur quelques bassins versants : l'Eau Salée (Argens amont ; 67 km²), la Nartuby à Trans-en-Provence (195 km²) et La Garonne (fleuve côtier ; 19 km²). La Figure 66 présente la localisation de ces trois bassins. Nous avons également choisi de regarder en plus des débits prévus à ces bassins les pluies de bassins prévues par la méthode PI-GAE.

La Figure 67 et présente les hydrogrammes de débit prévus et « observés ». Dans ce dernier cas, il s'agit comme nous l'avons expliqué en début de chapitre de débits « proxy », donc simulés par notre modèle avec en entrée les pluies ANTILOPE (noté QSIM sur la figure), la Figure 68 présente quant à elle les hyétogrammes de pluie de bassin prévue (par l'approche PI-GAE) et observée. Cette dernière est fournie par la lame d'eau ANTILOPE. Nous présentons les prévisions émises le 5 novembre aux mêmes instants d'initialisation que précédemment, à savoir à 16h, 17h, 18h et 19h. Ces prévisions sont affichées pour les 6 heures suivantes, avec des intervalles de confiance donnés par les quantiles 5% et 95%, estimés en considérant les 30 membres de la prévision d'ensemble. Les figures affichent également les débits simulés (notre proxy pour les débits observés) et les pluies de bassin radar ANTILOPE observées. Enfin, dans la Figure 67, y sont aussi repérés les débits de 2, 10 et 50 ans de période de retour.

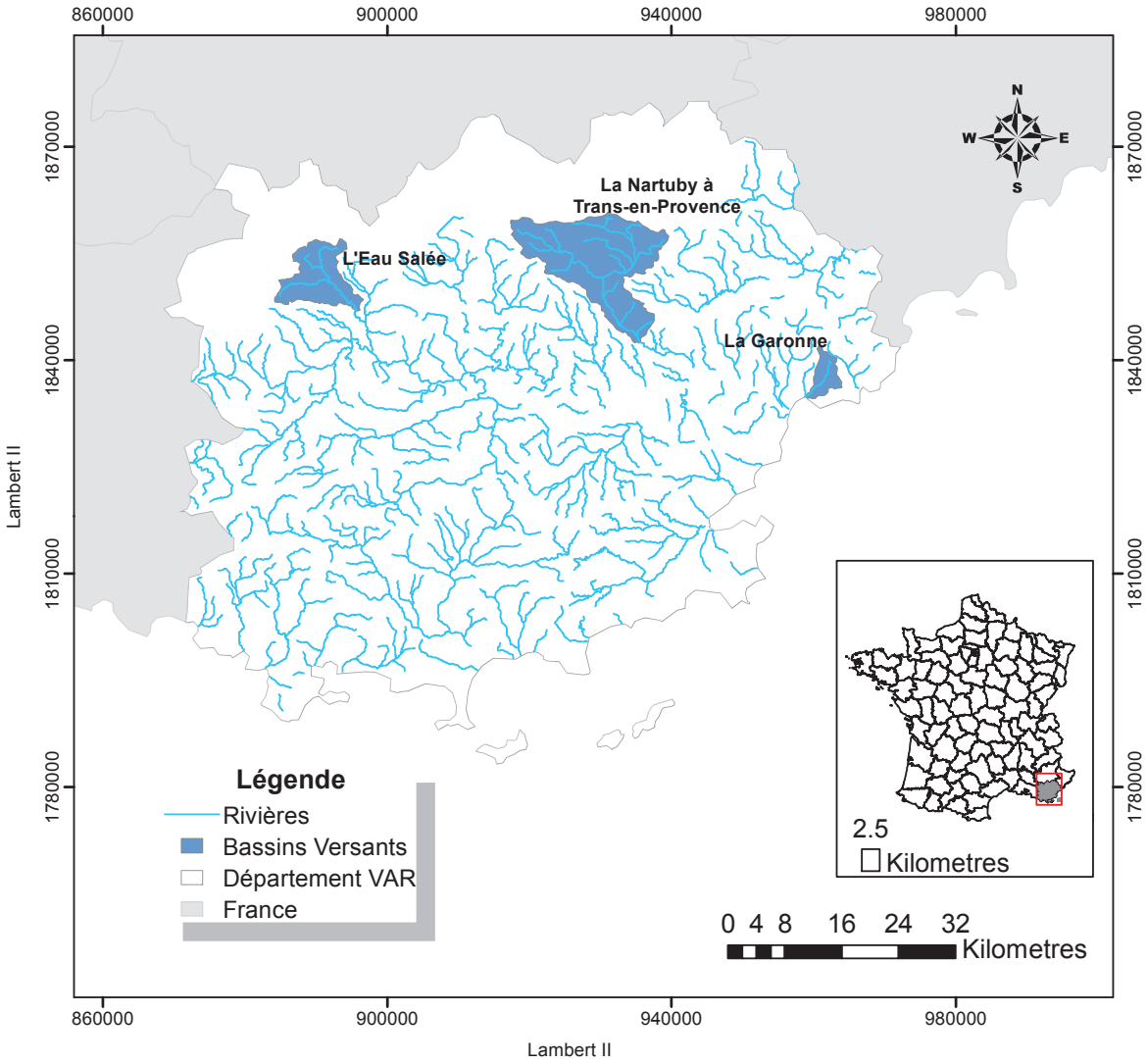


Figure 66. Localisation de trois bassins versants touchés par l'événement de novembre 2011 dans le département du Var: l'Eau Salée, La Nartuby à Trans-en-Provence et La Garonne.

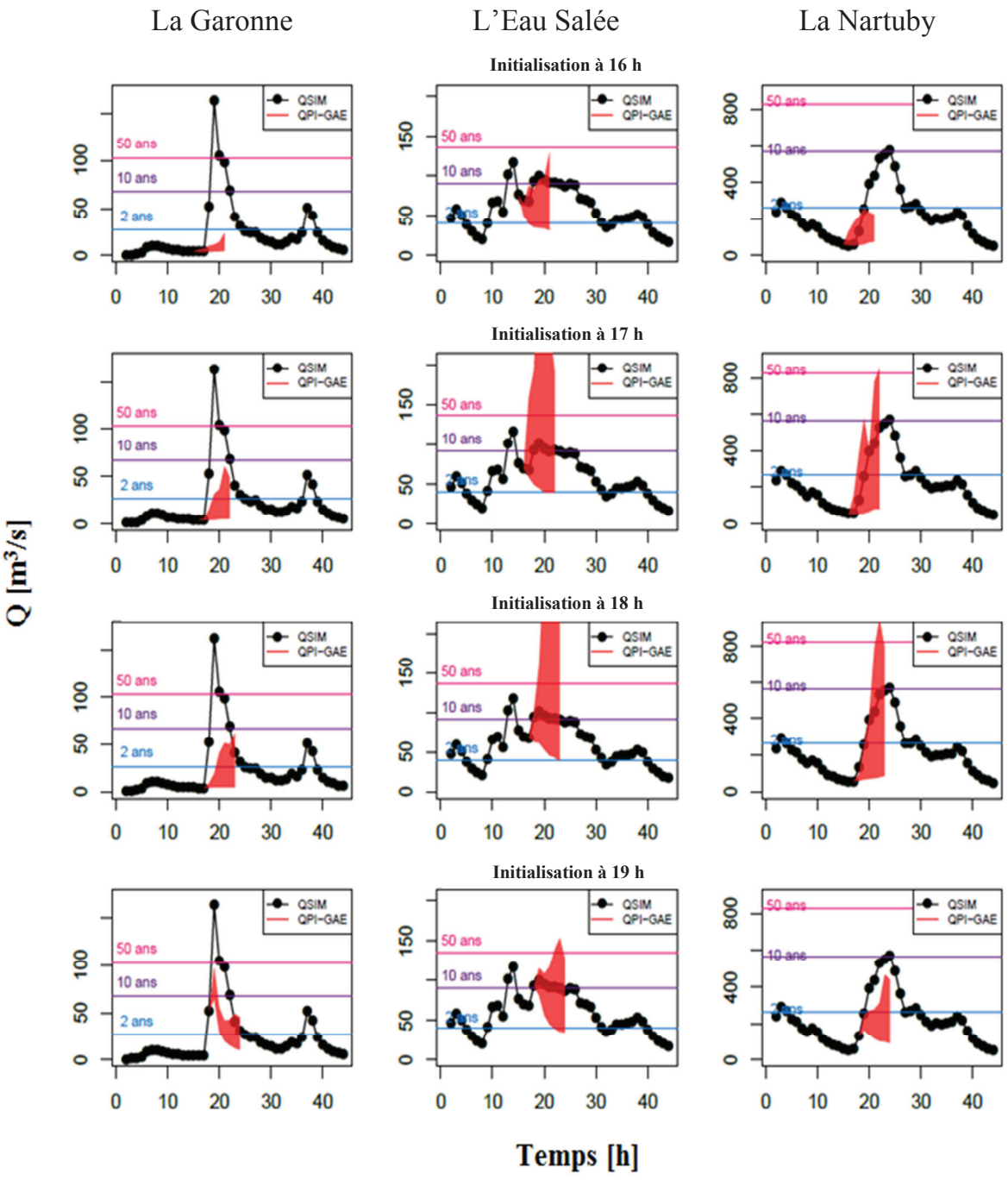


Figure 67. Hydrogrammes des débits simulés avec la pluie observée (QSIM) et prévue (QPI-GAE). La surface rouge représente l'intervalle entre les quantiles 5% et 95%, estimé sur les 30 membres de la prévision d'ensemble de débits. En lignes, les échéances de 4 heures à 1 heure par rapport à la date du 5 novembre 2011 à 20h (temps = 16 heures sur l'axe des abscisses), en colonnes, les bassins versants : La Garonne (gauche), L'Eau Salée (centre) et La Nartuby (droite).

