



HAL
open science

A la recherche des résolutions spatiales et temporelles caractéristiques du comportement hydrologique d'un bassin versant

Julien Goullet

► **To cite this version:**

Julien Goullet. A la recherche des résolutions spatiales et temporelles caractéristiques du comportement hydrologique d'un bassin versant. Sciences de l'environnement. 2016. hal-02605621

HAL Id: hal-02605621

<https://hal.inrae.fr/hal-02605621>

Submitted on 16 May 2020

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

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

Université Pierre et Marie Curie

**Master 2 Sciences de l'Univers, Environnement, Ecologie
Parcours Hydrologie-Hydrogéologie**

**A la recherche des résolutions spatiales et temporelles
caractéristiques du comportement hydrologique d'un
bassin versant**

Julien Goulet

Encadrement :

Alban de Lavenne et Andrea Ficchi



**Irstea, Unité de recherche
Hydrosystème et Bioprocédés**

1 rue Pierre-Gilles de Gennes,
92761 Antony

Septembre 2016

UPMC
SORBONNE UNIVERSITÉS

Abstract

This study aims to investigate the effects of changing the combination of spatial and temporal resolutions of rainfall data on hydrological model performance. This work focuses on 30 flood events selected over three French catchments ranging from 2514 to 7523 km². The data used include time series of precipitation at 1-h time step and 1-km² (ANTILOPE, Météo-France), streamflow at variable sub-hourly time step (Banque-Hydro, SCHAPI), and daily temperature (SAFRAN, Météo-France), used to derive the potential evapotranspiration. Ten different indexes are used to explore some spatio-temporal characteristics of rainfall events, in order to recommend in which contexts (types of storm events and basins) finer resolutions should improve the simulation results of hydrological models. These indexes characterise the spatial variability, localisation, movement, intensity and temporal variability of rainfall events. In addition to some indexes already reported in the hydrological literature (as the index of spatial variability proposed by Smith et al. (2004)), we propose some new indexes for this context, as the GINI index (usually applied in economics). A critical and comparative analysis of all these indexes is performed using rainfall data aggregated at different time steps (1-, 3-, 6-, 12- and 24-h). This analysis has the merit of showing the limits of some of these indexes, thanks to the comparison between different time steps, events and catchments. Since the variability of spatial and temporal characteristics of storm events results to be important also within a same catchment, we combine events with similar characteristics by clustering techniques, to analyse model performance by types of event and not only by catchments. In order to perform streamflow simulations, the GR5 model is used in its lumped and semi-distributed version (GR-SD), with a mesh grid of 500 and 250 km², at daily and sub-daily time steps (12-, 6- and 3-h). Model performances are shown to be significantly improved at finer resolutions for events with convective trends, for which a synergy is obtained by refining spatial and temporal resolutions of rainfall at the same time. Thus, Mediterranean catchments, that mostly receive convective precipitations, benefit from increased spatial and temporal resolutions of rainfall. These encouraging results suggest that in the flood forecasting context, in particular in fast reactive catchments subject to intense events, a significant increase of model performance can be expected by refining both the spatial and temporal resolutions of rainfall.

Remerciements

Cette étude a été permise grâce au soutien de nombreuses personnes que je souhaite remercier ici.

Je tiens, tout d'abord, à exprimer mes plus sincères remerciements à mes deux encadrants Andrea Ficchi et Alban de Lavenne, pour m'avoir confié ce travail de recherche et m'avoir encadré durant ce stage. Je les remercie pour leurs grandes disponibilités, leurs idées et conseils, ainsi que pour toute la confiance qui m'a été accordée. J'ai beaucoup appris à vos côtés et je vous en suis très reconnaissant.

Je souhaite également remercier Olivier Delaigue pour sa formation et son aide précieuse sur le logiciel R, ainsi que mes collègues stagiaires et partenaires de bureau Manon Cassagnole et Jeffrey Norville qui ont participé à la bonne ambiance quotidienne générale.

J'adresse finalement un grand merci à l'ensemble de l'équipe hydro de l'irstea Antony pour l'accueil, leur sympathie et gentillesse, leur joie de vivre, l'entraide générale qui y règne... Vous allez tous me manquer!