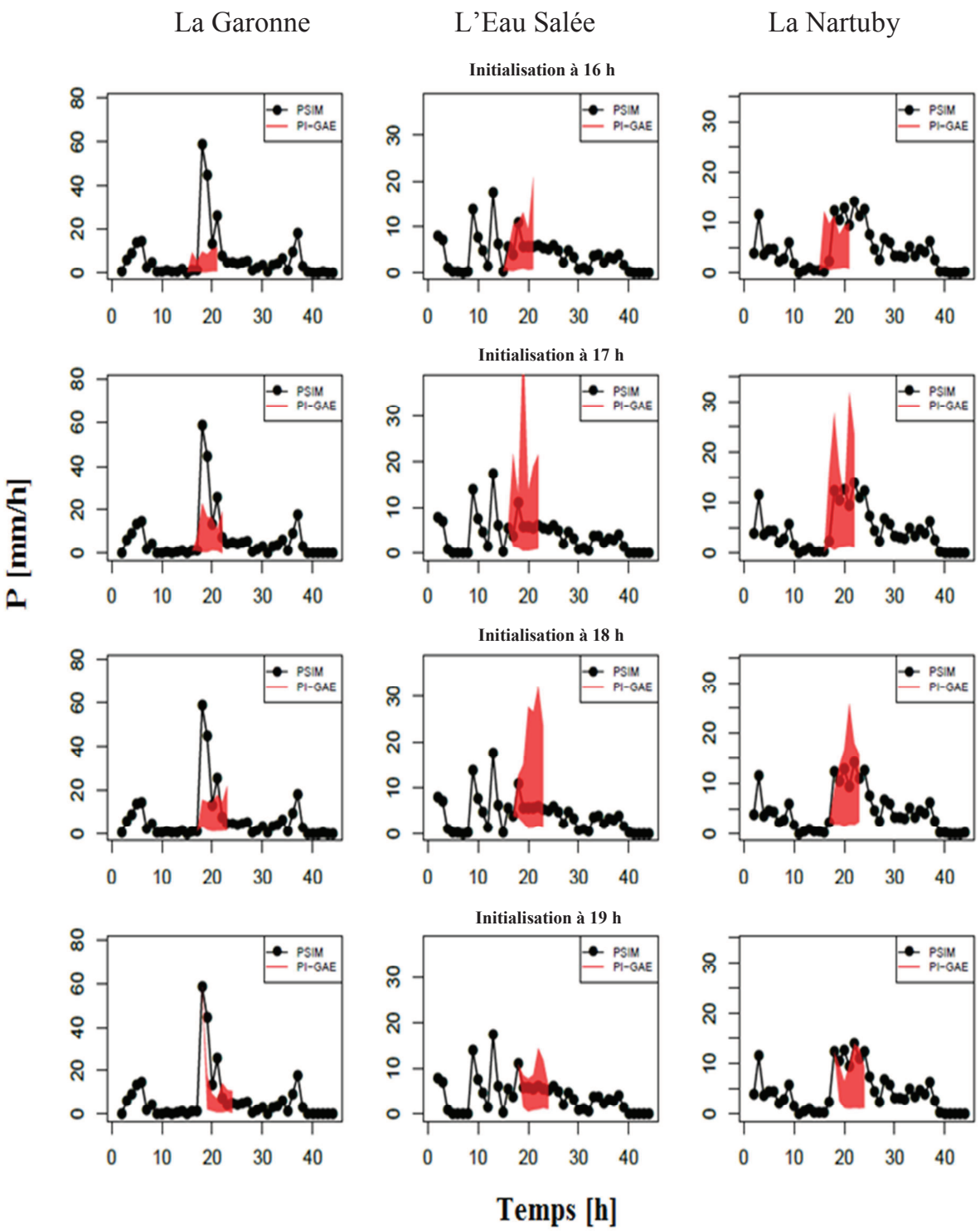


Figure 68. Hyétogrammes des pluies de bassin ANTILOPE observées (PSIM) et prévues (PI-GAE). La surface rouge représente l'intervalle entre les quantiles 5% et 95%, estimé sur les 30 membres de la prévision d'ensemble de pluie. Le temps 0 correspond à la date du 5 octobre 2011. En lignes, les échéances de 4 heures à 1 heure par rapport à la date du 5 novembre 2011 à 20h (temps = 16 heures sur l'axe des abscisses), en colonnes, les bassins versants : La Garonne (gauche), L'Eau Salée (centre) et La Nartuby (droite).

A partir des Figure 67 et Figure 68 nous pouvons observer que les prévisions arrivent effectivement à détecter un accroissement du débit dans les prochaines heures. Cependant, ces prévisions présentent une performance très variable selon le cas illustré. Dans le cas de la Garonne, par exemple, les prévisions n'ont pas une bonne précision et le pic de la crue est fortement sous-estimé. Si nous regardons les intensités de pluie sur ce bassin, nous constatons que les pluies ANTILOPE observées (PSIM ; Figure 63 à gauche) enregistrent une augmentation très forte et rapide, passant de presque 0 mm à 60 mm en l'espace d'une heure, et qui a été complétement raté par la prévision de pluie PI-GAE.

En revanche, sur les bassins versants l'Eau Salée et de la Nartuby, il est possible d'observer que, sur toutes les initialisations présentées, les prévisions sont capables de prévoir la montée des débits ou le pic de la crue. La qualité des prévisions est meilleure sur la Nartuby, où les prévisions ont le même ordre de grandeur que les débits simulés. Particulièrement sur L'Eau Salée, nous constatons une fourchette d'incertitude sur les débits assez large, notamment aux initialisations de 17h et 18h, qui se resserre à l'initialisation de 19h autours des débits « proxy ». Sur ces deux bassins versants, les prévisions de pluie de PI-GAE évoluent bien autour de l'observation, même si un intervalle de confiance plus serré aurait été préférable pour mieux prévoir les quantités de pluie tombées sur les bassins versants.

8.5. **Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons utilisé les prévisions immédiates de pluie PI-GAE en entrée de la méthode AIGA. Notre objectif était d'illustrer sur un événement (novembre 2011) l'intérêt de pouvoir disposer d'une information probabiliste sur les dépassements à attendre dans débits des cours d'eau non jaugés. Des cartes probabilisées PI-GAE/AIGA indiquant à différentes échéances et sur l'ensemble du réseau hydrographique du département le risque de dépassement d'une certaine période de retour ont été générées (appelées cartes de risque de crue). Celles-ci ont été comparées à la localisation de dégâts relevés sur le terrain après l'événement, ainsi qu'aux cartes générées par AIGA mais sans utiliser de prévision de pluie.

Comme conclusion, nous avons retenu les points suivants :

- Les zones de dégât correspondent effectivement en général aux tronçons où la plus forte période de retour a été estimée par AIGA (ici supérieure à 10 ans). Cependant, toutes les zones où les cours d'eau ont affiché ce niveau de période de retour n'ont pas connu de dégât, cela à cause des niveaux de vulnérabilité très variables d'une zone à l'autre (par exemple, dans l'ouest les cours identifiés avec une période de retour de 10 ans traversent des zones rurales).
- Les cartes probabilisées PI-GAE/AIGA de risque de dépassement se précisent au fur et à mesure que l'échéance diminue : à 4 heures d'échéance, le modèle identifie une large zone pour laquelle les débits peuvent potentiellement dépasser les seuils de périodes de retour de 2 et 10 ans. Ensuite, au fur et à mesure que les prévisions avancent, cette zone d'avertissement se restreint pour, à 1 heure d'échéance, pratiquement correspondre aux rivières et bassins versant dont les débits estimés par AIGA ont effectivement franchi les périodes de retour de 2 et 10 ans.
- Sur certains bassins, il semble que les prévisions de pluies fournies par PI-GAE n'arrivent pas à reproduire les grandes différences d'intensité observées en pas de temps sur la lame d'eau ANTILOPE, ce qui logiquement nous conduit à également sous-estimer les débits.

Notons également que ce travail n'a été réalisé que sur un seul événement. Il ne s'agit d'une évaluation, mais simplement d'une illustration du potentiel de la méthode PI-GAE/AIGA. Pour une évaluation rigoureuse, d'autres événements devront être étudiés.

Dans le chapitre suivant, nous revenons sur les principales conclusions de ce travail de thèse et présenterons des perspectives qui pourront contribuer à améliorer les résultats ici reportés.

Conclusion et Perspectives

Conclusion générale

Les systèmes d'alerte aux crues soudaines et l'anticipation de ces événements sont des défis actuels pour la recherche et les services opérationnels de prévision. Ce travail de doctorat a abordé cette thématique à travers l'investigation du potentiel d'une méthode de simulation géostatistique de champs de pluie à générer des scénarios de pluie dans le temps et dans l'espace à partir des mesures issues de radars météorologiques et de pluviomètres.

Le but principal de cette thèse a été de développer une méthode de prévision immédiate de pluie capable de contribuer à un système d'alerte aux crues soudaines. Plus particulièrement, nous nous sommes intéressés à développer un système de prévision immédiate d'ensemble afin de générer des cartes du risque de crue. Cette recherche a porté sur les aspects suivants, déjà mentionnés au début de ce rapport :

- Défi 1 : La technique de simulation conditionnelle proposée par la géostatistique permet-elle de générer, avec une bonne précision et fiabilité, un ensemble de champs de pluie alternatifs autour d'un champ de pluie observé ?
- Défi 2 : La simulation géostatistique peut-elle bénéficier de l'information contenue dans les dernières images radar et mesures aux pluviomètres observées au cours d'un événement pour fournir une prévision d'ensemble de bonne qualité ? Jusqu'à quelle échéance un tel système de prévision présente-t-il une bonne performance ?
- Défi 3 : A partir des prévisions d'ensemble de pluie générées, comment produire des cartes probabilisées du risque de crue ? Pouvons-nous évaluer ces cartes dans le cas des bassins non-jaugés, à partir des débits simulés et de données qualitatives de dégâts ?

Pour répondre à ces questions, nous avons développé et testé une méthode de prévision immédiate à partir de l'adaptation et l'amélioration d'outils existants à Irstea. Le générateur de champs de pluie SAMPO-TBM (Irstea Lyon), basé sur la méthode géostatistique des bandes tournantes, a été adapté et utilisé en simulation conditionnelle pour créer des simulations et prévisions d'ensemble de pluie. Le système AIGA d'avertissement aux crues rapides (Irstea Aix-en-Provence) a été utilisé pour obtenir les prévisions d'ensemble de débit sur les cours d'eau du département du Var. Les sorties spatialisées d'AIGA ont été adaptées pour produire des cartes probabilisées du risque de crue. Les travaux en prévision immédiate de pluies ont été évalués à partir d'une base de 17 événements pluvieux ayant touché la zone d'étude. Un exemple d'application sur l'événement historique des 3-7 novembre 2011 a illustré le potentiel de la méthode de prévision à produire une information spatialisée et probabiliste du risque de crue.

Nous résumons ci-après les principales conclusions qui émergent de cette thèse, relatives à chacun des défis qui ont été posés au début de nos recherches.

Défi 1 : La technique de simulation conditionnelle proposée par la géostatistique permet-elle de générer, avec une bonne précision et fiabilité, un ensemble de champs de pluie alternatifs autour d'un champ de pluie observé ?

Nous avons analysé la capacité de la méthode proposée à simuler des champs de pluie à partir de la connaissance fournie par la mesure radar de la structure spatio-temporelle de la pluie et des intensités de pluie mesurées par les pluviomètres. L'évaluation des champs de pluies a été réalisée à partir de la validation croisée, en comparant les simulations avec les valeurs mesurées par 15 pluviomètres qui n'ont pas été utilisés pour la simulation conditionnelle. Les résultats ont indiqué que l'approche développée était capable de simuler des scénarios de pluie fiables et représentatifs de l'organisation spatio-temporelle des champs de pluie observés par le radar et des intensités enregistrées par les pluviomètres.

De cette première partie de nos travaux, nous avons conclu qu'une approche géostatistique basée sur la simulation conditionnelle de champs de pluie représentait une bonne option pour quantifier l'incertitude sur les intensités et la localisation des événements pluvieux observés. Une telle démarche peut, par exemple, contribuer à l'analyse probabiliste de la sévérité des lames d'eau d'un événement orageux, et de ses conséquences en termes de débit et dépassement de seuils critiques.

Défi 2 : La simulation géostatistique peut-elle bénéficier de l'information contenue dans les dernières images radar et mesures aux pluviomètres observées au cours d'un événement pour fournir une prévision d'ensemble de bonne qualité ? Jusqu'à quelle échéance un tel système de prévision présente une bonne performance ?

Après avoir analysé la capacité de notre méthode à simuler des champs de pluie, nous avons étudié sa capacité à anticiper les événements pluvieux en situation de prévision immédiate. Pour cela, nous avons testé deux approches pour la prise en compte des caractéristiques statistiques de la pluie, détectées dans les observations passées et disponibles jusqu'à l'instant d'initialisation des prévisions. D'une part, l'approche par fenêtre croissante prend en compte toutes les informations disponibles entre le moment de la détection de l'événement et la dernière observation avant la prévision. D'autre part, l'approche par fenêtre glissante ne considère que les quatre dernières heures d'observation pour estimer les paramètres du simulateur de pluie.

L'évaluation des prévisions immédiates a montré que ces deux approches de prévision sont plus performantes qu'une approche simple et naïve basée sur la persistance du dernier champ de prévision dans les heures futures, et ce, dès la première heure d'échéance. Les prévisions de pluie obtenues ont présenté une bonne précision et performance globale, avec une performance légèrement meilleure et plus robuste pour la méthode par fenêtre glissante. Cependant, l'analyse de la qualité des prévisions a également diagnostiqué que, de façon générale, les observations sont très fréquemment sous-estimées par les prévisions, c'est-à-dire que les pluies prévues par les membres de la prévision d'ensemble sont très souvent inférieures à l'observation correspondante. Cela signifie que les prévisions présentent un biais négatif.

Dans le but d'améliorer la qualité de nos prévisions, nous avons donc proposé des méthodes d'ajustement des prévisions de pluie qui, de manière similaire à des techniques d'assimilation de données ou de correction de biais utilisées en prévision à courte ou moyenne échéance, permettent d'exploiter davantage la dernière information de pluie disponible avant la prévision. Nous avons ainsi examiné des méthodes d'ajustement basées sur l'ajustement des paramètres de la distribution des pluies non-nulles et/ou sur l'ajustement des sorties (post-traitement). Ce dernier ajustement était fait soit par une correction qui appliquait une tendance linéaire observée dans le passé sur les intensités de pluie prévues pour les heures à venir, soit par un report de la dernière erreur de prévision sur les champs prévus.

De cette deuxième partie de nos travaux, nous avons pu conclure que l'ajustement des paramètres du modèle de simulation géostatistique, suivi d'une correction par report d'erreur appliquée aux sorties du générateur de champs de pluie futurs (l'approche PI-GAE), était l'approche la plus performante pour corriger le biais de sous-estimation du système de prévision immédiate et garantir une bonne précision et discrimination des événements à risque. Ces qualités du système ont été observés jusqu'à l'échéance maximale de quatre heures, ce qui, pour la prévision immédiate représente un gain en anticipation des événements pluvieux déjà important par rapport à la seule surveillance en temps réel.

Défi 3 : A partir des prévisions d'ensemble de pluie générées, comment produire des cartes probabilisées du risque de crue ? Pouvons-nous évaluer ces cartes dans le cas des bassins non-jaugés, à partir des débits simulés et de données qualitatives de dégâts ?

Dans la dernière partie de cette thèse, nous avons réalisé une application pour la prévision immédiate de débits. L'événement des 3-7 novembre 2011 a été choisi pour illustrer le potentiel d'application hydrologique de notre méthode de prévision immédiate de champs de pluie. Les prévisions d'ensemble de pluie PI-GAE ont été utilisées comme données d'entrée du système AIGA d'avertissement aux crues rapides. Les prévisions d'ensemble de débit ont été utilisées pour générer des cartes probabilisées du risque de crue, où l'on peut afficher, à chaque heure d'échéance de chaque instant de prévision, la probabilité de dépassement d'un débit critique (par exemple, le débit de période de retour de 2, 10 ou 50 ans) dans les cours d'eau de la région d'étude. Le but est d'anticiper ce risque de dépassement pour pouvoir avoir une information sur les zones potentielles de dégâts avec plusieurs heures d'avance.

De ce travail d'application, nous avons observé que l'approche proposée peut fournir une indication anticipée du risque de crue, avec des alertes plus justes et moins dispersées sur le territoire de surveillance au fur et à mesure que le pic de l'événement s'approche. En comparant les prévisions de débit avec les simulations de débit générées à partir de la donnée pluviométrique radar, nous n'avons pas constaté de biais systématiques, mais au contraire, tandis que les prévisions surestiment les observations sur quelques bassins versants, dans d'autres cas, elles ont tendance à les sous-estimer. Les prévisions émises par le système mis en place semblent bien se prêter à la détection du dépassement d'un seuil critique. Cela a été confirmé en comparant les zones indiquées par la prévision avec les dégâts enregistrés lors de l'événement. Nous noterons également que certaines correspondances « dépassement-dégâts » ne sont pas observées quand on considère la donnée pluviométrique radar, ce qui semble

indiquer que l'approche d'ensemble, avec les scénarios alternatifs qu'elle propose, peut fournir une quantification de l'incertitude autour de l'information déterministe d'un champ pluviométrique radar unique.

A partir des points abordés ci-dessus, nous concluons que notre approche peut être une solution plausible pour la simulation d'ensemble de champs de pluie et la génération des scénarios possibles d'événements à risque afin d'augmenter les délais d'anticipation des avertissements aux crues *s*oudaines. Des cartes probabilisées de risque de dépassement de seuils critiques peuvent aider les prévisionnistes dans leur prise de décision*,* en mettant à leur disposition une information additionnelle issue de scénarios alternatifs*.* Ce dernier point doit cependant être analysé plus en détail sur d'autres événements, à partir d'une évaluation quantitative d'une série longue de prévisions de débits et de dégâts observés.

Quelques perspectives

Nous évoquons ici quelques perspectives aux recherches menées pendant cette thèse qui peuvent être de pistes pour une poursuite de ce travail.

Dans un premier temps, comme nous l'avons évoqué, il serait intéressant de tester la chaine de méthodes sur un plus grand nombre d'événements, mais également sur d'autres zones d'étude, et en y associant des observations de débit. Ceci nous permettrait notamment d'étendre notre évaluation à la prévision des débits (ce qui n'a pas été fait dans cette thèse). La fiabilité, la précision et la capacité de discrimination des événements seraient évaluées, comme nous l'avons fait pour l'analyse des scenarios de pluie. Ceci nous permettrait de mieux évaluer la transformation pluie-débit du système AIGA, les incertitudes associées aux étapes de la modélisation hydrologique, et les statistiques relatives à la probabilité de détection et le taux de fausses alertes des crues soudaines.