J'adresse finalement un grand merci à toute l'équipe de frisbee (Alban, Olivier, Pierre, Andrea, Simon, Guillaume, Thomas, Jeff, JB, Nicolas...) avec qui j'ai passé de super moments.

Bonne lecture!

Table des matières

Abstract	2
Remerciements	3
Introduction	7
1 État des connaissances de l'impact des résolutions spatiales et temporelles des données de pluie sur la modélisation hydrologique	7
1.1 Généralités	7
1.1.1 Contexte	7
1.1.2 Mesure des cumuls de pluies	8
1.2 Impact de la résolution spatiale des données de pluie sur la modélisation	9
1.2.1 Variabilité spatiale et modélisation	9
1.2.2 Approche globale ou (semi-)distribuée?	10
1.3 Impact de la résolution temporelle des données de pluie sur la modélisation	11
1.4 Quelle combinaison de résolutions spatiales et temporelles utiliser en modélisation?	12
1.5 Problématique et objectifs de l'étude	13
2 Matériels et méthodes	14
2.1 Constitution d'une base de données	14
2.1.1 Les bassins versants	14
2.1.2 Les données de pluie	15
2.1.3 Les données de débits	15
2.1.4 Les données d'évapotranspiration	15
2.1.5 Sélection des événements de crue	15
2.1.6 Constitution de séries à différentes résolutions temporelles	17
2.2 Les modèles GR5 et GRSD	17
2.2.1 Le modèle global GR5	18
2.2.2 La version semi-distribuée du modèle (GRSD) et sa stratégie de calage	18
2.3 Étude de la variabilité des pluies	18
2.3.1 Indices de variabilité spatiale des pluies	19
2.3.2 Indices de localisation et mouvement des pluies	22
2.3.3 Indices complémentaires	24
2.4 Méthode d'analyse des résultats	24
2.4.1 Clustering des événements	25
2.4.2 Critères d'évaluation des simulations	25
3 Résultats et discussion	27
3.1 Résultats obtenus sur les indices	27
3.1.1 Indices de variabilité spatiale	27
3.1.2 Indices de localisation	31
3.1.3 Indices complémentaires	34
3.1.4 Synthèse des indices	36
3.2 Analyse des résultats de simulations	36
3.2.1 Classement des événements d'après les indices de variabilité des pluies	36
3.2.2 Performances de simulations par typologie d'événements.	39
3.2.3 Performances de simulations par bassins versants.	42

3.3 Discussions	45
Conclusion	49
Annexes	50
Résumé	53

Introduction

Fin mai 2016, les régions comprises entre le Pas-de-Calais et la région Centre ont été touchées par des précipitations intenses et continues durant plusieurs jours. Sur le mois de mai 2016, de nombreux records de pluviométrie sont battus. A Paris, 175 mm sont enregistrés contre une moyenne mensuelle de 63,2 mm en mai. Ces cumuls exceptionnels interviennent à une époque où les sols sont déjà saturés en eau ce qui provoque d'importantes crues. En Seine et Marne (à Nemours), les niveaux atteints lors de la grande crue de 1910 ont été dépassés. Les inondations se propagent et gagnent la région parisienne. Les dégâts humains et matériels sont très lourds, le bilan de ces inondations est estimé entre 900 millions et 1,4 milliard d'euros à l'heure actuelle.

Les inondations représentent l'aléa naturel qui affecte le plus d'êtres humains dans le monde. Les coûts humains, matériels et économiques, parfois sanitaires, sont très importants chaque année. Avec l'augmentation de la population mondiale, les sociétés s'installent de plus en plus dans des zones définies à risque. L'attente vis-à-vis des prévisions et de l'anticipation de ces événements est donc énorme. Pour prévoir et anticiper les inondations, il faut être capable de déduire le débit des rivières généré par des précipitations, dont les variabilités spatiales et temporelles complexifient la réponse des bassins, rendant cet exercice délicat.

Les modèles hydrologiques sont des outils qui permettent de simuler les débits de surface, de comprendre le fonctionnement d'un bassin versant, d'optimiser la gestion de l'eau et de prévoir les inondations. Pour simuler les débits à l'exutoire des bassins versants, les modèles hydrologiques utilisent en entrée des données de précipitations et d'évapotranspiration agrégées à une certaine résolution spatiale et temporelle. Les résolutions utilisées par les modélisateurs sont souvent choisies en fonction des données disponibles et des objectifs de modélisation.

Pour modéliser une crue, des données de précipitations horaires sont souvent utilisées pour reproduire les débits d'une rivière. La réponse des bassins à un événement pluvieux peut être très variable temporellement. Pour les bassins réactifs, une haute résolution temporelle des données de pluies permet une représentation correcte de la réponse hydrologique. Les précipitations sont aussi un phénomène qui peut être variable spatialement. Grâce à un échantillonnage suffisamment fin du volume précipité à la suite d'un orage très localisé, une résolution spatiale appropriée doit permettre d'améliorer les simulations de crues. Différentes approches de modélisation peuvent être adoptées pour permettre de considérer l'hétérogénéité spatiale de la pluie.

L'objectif de cette étude est donc d'évaluer comment la performance d'un modèle hydrologique évolue, en termes de réponse des débits, lorsque l'on augmente les résolutions d'espace et de temps des données de précipitations et particulièrement en contexte de crue. Plus généralement, il sera étudié si une synergie est produite en affinant parallèlement les résolutions d'espace et de temps des précipitations sur la modélisation des débits.

Pour répondre à cette question d'ordre générale, de nombreuses sous-questions se poseront. Une revue bibliographique apportera des premiers éléments de réponse permettant de développer une problématique. Dans un second temps, une base de données sur trois bassins versants assez différents sera construite. Des événements de crues seront sélectionnés et les pluies seront agrégées à des résolutions temporelles distinctes. Les caractéristiques spatiales des pluies seront étudiées pour caractériser les événements sélectionnés. Des simulations seront réalisées avec le modèle global GR5 et sa version semi-distribuée pour analyser les performances de simulations des débits selon la résolution spatiale et temporelle des précipitations. Il sera alors regardé si un type d'événement particulier peut être mieux modélisé en affinant les résolutions des données d'entrées ou encore si une tendance par bassin se propose.

1 État des connaissances de l'impact des résolutions spatiales et temporelles des données de pluie sur la modélisation hydrologique

1.1 Généralités

1.1.1 Contexte

La description de différents événements de crues met en valeur les variabilités spatiales et temporelles des précipitations. Ainsi, le 3 octobre 2015, de fortes précipitations orageuses sont observées dans les Bouches-du-Rhône : un cumul de 180 mm est mesuré à Cannes entre 19 :00 et 22 :00. Ce cumul exceptionnel transforme rapidement les cours d'eau voisins en torrent. La Brague monte de cinq mètres en 2 heures et les débits sont évalués supérieurs à ceux d'une crue centennale. Les images satellites de cet événement montrent que ces cellules orageuses s'alignent sur une bande de 35 km de longueur par 10 km de large.

Mentionnées en introduction, les crues de mai 2016, provoquées par plusieurs jours de précipitations intenses ont touché simultanément de nombreuses régions françaises et une partie de l'Europe (Allemagne, Autriche, Belgique, Suisse...). C'est une perturbation active, stagnante pendant plus de 36 h sur une large moitié nord de la France, qui a conduit à des cumuls exceptionnels. En île de France, l'équivalent de trois mois de précipitations est tombé en 4 jours. Sur certains bassins, tel que celui du Loing, la crue centennale est dépassée (4,63 m contre 4,25 m en 1910).

Ces deux événements de pluie apparaissent très différents, car les conditions atmosphériques impactent de manière importante les lames d'eau précipitées et leur variabilité spatio-temporelle. Le premier événement est beaucoup plus localisé, beaucoup plus court et intense que le second. Cette distinction conduit à la définition de deux grands types d'événements pluvieux :