Ensuite, en ce qui concerne les données prises en compte pour la simulation conditionnelle, dans nos travaux nous avons considéré seulement les intensités pluviométriques mesurées par le réseau de pluviomètres au sol. Cependant, les intensités de pluie mesurées par les champs de pluie radars pourraient également être valorisées pour augmenter le nombre de points de conditionnement utilisés pour la simulation conditionnelle et ainsi mieux contraindre la simulation géostatistique sur les zones pluvieuses de forte intensité. Pour cela, il faudrait considérer, au préalable, une transformation du type quantile-quantile pour pouvoir établir une cohérence entre les deux types de mesures de pluie, celles du radar et des pluviomètres. Cet aspect est essentiel puisque les deux mesures fourniront des informations au simulateur et ces informations doivent être cohérentes entre elles pour atteindre une bonne simulation des champs de pluie. De plus, une deuxième information qui pourrait être utilisée pour le conditionnement serait l'information de l'intermittence « pluie/non-pluie ». Cette information pourrait être définie à partir des zones d'intermittence estimées par la mesure radar et pourrait être considérée comme un deuxième conditionnement rajouté à la méthode. Ces aspects pourraient améliorer la fiabilité et la précision des simulations et des prévisions, en raison du fait que nous exploitons davantage les informations spatialisées fournies par le radar.

Par ailleurs, une deuxième piste pour améliorer l'estimation des paramètres du simulateur SAMPO-TBM serait de considérer un seuil pour le calcul des paramètres liés à la moyenne et l'écart-type des pluies non-nulles. Ces paramètres seraient estimés en considérant seulement les valeurs qui ont dépassé le seuil déterminé. Du fait que nous sommes intéressés à anticiper des événements extrêmes, où les intensités de pluie sont très élevées, cette dernière piste pourrait contribuer à améliorer la performance des simulations et notamment à enlever le biais de sous-estimation des pluies observées sur la méthode avant ré-ajustement (chapitre 6). Avec la prise en compte d'un seuil de pluie supérieur à zéro, ces paramètres auraient des valeurs plus élevées, permettant ainsi de générer des champs de pluies avec des intensités plus fortes. Cette piste d'amélioration pourrait être envisagée pour évaluer si l'étape d'ajustement des paramètres pour la prévision des pluies pourrait être évitée.

Afin de compléter l'évaluation des scénarios de pluie générés, il serait également possible d'évaluer la qualité des prévisions sur d'autres critères. Notamment, il serait intéressant de considérer, par exemple, la pluie moyenne sur les bassins versants. Il serait aussi important d'évaluer à quelle échelle spatiale (ou taille de bassin versant) la méthode de génération serait plus adaptée et performante. De plus, les prévisions pourraient également être comparées à des prévisions numériques issues de modèles météorologiques, comme les prévisions AROME PE de Météo-France. Cette analyse permettrait d'évaluer si la méthode de prévision basée sur la géostatistique et l'advection serait plus (ou moins) adaptée pour la prévision à courte échéance que les méthodes plus physiques. Il serait également intéressant d'étudier jusqu'à quelle échéance une méthode est plus adaptée que l'autre et si ces deux méthodes, géostatistique et physique, peuvent être combinées dans un système de prévision immédiate d'ensemble.

Dans le contexte opérationnel, il serait également pertinent de tester l'utilisation de l'information radar disponible tous les cinq minutes pour estimer les paramètres du générateur de champs de pluie et faire une prévision immédiate à une échelle temporelle plus fine que le pas de temps horaire utilisé dans cette thèse. Nous pourrions tester si, à partir d'environ trente minutes d'images disponibles, nous pourrions déjà avoir une bonne estimation des caractéristiques pluviométriques de l'événement. Les prévisions pourraient être générées plus rapidement à partir du déclenchement d'un événement, ce qui pourrait engendrer des gains en termes d'anticipation du risque hydrologique.

Références bibliographiques

Alfieri L, Pappenberger F, Wetterhall F, Haiden T, Richardson D, Salamon P. 2014. Evaluation of ensemble streamflow predictions in Europe. *Journal of Hydrology* **517**: 913–922 DOI: 10.1016/j.jhydrol.2014.06.035

Auger L, Dupont O, Hagelin S, Brousseau P, Brovelli P. 2015. AROME–NWC: a new nowcasting tool based on an operational mesoscale forecasting system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **141** (690): 1603–1611 DOI: 10.1002/qj.2463

Berenguer M, Corral C, Sánchez-Diezma R, Sempere-Torres D. 2005. Hydrological Validation of a Radar-Based Nowcasting Technique. *Journal of Hydrometeorology* **6** (4): 532–549 DOI: 10.1175/JHM433.1

Berenguer M, Sempere-Torres D, Pegram GGS. 2011. {SBMcast} – An ensemble nowcasting technique to assess the uncertainty in rainfall forecasts by Lagrangian extrapolation. *Journal of Hydrology* **404** (3–4): 226 – 240 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.04.033

Berndt C, Rabiei E, Haberlandt U. 2014. Geostatistical merging of rain gauge and radar data for high temporal resolutions and various station density scenarios. *Journal of Hydrology* **508**: 88 – 101 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.10.028

Berne A, Krajewski WF. 2013. Radar for hydrology: Unfulfilled promise or unrecognized potential? *Advances in Water Resources* **51**: 357 – 366 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.advwatres.2012.05.005

Berthet L. 2010. Prévision des crues au pas de temps horaire : pour une meilleure assimilation de l'information de débit dans un modèle hydrologique.Thèse de Doctorat, AgroParisTech, Paris, 627 pp.

Berthet L, Andréassian V, Perrin C, Javelle P. 2009. How crucial is it to account for the antecedent moisture conditions in flood forecasting? Comparison of event-based and continuous approaches on 178 catchments. *Hydrology and Earth System Sciences* **13** (6): 819–831 DOI: 10.5194/hess-13-819-2009

Bourgin F. 2014. Comment quantifier l'incertitude prédictive en modélisation hydrologique ?Thèse de Doctorat, AgroParisTech, Paris, 230 pp.

Bowler NE, Pierce CE, Seed AW. 2006. STEPS: A probabilistic precipitation forecasting scheme which merges an extrapolation nowcast with downscaled NWP. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **132** (620): 2127–2155 DOI: 10.1256/qj.04.100

Bradley AA, Schwartz SS, Hashino T. 2004. Distributions-Oriented Verification of Ensemble Streamflow Predictions. *Journal of Hydrometeorology* **5** (3): 532–545 DOI: 10.1175/1525-7541(2004)005<0532:DVOESP>2.0.CO;2

Bras RL, Rodriguez-Iturbe I. 1993. *Random functions and hydrology*. Dover Publications: New York, 559 pp.

Brown JD, Demargne J, Seo D-J, Liu Y. 2010. The Ensemble Verification System (EVS): A software tool for verifying ensemble forecasts of hydrometeorological and hydrologic variables at discrete locations. *Environmental Modelling & Software* **25** (7): 854–872 DOI: 10.1016/j.envsoft.2010.01.009

Candille G, Talagrand O. 2005. Evaluation of probabilistic prediction systems for a scalar variable. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **131** (609): 2131–2150 DOI: 10.1256/qj.04.71

Ciach GJ. 2003. Local Random Errors in Tipping-Bucket Rain Gauge Measurements. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology* **20** (5): 752–759 DOI: 10.1175/1520-0426(2003)20<752:LREITB>2.0.CO;2

Cloke HL, Pappenberger F. 2009. Ensemble flood forecasting: A review. *Journal of Hydrology* **375** (3–4): 613 – 626 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.06.005

Coccia G, Todini E. 2011. Recent developments in predictive uncertainty assessment based on the model conditional processor approach. *Hydrology and Earth System Sciences* **15** (10): 3253–3274 DOI: 10.5194/hess-15-3253-2011

Collier CG. 2007. Flash flood forecasting: What are the limits of predictability? *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **133** (622): 3–23 DOI: 10.1002/qj.29

Collombat MP-Y. 2012. Mission d'information sur les inondations dans le VAR et le sud-est de la France. Note de synthèse.

Cressie N. 1993. *Statistics for spatial data*. John Wiley & Sons, 900 pp: New York, Chichester.

Creutin JD, Borga M, Gruntfest E, Lutoff C, Zoccatelli D, Ruin I. 2013. A space and time framework for analyzing human anticipation of flash floods. *Journal of Hydrology* **482**: 14 – 24 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.11.009

Creutin JD, Borga M, Lutoff C, Scolobig A, Ruin I, Créton-Cazanave L. 2009. Catchment dynamics and social response during flash floods: the potential of radar rainfall monitoring for warning procedures. *Meteorological Applications* **16** (1): 115–125 DOI: 10.1002/met.128

Creutin J-D, Leblois E, Lepioufle J-M. 2015. Unfreezing Taylor's Hypothesis for Precipitation. *Journal of Hydrometeorology* **16** (6): 2443–2462 DOI: 10.1175/JHM-D-14-0120.1

Defrance D. 2014. Adaptation et evaluation d'un systeme d'anticipation de crues eclair sur des bassins de montagne non-jauges.Thèse de Doctorat, Earth Sciences. Universite Pierre et Marie Curie - Paris VI, Paris, 262 pp.

Delhomme J-P. 1976. Applications de la théorie des variables régionalisées dans les sciences de l'eau.Thèse de Doctorat, Ecole des mines de Paris, Paris, 176 pp.