- Les précipitations dites stratiformes sont caractérisées par des épisodes continus ou intermittents dont l'intensité des pluies est plutôt faible. Ces événements se produisent principalement dans les zones de basses pressions, sont généralement étendus spatialement et sont associés aux nuages de types «stratus». On peut citer des événements issus de grands systèmes dépressionnaires qui traversent le territoire français depuis le littoral atlantique; par exemple les épisodes successifs de mai 2016 ont conduit au record de pluie mensuelle de 175 mm à Paris, avec pour la journée du 30 mai un cumul de 53 mm.
- Les événements dits convectifs (ou averses) sont caractérisés par leur début et/ou leur fin brusque ainsi que par des précipitations intenses et donc des cumuls importants. Ces pluies, généralement assez localisées, dépendent de l'instabilité de la masse d'air et sont associées à des nuages de types «cumulus». On peut prendre comme nouvel exemple un événement daté du 29 septembre 2014 aux alentours de Montpellier, où un cumul de l'ordre de 85 mm en 1h a été relevé à Moussan (commune du département de l'Aude).

La prévision des débits s'appuie sur la modélisation hydrologique, pour laquelle une discrétisation spatiale (globale ou maillée) et un pas de temps de calcul (celui des données, en général) sont requis. L'hétérogénéité spatiale et temporelle des précipitations selon le type d'événement, met en valeur l'intérêt de complexifier le modèle : intuitivement, affiner les résolutions du modèle devrait permettre de mieux simuler les crues et notamment celles provoquées par des tendances convectives, mais cela est-il vérifié? La variabilité spatio-temporelle des précipitations souligne aussi la complexité à estimer les cumuls.

1.1.2 Mesure des cumuls de pluies

Les différents types de précipitations (exposés section 1.1.1) mettent en évidence la difficulté à capter précisément les cumuls de pluies : c'est un phénomène discontinu et variable spatialement. Une erreur sur le volume d'eau fourni en entrée de modélisation conduit à une détérioration de la simulation hydrologique par propagation de l'erreur au sein du modèle. Andréassian et al. (2004) montrent qu'avec des modèles différents, globaux et semi-distribués, plus l'estimation des pluies est jugée correcte, plus les performances des modèles sont de bonne qualité.

Pour conserver l'information la plus précise possible sur les cumuls des champs de précipitations, la mesure radar apparaît comme une donnée très intéressante. Elle apporte en effet une information spatiale dans un rayon de plusieurs dizaines (voir centaines) de kilomètres avec une résolution de 1 km². Cette donnée apparaît donc plus informative que la donnée pluviométrique qui est ponctuelle. Différentes études ont montré l'intérêt du radar par rapport au pluviomètre pour estimer les cumuls de pluies. On peut citer par exemple Borga et al. (2008) dont la figure 1 (tirée de leur article) montre l'intérêt du radar pour capter les événements (notamment les cellules convectives) sur des échelles spatiales et temporelles plus fines qu'avec un réseau pluviométrique. En France métropolitaine, le réseau pluviométrique de Météo-France a une résolution temporelle de 6 minutes, c'est à dire du même ordre de grandeur que le radar (1 image/minute). Le réseau pluviométrique à cette résolution temporelle fine est cependant beaucoup moins dense (par rapport à une résolution temporelle plus large), avec environ un pluviomètre sur 487 km² (Ficchi et al., 2016). Les méthodes d'interpolation spatiale à des résolutions temporelles aussi fines ne garantissent donc pas la précision spatiale du radar.

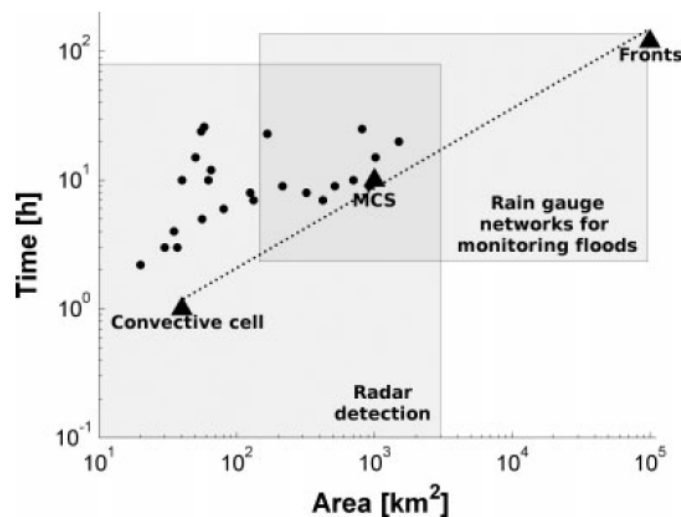


FIGURE 1 – Capacité des réseaux RADAR et pluviométriques à capter les précipitations à différentes échelles spatio-temporelles. Les points représentent un certain nombre d'évènements pluvieux à la base de crues rapides en Europe (avec MCS : *Meso-scale Convective System*) (d'après Borga et al. (2008))