Delrieu G, Wijbrans A, Boudevillain B, Faure D, Bonnifait L, Kirstetter P-E. 2014. Geostatistical radar–raingauge merging: A novel method for the quantification of rain

estimation accuracy. *Advances in Water Resources* **71**: 110 – 124 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.advwatres.2014.06.005

Descamps L, Labadie C, Joly A, Bazile E, Arbogast P, Cébron P. 2015. PEARP, the Météo-France short-range ensemble prediction system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **141** (690): 1671–1685 DOI: 10.1002/qj.2469

Diss S, Testud J, Lavabre J, Ribstein P, Moreau E, Chatelet JP du. 2009. Ability of a dual polarized X-band radar to estimate rainfall. *Advances in Water Resources* **32** (7): 975 – 985 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.advwatres.2009.01.004

Emery X, Lantuéjoul C. 2006. TBSIM: A computer program for conditional simulation of three-dimensional Gaussian random fields via the turning bands method. *Computers & Geosciences* **32** (10): 1615–1628 DOI: 10.1016/j.cageo.2006.03.001

Emmanuel I. 2011. Evaluation de l'apport de la mesure de pluie par radar météorologique pour la modélisation pluie-débit de petits bassins versants.Thèse de Doctorat, Ecole Centrale de Nantes, Nantes, 274 pp.

Emmanuel I, Andrieu H, Tabary P. 2012. Evaluation of the new French operational weather radar product for the field of urban hydrology. *Atmospheric Research* **103** (0): 20–32 DOI: 10.1016/j.atmosres.2011.06.018

E-risk. 2016. Evenements Cat Nat Available at: https://erisk.ccr.fr/faces/erisk-evenement-list.xhtml?typePeril=10&departement=83 [Accessed 29 July 2016]

Fukao S, Hamazu K. 2014. *Radar for Meteorological and Atmospheric Observations*. Springer Japan, 537 pp: Japan.

Gaume, E. 2002. Eléments d'analyse sur les crues éclair.Thèse de Doctorat, ENGREF (AgroParisTech), Paris, 360 pp.

Gaume E, Borga M. 2013. Etat des connaissances récentes acquises sur les crues éclair en Europe : bilan du projet de recherches européen hydrate (2006-2010). *La Houille Blanche - Revue internationale de l'eau* (2): pp. 24–30 DOI: 10.1051/lhb/2013012

Gaume E, Bain V, Bernardara P, Newinger O, Barbuc M, Bateman A, Blaškovičová L, Blöschl G, Borga M, Dumitrescu A, et al. 2009. A compilation of data on European flash floods. *Journal of Hydrology* **367** (1–2): 70–78 DOI: 10.1016/j.jhydrol.2008.12.028

Gaume E, Livet M, Desbordes M, Villeneuve J-P. 2004. Hydrological analysis of the river Aude, France, flash flood on 12 and 13 November 1999. *Journal of Hydrology* **286** (1–4): 135 – 154 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2003.09.015

Germann U, Berenguer M, Sempere-Torres D, Zappa M. 2009. REAL—Ensemble radar precipitation estimation for hydrology in a mountainous region. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **135** (639): 445–456 DOI: 10.1002/qj.375

Gneiting T. 1999. The Correlation Bias for Two-Dimensional Simulations by Turning Bands. *Mathematical Geology* **31** (2): 195–211 DOI: 10.1023/A:1007561801981

Goovaerts P. 1997. *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*. Oxford University Press: New York, 483 pp.

Hamill TM. 2001. Interpretation of Rank Histograms for Verifying Ensemble Forecasts. *Monthly Weather Review* **129** (3): 550–560 DOI: 10.1175/1520-0493(2001)129<0550:IORHFV>2.0.CO;2

Hapuarachchi HAP, Wang QJ, Pagano TC. 2011. A review of advances in flash flood forecasting. *Hydrological Processes* **25** (18): 2771–2784 DOI: 10.1002/hyp.8040

Hastings WK. 1970. Monte Carlo Sampling Methods Using Markov Chains and Their Applications. *Biometrika* **57** (1): 97–109

Hersbach H. 2000. Decomposition of the Continuous Ranked Probability Score for Ensemble Prediction Systems. *Weather and Forecasting* **15** (5): 559–570 DOI: 10.1175/1520-0434(2000)015<0559:DOTCRP>2.0.CO;2

Huet P, Martin X, Prime J-L, Foin P, Laurain C, Cannard P. 2003. Retour d'expériences des crues de septembre 2002 dans les départements du Gard, de l'Hérault, du Vaucluse, des bouches du Rhône, de l'Ardèche et de la Drôme. Paris, France.

Isaaks EH, Srivastava RM. 1989. An Introduction to Applied Geostatistics Available at: http://app.knovel.com/hotlink/toc/id:kpAIAG000U/an-introduction-applied/an-introduction-applied

Javelle P, Demargne J, Defrance D, Pansu J, Arnaud P. 2014. Evaluating flash-flood warnings at ungauged locations using post-event surveys: a case study with the AIGA warning system. *Hydrological Sciences Journal* **59** (7): 1390–1402 DOI: 10.1080/02626667.2014.923970

Javelle P, Organde D, Saint-Martin C, Demargne J, Saint-Aubin C, Garandeau L, Janet B. 2016. Setting up a French national flash flood warning system for ungauged catchments based on the AIGA method.Lyon.

Jolliffe Ian T., Stephenson D. B. 2012. *Forecast Verification: A Practitioner's Guide in Atmospheric Science*. Wiley-Blackwell, 292 pp: Oxford, UK.

Jonkman SN, Vrijling JK. 2008. Loss of life due to floods. *Journal of Flood Risk Management* **1** (1): 43–56 DOI: 10.1111/j.1753-318X.2008.00006.x

Journel A. 1974. Geostatistics for conditional simulation of ore bodies. *Economic Geology* **69**: 673–687

Journel, A.G., Huijbregts, C. 1978. *Mining geostatistics*. Academic Press: San Diego.

Kim ES, Choi HI. 2012. Estimation of the Relative Severity of Floods in Small Ungauged Catchments for Preliminary Observations on Flash Flood Preparedness. *International Journal of Environmental Research and Public Health* **9** (4): 1507–1522

Krzysztofowicz R. 2001. The case for probabilistic forecasting in hydrology. *Journal of Hydrology* **249** (1–4): 2 – 9 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00420-6

Lamond JE, Booth CA, Hammond F, Proverbs DG. 2011. *Flood Hazards: Impacts and Responses for the Built Enviromment*. CRC Press - Taylor and francis group: London.

Lantuéjoul C. 2002. *Geostatistical Simulation, Models and Algorithms*. Springer: Berlin, 256 pp.

Laurantin O. 2013. ANTILOPE V2. Note interne de la DSO. Météo-France, France.

Leblois E, Creutin J-D. 2013. Space-time simulation of intermittent rainfall with prescribed advection field: Adaptation of the turning band method. *Water Resources Research* **49** (6): 3375–3387 DOI: 10.1002/wrcr.20190

Lefrou C, Martin X, Labarthe J-P, Varret J, Mazière B, Tordjman R, Feunteun R. 2000. Les crues des 11, 12 et 13 novembre 1999, dans les départements de l'Aude, l'Hérault, les Pyrennées Orientales et du Tarn. Paris, France.

Lepioufle J-M. 2009. Modélisation spatio-temporelle d'un champ de pluie : application aux pluies journalières du bassin versant de la Loire.Thèse de Doctorat, INPG, Grenoble, 148 pp.

Lepioufle J-M, Leblois E, Creutin J-D. 2012. Variography of rainfall accumulation in presence of advection. *Journal of Hydrology* **464–465**: 494 – 504 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.07.041

Leroy M. 2000. Estimation de l'incertitude de mesure des précipitations. Technical report. Meteo-France. Available at: http://ccrom.meteo.fr/ccrom/IMG/pdf/note42-3.pdf

L'Express. 2015. Côte d'Azur : la facture des inondations meutrières est de 605 millions d'euros. *Côte d'Azur : la facture des inondations meutrières est de 605 millions d'euros* Available at: http://www.lexpress.fr/region/provence-alpes-cote-d-azur/cote-d-azur-la-facture-des-inondations-meutrieres-est-de-605-millions-d-euros_1787644.html

Liechti K, Zappa M, Fundel F, Germann U. 2013. Probabilistic evaluation of ensemble discharge nowcasts in two nested Alpine basins prone to flash floods. *Hydrological Processes* **27** (1): 5–17 DOI: 10.1002/hyp.9458

Liguori S, Rico-Ramirez MA. 2012. Quantitative assessment of short-term rainfall forecasts from radar nowcasts and MM5 forecasts. *Hydrological Processes* **26** (25): 3842–3857 DOI: 10.1002/hyp.8415

Lobligeois F, Andréassian V, Perrin C, Tabary P, Loumagne C. 2014. When does higher spatial resolution rainfall information improve streamflow simulation? An evaluation using 3620 flood events. *Hydrology and Earth System Sciences* **18** (2): 575–594 DOI: 10.5194/hess-18-575-2014

Mantoglou A, Wilson JL. 1982. The Turning Bands Method for simulation of random fields using line generation by a spectral method. *Water Resources Research* **18** (5): 1379–1394 DOI: 10.1029/WR018i005p01379

Marsigli C, Boccanera F, Montani A, Paccagnella T. 2005. The COSMO-LEPS mesoscale ensemble system: validation of the methodology and verification. *Nonlinear Processes in Geophysics* **12** (4): 527–536 DOI: 10.5194/npg-12-527-2005

Marsigli C, Montani A, Nerozzi F, Paccagnella T, Tibaldi S, Molteni F, Buizza R. 2001. A strategy for high-resolution ensemble prediction. II: Limited-area experiments in four Alpine flood events. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **127** (576): 2095–2115 DOI: 10.1002/qj.49712757613

Mason SJ, Graham NE. 1999. Conditional Probabilities, Relative Operating Characteristics, and Relative Operating Levels. *Weather and Forecasting* **14** (5): 713–725 DOI: 10.1175/1520-0434(1999)014<0713:CPROCA>2.0.CO;2

Matheron G. 1965. *Les Variables régionalisées et leur estimation*. Masson et Cie: Paris, 307 pp.