Le radar est un instrument de télédétection, composé d'une antenne, d'un émetteur et d'un récepteur, ainsi que d'un système d'acquisition et de visualisation des données. Le principe du radar est d'émettre des trains d'ondes électromagnétiques de fréquence connue qui se réfléchissent sur les obstacles rencontrés. L'onde émise, lorsqu'elle rencontre des surfaces nuageuses,

est absorbée par les gouttelettes d'eau, puis rétrodiffusée vers l'antenne radar. L'intensité de l'onde rétrodiffusée par l'atmosphère dépend alors de la densité des gouttelettes, de la distribution de ses diamètres (dans l'échantillon d'atmosphère étudié) et de la distance par rapport au radar. La distance de la structure nuageuse, par rapport à l'antenne, peut être déterminée à partir de la célérité de l'onde et les déplacements des structures peuvent donc être caractérisés entre deux images radar. Le signal retour émis par les gouttelettes et reçu par l'antenne possède une puissance nettement inférieure à la puissance émise. Cette puissance rétrodiffusée est convertie en un signal de réflectivité radar qui, après un post-traitement, peut être reliée aux caractéristiques des gouttelettes et donc à des intensités (Emmanuel, 2012). De part ces avantages, le radar permet de disposer d'une information très précise spatialement, ce qui doit permettre d'étudier l'impact de la résolution spatiale des précipitations sur la modélisation.

1.2 Impact de la résolution spatiale des données de pluie sur la modélisation

Une des questions majeures amenées par ce sujet et fréquemment posées en hydrologie est de savoir comment la variabilité spatiale des pluies influence la simulation des débits à l'échelle du bassin versant. Ou encore à quel niveau de détail, la structure spatiale des pluies doit être représentée pour simuler au mieux les débits?

1.2.1 Variabilité spatiale et modélisation

Introduit section 1.1.2, la connaissance précise des cumuls de pluies reçus par le bassin est indispensable pour simuler convenablement les débits. D'autres études que celle menée par Andréassian et al. (2004), rapportent que la précision du volume à fournir au modèle est le facteur influençant le plus les résultats de simulation (Pessoa et al., 1993). Delrieu et al. (2005) justifient alors l'intérêt d'utiliser le maximum d'informations, en cumulant celles issues des réseaux pluviométriques et radars, pour améliorer sensiblement l'estimation des hauteurs d'eau précipitées à fournir en entrée de modélisation.

D'autre part, la résolution spatiale de la mesure des précipitations doit être choisie en fonction de la variabilité spatiale des événements à l'œuvre sur un bassin. Bell and Moore (2000) étudient la reproduction des débits suite à un événement convectif et à un événement stratiforme (avec des données radar et pluviométriques). Les résolutions spatiales des précipitations implémentées au modèle sont comprises entre 16 et 2 km². Les résultats montrent que la sensibilité du modèle à la résolution spatiale des pluies est deux fois plus forte pour les événements convectifs. Ces résultats apparaissent logiques, la dynamique de la réponse hydrologique d'un grand bassin sera différente si un orage se produit en amont ou en aval du bassin : le pic de crue apparaîtra respectivement en avance (ou en retard) (Emmanuel et al., 2015).

Mais cette tendance n'est pas toujours vérifiée et de nombreuses études préconisent d'utiliser des précipitations moyennées par bassins, par exemple Obled et al. (1994) et Hamlin (1983). Ishidaira et al. (2003) affirment que la résolution spatiale du modèle n'a que peu d'influence sur la simulation générale des débits. En revanche, la simulation des crues est meilleure lorsque les données sont à l'échelle spatiale la plus fine, ce qui rejoint l'idée de l'importance d'une bonne représentation du volume en entrée de modélisation. En effet, le bassin versant agit comme un filtre qui lisse les variabilités spatiales et temporelles des précipitations (Oudin et al., 2004). Les caractéristiques des événements et des bassins sur lesquels de fines résolutions spatiales améliorent les performances nécessitent alors une étude approfondie.