Matheron G. 1973. The Intrinsic Random Functions and Their Applications. *Advances in Applied Probability* **5** (3): 439–468

MEDDE. 2016. CORINE Land Cover données en ligne Available at: http://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/donnees-ligne/liste/1825.html

Mellor D, Metcalfe AV. 1996. The Modified Turning Bands (MTB) model for space-time rainfall. III. Estimation of the storm/rainband profile and a discussion of future model prospects. *Journal of Hydrology* **175** (1–4): 161 – 180 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/S0022-1694(96)80010-2

Mériaux P, Westrelin S, Chèze JL, Tabary P, Javelle P, Defrance D. 2011. Projet RHYTMME : déploiement d'un réseau de radars dédié à la Gestion des risques en territoires montagneux méditerranéens. L'eau en montagne, mieux observer pour mieux prévoir

Meteo-France. 2016a. Violents orages sur le Var et les Alpes-Maritimes Available at: http://pluiesextremes.meteo.fr/france-metropole/Violents-orages-sur-le-Var-et-les-Alpes-Maritimes.html [Accessed 23 June 2016]

Meteo-France. 2016b. Les radars météorologiques Available at: http://www.meteofrance.fr/prevoir-le-temps/observer-le-temps/moyens/les-radars-meteorologiques [Accessed 29 July 2016]

Ministère de l'écologie du développement durable des transports et du logement. 2010. Plan submersions rapides Available at: http://www.developpement-durable.gouv.fr/IMG/pdf/Le_plan_submersion_rapide.pdf

Ministère de l'Environnement de l'énergie et de la mer. 2016. Les inondations. *Observation et statistiques* Available at: http://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/lessentiel/ar/368/1239/inondations-lurbanisation-zones-inondables.html [Accessed 23 August 2016]

Mittermaier MP. 2008. The Potential Impact of Using Persistence as a Reference Forecast on Perceived Forecast Skill. *Weather and Forecasting* **23** (5): 1022–1031 DOI: 10.1175/2008WAF2007037.1

Modrick TM, Georgakakos KP. 2015. The character and causes of flash flood occurrence changes in mountainous small basins of Southern California under projected climatic change. *Journal of Hydrology: Regional Studies* **3**: 312 – 336 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejrh.2015.02.003

Molteni F, Buizza R, Marsigli C, Montani A, Nerozzi F, Paccagnella T. 2001. A strategy for high-resolution ensemble prediction. I: Definition of representative members and global-model experiments. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **127** (576): 2069–2094 DOI: 10.1002/qj.49712757612

Murphy AH. 1993. What Is a Good Forecast? An Essay on the Nature of Goodness in Weather Forecasting. *Weather and Forecasting* **8** (2): 281–293 DOI: 10.1175/1520-0434(1993)008<0281:WIAGFA>2.0.CO;2

Norbiato D, Borga M, Esposti SD, Gaume E, Anquetin S. 2008. Flash flood warning based on rainfall thresholds and soil moisture conditions: An assessment for gauged and ungauged basins. *Journal of Hydrology* **362** (3–4): 274 – 290 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.08.023

Organde D. 2015. Mise à jour de la paramétrisation de la méthode AIGA, rapport d'étude Hydris. France.

Pagano TC. 2014. Evaluation of Mekong River commission operational flood forecasts. *Hydrology and Earth System Sciences* **18** (7): 2645–2656 DOI: 10.5194/hess-18-2645-2014

Pappenberger F, Ramos MH, Cloke HL, Wetterhall F, Alfieri L, Bogner K, Mueller A, Salamon P. 2015. How do I know if my forecasts are better? Using benchmarks in hydrological ensemble prediction. *Journal of Hydrology* **522**: 697–713 DOI: 10.1016/j.jhydrol.2015.01.024

Parent du Chatelet J. 2003. Aramis, le réseau français de radars pour la surveillance des précipitations. *La Météorologie* **8** (40): 44–52

Paschalis A, Molnar P, Fatichi S, Burlando P. 2013. A stochastic model for high-resolution space-time precipitation simulation. *Water Resources Research* **49** (12): 8400–8417 DOI: 10.1002/2013WR014437

Pauthier B, Bois B, Castel T, Thevenin D, Richard Y. 2015. Intercomparaison radar-pluiomètre pour l'estimation des pluies à haute résolution.Liège, France.

Pauthier B, Bois B, Thierry C, Richard Y. 2014. Note technique d'implantation d'un réseau de pluviomètres en terrain viticole sur la côte de Beaune (France). *Climatologie*: 34–46

Pegram GGS, Clothier AN. 2001. Downscaling rainfields in space and time, using the String of Beads model in time series mode. *Hydrology and Earth System Sciences* **5** (2): 175–186 DOI: 10.5194/hess-5-175-2001

Perrin C, Michel C, Andréassian V. 2001. Does a large number of parameters enhance model performance? Comparative assessment of common catchment model structures on 429 catchments. *Journal of Hydrology* **242** (3–4): 275 – 301 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/S0022-1694(00)00393-0

Rakovec O, Hazenberg P, Torfs PJJF, Weerts AH, Uijlenhoet R. 2012. Generating spatial precipitation ensembles: impact of temporal correlation structure. *Hydrology and Earth System Sciences* **16** (9): 3419–3434 DOI: 10.5194/hess-16-3419-2012

Ramos, M.H. 2002. Analyse de la pluviométrie sous des systèmes nuageux convectifs. Étude de cas sur des données de la ville de Marseille et de la méthode ISIS de Météo-France.Thèse de Doctorat, Université Joseph Fourier, LTHE, Grenoble, 169 pp.

Ramos MH, Creutin J-D, Leblois E. 2005. Visualization of storm severity. *Journal of Hydrology* **315** (1–4): 295 – 307 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.04.007

Ramos MH, Leblois E, Creutin J-D. 2006. From point to areal rainfall: linking the different approaches for the frequency characterisation of rainfalls in urban areas. *Water Science and Technology* **54** (6-7): 33–40 DOI: 10.2166/wst.2006.613

Ramos M-H, Mathevet T, Thielen J, Pappenberger F. 2010. Communicating uncertainty in hydro-meteorological forecasts: mission impossible? *Meteorological Applications* **17** (2): 223–235 DOI: 10.1002/met.202

Randrianasolo A, Ramos MH, Thirel G, Andréassian V, Martin E. 2010. Comparing the scores of hydrological ensemble forecasts issued by two different hydrological models. *Atmospheric Science Letters* **11** (2): 100–107 DOI: 10.1002/asl.259

Ravazzani G, Amengual A, Ceppi A, Homar V, Romero R, Lombardi G, Mancini M. 2016. Potentialities of ensemble strategies for flood forecasting over the Milano urban area. *Journal of Hydrology* **539**: 237 – 253 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.05.023

Renard B, Kavetski D, Leblois E, Thyer M, Kuczera G, Franks SW. 2011. Toward a reliable decomposition of predictive uncertainty in hydrological modeling: Characterizing rainfall errors using conditional simulation. *Water Resources Research* **47** (11) DOI: 10.1029/2011WR010643

Robert CP, Casella G. 1998. *Monte Carlo Statistical Methods*.

Rousset-Regimbeau F, Habets F, Martin E, Noilhan J. 2007. Ensemble streamflow forecasts over France. *ECMWF Newsletter* **111**: 21–27

Ruin I, Lutoff C, Boudevillain B, Creutin J-D, Anquetin S, Rojo MB, Boissier L, Bonnifait L, Borga M, Colbeau-Justin L, et al. 2014. Social and Hydrological Responses to Extreme Precipitations: An Interdisciplinary Strategy for Postflood Investigation. *Weather, Climate, and Society* **6** (1): 135–153 DOI: 10.1175/WCAS-D-13-00009.1

Saint-Martin, C., Fouchier, C., Javelle, P., Douvinet, J., Vinet, F. 2016. Assessing the exposure to floods to estimate the risk of flood-related damage in French Mediterranean basins. *E3S Web Conferences* **7**: 04013 DOI: 10.1051/e3sconf/20160704013

Schölzel C, Friederichs P. 2008. Multivariate non-normally distributed random variables in climate research – introduction to the copula approach. *Nonlinear Processes in Geophysics* **15** (5): 761–772 DOI: 10.5194/npg-15-761-2008

Schumacher RS, Johnson RH. 2005. Organization and Environmental Properties of Extreme-Rain-Producing Mesoscale Convective Systems. *Monthly Weather Review* **133** (4): 961–976 DOI: 10.1175/MWR2899.1

Schuurmans JM, Bierkens MFP, Pebesma EJ, Uijlenhoet R. 2007. Automatic Prediction of High-Resolution Daily Rainfall Fields for Multiple Extents: The Potential of Operational Radar. *Journal of Hydrometeorology* **8** (6): 1204–1224 DOI: 10.1175/2007JHM792.1

Seed AW. 2003. A Dynamic and Spatial Scaling Approach to Advection Forecasting. *Journal of Applied Meteorology* **42** (3): 381–388 DOI: 10.1175/1520-0450(2003)042<0381:ADASSA>2.0.CO;2

Seity Y, Brousseau P, Malardel S, Hello G, Bénard P, Bouttier F, Lac C, Masson V. 2010. The AROME-France Convective-Scale Operational Model. *Monthly Weather Review* **139** (3): 976–991 DOI: 10.1175/2010MWR3425.1

Sene KJ. 2010. *Hydrometeorology: Forecasting and Applications*. Springer, 355 pp: Dordrecht.

Sinclair S, Pegram G. 2005. Combining radar and rain gauge rainfall estimates using conditional merging. *Atmospheric Science Letters* **6** (1): 19–22 DOI: 10.1002/asl.85

Sokol Z, Kitzmiller D, Pesice P, Mejsnar J. 2013. Comparison of precipitation nowcasting by extrapolation and statistical-advection methods. *Atmospheric Research* **123**: 17 – 30 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.atmosres.2012.10.013

Sun Y, Stein ML. 2015. A stochastic space-time model for intermittent precipitation occurrences. *The Annals of Applied Statistics* **9** (4): 2110–2132 DOI: 10.1214/15-AOAS875

Tabary P. 2007. The New French Operational Radar Rainfall Product. Part I: Methodology. *Weather and Forecasting* **22** (3): 393–408 DOI: 10.1175/WAF1004.1

Tabary P, Augros C, Champeaux JL, Chèze JL, Faure D, Idziorek D, Lorandel R, Urban B, Vogt V. 2013. Le réseau et les produits radars de Météo-France. *La Météorologie* **83** (13)

Tangara M. 2005. *Nouvelle méthode de prévision de crue utilisant un modèle pluie-débit global*. Available at: https://books.google.fr/books?id=svhXXwAACAAJ

Tao J, Barros AP. 2013. Prospects for flash flood forecasting in mountainous regions – An investigation of Tropical Storm Fay in the Southern Appalachians. *Journal of Hydrology* **506**: 69 – 89 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.02.052

Thiboult A, Anctil F, Boucher M-A. 2016. Accounting for three sources of uncertainty \hack\newline in ensemble hydrological forecasting. *Hydrology and Earth System Sciences* **20** (5): 1809–1825 DOI: 10.5194/hess-20-1809-2016

Thielen J, Bartholmes J, Ramos M-H, de Roo A. 2009. The European Flood Alert System – Part 1: Concept and development. *Hydrology and Earth System Sciences* **13** (2): 125–140 DOI: 10.5194/hess-13-125-2009

Thirel G, Rousset-Regimbeau F, Martin E, Habets F. 2008. On the Impact of Short-Range Meteorological Forecasts for Ensemble Streamflow Predictions. *Journal of Hydrometeorology* **9** (6): 1301–1317 DOI: 10.1175/2008JHM959.1

Velasco-Forero CA, Sempere-Torres D, Cassiraga EF, Gómez-Hernández JJ. 2009. A non-parametric automatic blending methodology to estimate rainfall fields from rain gauge and radar data. *Advances in Water Resources* **32** (7): 986 – 1002 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.advwatres.2008.10.004

Vincendon B, Ducrocq V, Nuissier O, Vié B. 2011. Perturbation of convection-permitting NWP forecasts for flash-flood ensemble forecasting. *Natural Hazards and Earth System Science* **11** (5): 1529–1544 DOI: 10.5194/nhess-11-1529-2011

Wilks DS. 2010. Use of stochastic weather generators for precipitation downscaling. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change* **1** (6): 898–907 DOI: 10.1002/wcc.85

Wilks DS. 2011. *Statistical methods in the Atmospheric Sciences*. Academic PressDepartment of Earth & Atmospheric Sciences, Cornell University: USA.

World Meteorological Organization. 2016. Nowcasting Available at: http://www.wmo.int/pages/prog/amp/pwsp/Nowcasting.htm [Accessed 8 August 2016]

Wu L, Seo D-J, Demargne J, Brown JD, Cong S, Schaake J. 2011. Generation of ensemble precipitation forecast from single-valued quantitative precipitation forecast for hydrologic ensemble prediction. *Journal of Hydrology* **399** (3–4): 281 – 298 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.01.013

Zappa M, Jaun S, Germann U, Walser A, Fundel F. 2011. Superposition of three sources of uncertainties in operational flood forecasting chains. *Atmospheric Research* **100** (2–3): 246 – 262 DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.atmosres.2010.12.005

Annexes

Annexe A Paramètres de la méthode PI-C

Tableau 9. Les paramètres estimés avec la méthode de calage Fenêtre Croissante (PI-C)

Donnée radar					Donnée pluviométrique		
Evénement (an/mois/jour)	Durée (heure)	L_{PNN}, T_{PNN}	L_{Ind}, T_{Ind}	U, D	m_{PNN} (mm/h)	s_{PNN} (mm/h)	P_z (%)
2010/10/21	34	18km - 41km 1h - 3h	15 km – 80 km 1h - 5h	4m/s - 8m/s (SW - SW)	4 - 3	4 -6	31 -70
2009/12/24	8	37km – 83km 1h - 2h	4km – 19km 1h - 4h	0m/s - 4m/s (N - SW)	2.6 – 3.8	2.5 – 3.5	11 - 24
2010/06/14	31	11km - 83km 1h-7h	22km - 53km 1h - 4h	1.6m/s - 5.3m/s (S - NW)	1 - 8	1-10	37 -84
2010/11/20	15	20km - 87km 1h - 5h	24km - 55km 1h - 2h	1m/s - 11m/s (S - NW)	1.3 - 4	1.4 - 5	44 - 88
2011/09/18	10	9km - 40km 1h - 1.7h	27km - 89km 2h - 2.5h	5m/s – 9m/s (SW - NW)	2.8 - 4.6	3.8 - 4.8	34 - 90
2011/10/24	30	20km - 68km 1h - 7h	39km- 60km 2h - 8h	3m/s - 6m/s (S - NW)	1.5 - 5	1 - 5.6	32 - 69
2011/11/03	72	11km- 141km 1h - 4h	15km - 84km 1h – 2.5h	1.5m/s - 15m/s (S - NW)	1.3 – 5.4	1.3 - 6	6.6- 27
2011/11/07	60	19km - 80km 1.5h -h	21km - 85km 1h -9h	3m/s – 6m/s (NW - NW)	1.5 - 4	1 - 4	26 - 71
2012/05/20	11	13km - 98km 1h - 4h	15km - 36km 2h - 4h	0.2m/s - 8m/s (S - NW)	3 - 4	3 - 4	5 - 21
2012/10/26	25	34km - 98km 2h – 4h	15km - 31km 2h – 2.5h	0.5m/s –4m/s (N - NW)	3.5- 4	3.5 – 4.4	5.4 - 8
2012/10/31	10	28km - 90km 1.5h - 2.5h	13km - 77km 1.6h - 7h	0m/s – 4m/s (N - NW)	1.7 - 2.5	1- 2	10- 26
2012/11/10	27	23km - 55km 2h - 7h	16km - 45km 1h - 6h	3m/s – 6m/s (SW - SW)	1.7 - 3	1.7 - 4	15 - 47
2013/01/19	24	19km - 61km 2h - 5.5h	19km - 39km 1h - 6h	3m/s - 5m/s (S - SW)	1 - 3	1 - 3.4	10 - 44
2013/02/10	17	25km - 50km 2h - 4h	48km - 15km 1h -3h	5m/s - 13m/s (W - NW)	1 - 2	1 - 2.4	20 - 49
2013/03/05	16	21km - 33km 1h - 3h	30km - 54km 1h - 4h	0m/s - 10m/s (N - SW)	1.4 - 1.6	1 - 2	12 - 44
2013/03/08	13	8km - 79km 1h - 2h	15km - 56km 1h - 5h	4.5m/s - 20m/s (SW - NW)	2 - 3	1.7 - 2.5	13 - 54
2013/03/24	24	20km - 52km 1.5h - 4h	14km - 60km 1h - 4.5h	2.5m/s - 4m/s (S - NW)	1 - 2	0.7 - 3	13 - 48

Annexe B Paramètres de la méthode PI-G

Tableau 10. Les paramètres estimés avec la méthode de calage Fenêtre Glissante (PI-G)

Donnée radar					Donnée pluviométrique		
Evénement (an/mois/jour)	Durée (heure)	L_{PNN}, T_{PNN}	L_{Ind}, T_{Ind}	U, D	m_{PNN} (mm/h)	s_{PNN} (mm/h)	P_z (%)
2010/10/21	34	3km - 87km 1h – 2.5h	12 km – 81 km 1h – 2.5h	1m/s - 13m/s (SW - NW)	1.6 - 7	2.3 – 7.6	6.5 - 93
2009/12/24	8	33km – 83km 1h - 2h	14km – 108km 1h - 2h	0m/s – 22m/s (N - W)	3.5 – 4.3	2.5 – 2.6	1 - 7.5
2010/06/14	31	11km - 79km 1h-2.5h	7km - 70km 1h - 2h	0m/s – 23m/s (N - NW)	0 - 16.5	1 - 14	3 - 60.3
2010/11/20	15	17km - 102km 1h - 5h	16km - 78km 1h – 2.6h	1m/s - 9m/s (SW- NW)	1.3 - 7	1.4 – 5.5	5 - 67.6
2011/09/18	10	10km - 35km 1h - 1.7h	23km - 85km 1h - 2h	5m/s –9 m/s (SW-)	1.6 - 5	2 - 5	19 - 83.5
2011/10/24	30	11km - 70km 1h - 3h	13km- 79km 1h - 4h	1m/s - 25m/s (S - NW)	1.6 - 8	1 - 9	1 - 69
2011/11/03	72	12km-100km 1h - 2.6h	3km - 79km 1h – 2.5h	0m/s - 30m/s (N- NW)	3 - 8	4 - 8	2 - 36
2011/11/07	60	12km - 76km 1h -2.4h	20km - 84km 1h -2h	1m/s – 20m/s (N- NW)	2 - 6	2 - 7	1 - 71
2012/05/20	11	2km - 87km 1h - 4h	2km - 66km 1h – 2.5h	4m/s - 27m/s (S- NW)	2.5 - 8	2.3 – 10.6	10 - 46
2012/10/26	25	30km - 98km 1.5h – 2.5h	15km - 52km 1h - 2h	2m/s – 22m/s (S- NW)	3.3 - 5	3 - 5.3	1.5 - 8
2012/10/31	10	35km - 79km 1h - 2h	14km - 75km 1h – 2.6h	0m/s – 25m/s (N- NW)	2 - 3	1- 2	1 - 9.6
2012/11/10	27	12km - 55km 1h - 3h	10km - 84km 1h – 2.7h	1m/s – 20m/s (SW- NW)	2 – 4.5	2 – 5.6	4 - 39.5
2013/01/19	24	10km - 93km 1.5h - 2h	20km - 72km 1h - 2h	0m/s - 18m/s (N - NW)	1 - 4	1 - 6	7.3 - 48.6
2013/02/10	17	15km - 50km 1h - 2h	15km - 72km 1h -2h	6m/s - 23m/s (SW- NW)	1 - 3	1 - 3	12 - 42
2013/03/05	16	15km - 32km 1h - 2h	15km - 94km 1h - 2h	0m/s - 10m/s (N- SW)	1 - 2	1 – 2.5	6 - 41
2013/03/08	13	11km - 77km 1h - 2h	14km - 90km 1h - 3h	5m/s - 20m/s (SW- NW)	2 – 3.5	2 - 2.6	6 - 61.5
2013/03/24	24	13km - 64km 1h - 2h	10km - 65km 1h - 2h	0m/s - 24m/s (N - NW)	1 – 2.5	1 - 5	1.6 - 66