Ichikawa et al. (2002) comparent des simulations utilisant des pluies générées à résolution fine et ces mêmes pluies moyennées spatialement sur différents maillages d'un bassin de 33 km².

Il est montré que l'intensité et la variabilité des pluies affectent la forme de l'hydrogramme et que plus elles sont importantes plus il est utile de définir et employer une résolution fine. Zoccatelli et al. (2010) déterminent certaines conditions sous lesquelles la variabilité spatiale des pluies influence la réponse hydrologique. La performance de simulation est notamment montrée reliée à la localisation des pluies et aux caractéristiques des bassins. Dans 30% des cas la variabilité spatiale de la pluie induit une perte de performance des simulations. Cet article étudie trois épisodes de crues rapides sur autant de bassins et présente l'intérêt de caractériser la variabilité spatiale (la localisation notamment ici) des pluies à l'aide d'indices.

Récemment, Emmanuel et al. (2016), étudiant des situations très diverses de pluies et de bassins à l'aide d'un générateur de pluie et un simulateur de réseau hydrographique, montrent que négliger la variabilité spatiale des champs pluvieux a un impact sur la performance de simulation. Des critères tels que la forme et la superficie des bassins, le déplacement et le type de pluies, le temps de montée au pic du bassin sont autant de paramètres qui peuvent altérer les performances de simulation. Cela suggère que le niveau de détail à spécifier avant la simulation doit être réalisé au cas par cas, mais qu'affiner la résolution du modèle apparaît primordial dans un contexte de crue dont les précipitations sont variables spatialement.

1.2.2 Approche globale ou (semi-)distribuée?

Les modèles hydrologiques sont des outils numériques représentant la transformation pluie-débit des bassins versants. Les débits à l'exutoire des bassins sont déterminés à partir des conditions climatiques dominantes d'une région, par les caractéristiques physiques des bassins et par l'aménagement et l'occupation du territoire. Dans cette quête de représentation des débits, les modèles hydrologiques sont soumis principalement à trois sources d'incertitude que sont : l'incertitude des données utilisées (pour le forçage et calage du modèle), l'incertitude structurelle (incapacité à représenter de manière universelle la complexité physique des bassins versants) et l'incertitude induite sur les paramètres, déterminés lors de la procédure de calage du modèle. Ainsi, les données utilisées participent à deux composantes d'incertitudes. Les données sont-elles précises et à la fois suffisamment représentatives des pluies pour effectuer le calage du modèle (Baudez et al., 1999) ?

Pour caractériser les variabilités spatiales, une approche distribuée est par sa définition idéale : elle suggère que l'hétérogénéité des paramètres et des données météorologiques à fournir en entrée de modélisation doit être prise en compte dans la simulation des débits. Un modèle distribué discrétise l'espace en un maillage (ou en sous-bassins, pour l'approche semi-distribuée) pour y implémenter une sous-composante du modèle. Ainsi, chaque maille reçoit son propre cumul de pluie et peut utiliser son propre jeu de paramètres. Au contraire, la modélisation globale estime que les variations spatiales des paramètres et des données d'entrée de modèles peuvent ne pas être prises en compte du fait de l'effet de lissage par le bassin, et donc que les moyennes globales des variables, par pas de temps, ainsi qu'un jeu de paramètres pour l'ensemble du bassin peuvent être utilisés.