Annexe C Articles et Présentations en conférence

Articles

Caseri, A., Ramos, M.-H., Javelle, P., Leblois, E., 2016. A space-time geostatistical approach for ensemble rainfall nowcasting. Proceed. FLOODrisk 2016 - 3rd European Conference on Flood Risk Management, E3S Web of Conferences, 7 18001 (2016), 5p. DOI: 10.1051/e3sconf/20160718001

Caseri, A., Javelle, P., Ramos, M.-H., Leblois, E., 2016. Generating precipitation ensembles for flood alert and risk management. Journal of Flood Risk Management, 9 (4): 402-415, doi: 10.1111/jfr3.12203

Caseri, A., Ramos, MH, Javelle, P., Leblois, E. (2014) Generating precipitation ensembles for flood alert and risk management. Proceedings 6th International Conference on Flood Management - ICFM6, September 16-18, 2014, São Paulo, Brésil, 9 p.

Présentations en conferénce

Caseri, A., Javelle, P., Ramos, MH., Leblois, E. « A space-time geostatistical approach for ensemble rainfall nowcasting ». Présentation orale FloodRisk 2016.

Caseri, A., Javelle, P., Ramos, MH., Leblois, E. « A space-time geostatistical framework for ensemble nowcasting using rainfall radar fields and gauge data». Poster EGU 2016.

Caseri, A., Javelle, P., Ramos, MH., Leblois, E. « Generating precipitation ensembles for flood alert and risk management». Présentation orale EGU 2015.

Organde, D., Javelle, P.,Demargne, J., Arnaud, P., **Caseri, A**., Fine, JA., Saint Aubin, C. « Implementing the national AIGA flash flood warning system in France ». Poster EGU 2015.

Demargne, J., Javelle, P., Organde, D., **Caseri, A**., Ramos, MH., Saint Aubin, C., Jurdy, N. «Flow ensemble prediction for flash flood warnings at ungauged basins ». Poster EGU 2015.

Caseri, A., Ramos, MH, Javelle, P., Leblois, E. « Generating precipitation ensembles for flood alert and risk management ». Présentation orale à la conférence 6th International Conference on Flood Management - ICFM6, September 16-18, 2014, São Paulo, Brésil

Title : Contribution of geostatistical conditional simulation to ensemble rainfall nowcasting and flash flood warning

Keywords : flash flood, rainfall, uncertainty, nowcasting, ensemble prediction, meteorological radar, geostatistical simulation, risk, flooding.

Abstract

Each year, flash floods, generated by small fast-responding catchments hit by intense rainfall, are responsible for huge human and economic losses. To mitigate these impacts, it is necessary to use forecasting systems combining meteorological and hydrological forecasts at small temporal and spatial scales. Because of the underlying difficulties, these systems have to be able to communicate the uncertainties of their forecasts. Uncertainties associated to observed or future rainfall are often seeing as those having the most important impact, in particularly in the case of flash floods localised on small areas.

The main aim of this thesis is to study the potential of a geostatistical conditional simulation method to generate an ensemble of rainfall scenarios that can be used by a flash flood warning system. We seek to generate a reliable ensemble of rain fields by making the best use of the strengths of the measurements often available for nowcasting: the spatial and temporal properties of rainfall fields provided by the radar data and the rainfall intensities measured by rain gauges. In order to achieve our objectives, we use radar and rainfall data from 17 intense rainfall events observed in the Var region (south-east France) between 2009 and 2013.

The first part of this thesis was devoted to taking into account the uncertainties on the observations of rainfall. For this purpose, the SAMPO-TBM generator developed at Irstea-Lyon is adapted to provide simulations of alternative rain fields to the observed radar rain field, while respecting the rainfall values observed by the rain gauges through a conditioned simulation. The evaluation of the generated fields shows that the method implemented is able to generate a reliable ensemble of rain fields and thus to propose a quantification of the uncertainties on the observed rain fields.

In the second part of this thesis, the capacity of our method to be used for the nowcasting of rainfall is evaluated. Several methods are tested for the parameterization of the rainfall generator and for the adjustment of the outputs. These methods are evaluated by considering the main attributes of forecast quality, such as accuracy, reliability, precision, discrimination and overall forecast performance. The best method is the one estimating generator parameters over the last four hours, but also using only the last hour for the parameter related to the mean of the non-zero rainfall distribution, combined by the adjustment of the outputs based on the last forecast error.

Finally, in the final part of this thesis, ensemble rainfall forecasts are used as inputs of the flash flood forecasting method AIGA developed at Irstea Aix-en-Provence. The AIGA method enables return period of the ongoing event to estimate at ungauged catchments. The 3th-7th November 2011 event in the Var region is used to illustrate the potential of our method. Nowcasting maps indicating, for different lead times and for the whole hydrological network of the region, the probability to exceed a given return period are produced. They are compared to the localization of observed damages collected from field surveys, illustrating a real interest for the real time crisis management

Titre : Apport de la simulation conditionnelle géostatistique pour la prévision immédiate d'ensemble de pluies et l'alerte aux crues rapides

Mots clés : crues soudaines, pluies, incertitudes, prévision immédiate, prévision d'ensemble, radar météorologique, simulation géostatistique, risque, inondation.

Résumé

Chaque année, les crues soudaines provoquées par des pluies intenses sur de petits bassins versant à réaction rapide sont la cause de pertes humaines et économiques considérables. Pour réduire ces impacts, il est nécessaire d'avoir recours à des systèmes de prévision combinant prévision météorologique et hydrologique à une échelle spatio-temporelle suffisamment fine. Etant données les nombreuses difficultés liées à cet exercice, ces systèmes doivent être capables de bien appréhender les principales sources d'incertitude susceptibles d'influencer leurs prévisions. Les incertitudes associées aux pluies observées ou prévues sont souvent considérées comme celles qui ont un impact le plus important sur les prévisions hydrologiques, surtout lorsqu'il s'agit de crues rapides et très localisées.

Le but principal de cette thèse est d'étudier le potentiel d'une méthode de simulation conditionnelle géostatistique pour générer un ensemble de scénarios de pluies qui peuvent être utilisés par un système de prévision des crues soudaines. Pour ce faire, nous cherchons à générer un ensemble de champs de pluie fiable (au sens statistique), tout en exploitant au mieux les points forts des mesures souvent disponibles pour la prévision immédiate : les propriétés spatio-temporelles fournies par les données radar et les intensités pluviométriques mesurées par les pluviomètres au sol. Nous nous appuyons pour cela sur les données de pluie (radar et pluviomètres) de 17 événements intenses observés entre 2009 et 2013 dans le département du Var (sud-est de la France).

La première étape de cette thèse est dédiée à la prise en compte des incertitudes sur les observations de pluie. Pour cela, le simulateur SAMPO-TBM développé à l'Irstea de Lyon est adapté pour fournir des simulations des champs de pluie alternatifs au champ de pluie radar observé, tout en respectant, à travers le conditionnement des simulations, les valeurs de pluie observées par les pluviomètres. L'évaluation de ces champs générés montre que la méthode mise en place est capable de générer des scénarios de pluie fiables et ainsi proposer une quantification des incertitudes sur les champs de pluie observés.

Dans la deuxième étape de cette thèse, nous évaluons la capacité de notre méthode à être utilisée pour la prévision immédiate de pluies. Plusieurs méthodes sont testées pour la paramétrisation du simulateur et pour l'ajustement des sorties. Ces méthodes sont évaluées en considérant les principaux attributs souhaités pour une prévision d'ensemble : la précision, la fiabilité, la justesse, la discrimination et la performance globale des prévisions. La méthode la plus performante est celle estimant les paramètres du simulateur sur une fenêtre glissante de 4h, mais également en donnant un poids prépondérant à la dernière heure d'observation pour le paramètre lié à la moyenne des pluies non-nulles, associée à une correction des sorties basée sur la dernière erreur de prévision.

Enfin, dans la dernière étape de cette thèse, les prévisions d'ensemble de pluie sont utilisées en entrée de la méthode AIGA d'avertissement aux crues rapides développée à Irstea Aix-en-Provence. Cette approche permet d'estimer la période de retour (en débit) de l'événement en cours sur des bassins non jaugés. L'événement du 3 au 7 novembre 2011 dans le département du Var est utilisé pour illustrer le potentiel de notre méthode. Des cartes probabilisées indiquant à différentes échéances et sur l'ensemble du réseau hydrographique du département le risque de dépassement d'une certaine période de retour sont générées. Celles-ci sont comparées à la localisation de dégâts relevés sur le terrain après l'événement démontrant un réel intérêt pour la gestion de crise en temps réel.