Aucun réel consensus n'existe dans la littérature pour montrer l'intérêt d'utiliser telle ou telle approche en modélisation. On peut citer par exemple Obled et al. (1994); Pessoa et al. (1993), qui trouvent que le modèle (semi-)distribué mène à des résultats plus mauvais que le modèle global tandis que d'autres soutiennent que l'approche distribuée est capable d'apporter de meilleures simulations (Krajewski et al., 1991). Ce désaccord s'illustre dans les études suivantes. Smith et al. (2013) comparent différents modèles distribués et globaux sur une même période, pour arriver à la conclusion que les modèles globaux sont plus robustes et fournissent de meilleurs résultats en termes de débits simulés à l'exutoire du bassin. Plus généralement, la complexité des mo-

dèles distribués ajoute une source d'incertitude et ne garantit pas l'amélioration des résultats. Ils concluent cependant que les modèles distribués apportent des informations complémentaires, non traduites par les modèles globaux, comme par exemple les débits des points intermédiaires des bassins.

A l'inverse, l'intérêt d'utiliser des modèles distribués est défendu par exemple par Krajewski et al. (1991) qui remarquent que le modèle global sous-estime les pics de crues lors de précipitations spatialement hétérogènes sur un petit bassin de 7,5 km². Ils observent aussi qu'en utilisant le modèle global, un fort biais apparaît sur la simulation des débits par rapport au modèle distribué, ce dernier est de plus capable de représenter plusieurs pics de crues sur une même crue quand le modèle global lisse l'ensemble des données. Une étude plus récente de Patil et al. (2014) compare les performances de simulation des débits d'un modèle global et distribué sur 41 bassins et montre que dans 93% des cas le modèle distribué fournit un meilleur résultat. Ils concluent que les données spatialisées en entrée ont le potentiel d'améliorer les prédictions des débits pour les bassins dont la distribution des pluies est très variable. Lobligois et al. (2014) montrent que sur un grand échantillon de 181 bassins répartis sur l'ensemble de la France, une faible majorité de bassins bénéficie d'une approche semi-distribuée sur l'échantillon de bassin. Les bassins bénéficiant le plus des données hautes résolutions sont localisés dans le sud de la France, à proximité des Cévennes et en région méditerranéenne où les pluies sont beaucoup plus variables spatialement.

1.3 Impact de la résolution temporelle des données de pluie sur la modélisation

Pour modéliser au mieux les crues rapides, la dynamique et le temps de réponse du bassin, il apparaît important de fournir au modèle des précipitations à haute résolution temporelle. L'idée d'utiliser des données de pluies temporellement fines (jusqu'à 5 minutes) est soutenue par Hughes (1993), Wang et al. (2009) et Ficchi et al. (2016) qui montrent qu'une haute résolution des données permet de conserver l'information la plus précise des systèmes précipitant, ce qui conduit à une amélioration de la performance des modèles hydrologiques dans certains cas. L'intervalle d'échantillonnage des mesures de pluie doit être suffisamment fin pour enregistrer les variations d'intensité les plus rapides au cours du temps (e.g. un orage d'été de quelques dizaines de minutes). Cela peut être utile pour simuler des réponses rapides telles que les crues éclairées, mais aussi pour mieux représenter le volume total d'événements plus longs et variables, la forme de l'hydrogramme et les débits de pointe (Gabellani et al., 2007; Viglione et al., 2010; Ficchi et al., 2016). Ainsi, Oblet et al. (2009) préconisent un pas de temps « maximum admissible », Δ_t , pour modéliser au mieux la réponse hydrologique (en crue) d'un bassin. Ce pas de temps Δ_t est fonction du temps de montée au pic (T_p) du bassin, tel que Δ_t soit compris entre $T_p/3$ et $T_p/5$. Ce pas de temps doit permettre de « respecter la dynamique temporelle de la réponse en débit, tout en bénéficiant d'une précision maximale sur l'entrée des pluies ».

La résolution temporelle des données de pluie a une influence importante sur la réponse hydrologique des bassins versants, contrairement à l'évapotranspiration dont les variations temporelles sont beaucoup plus lissées (Oudin et al., 2006). La littérature sur l'impact de la variabilité temporelle des précipitations en modélisation est cependant limitée. Wang et al. (2009) analysent les performances d'un modèle hydrologique global à différents pas de temps (journalier, horaire et 10 minutes) sur un petit bassin versant. Ils montrent que les événements courts sont mieux simulés au pas de temps le plus fin. Le modèle utilisé dispose d'un certain nombre de paramètres, dont certains sont montrés dépendant du pas de temps des données, et plus particulièrement les

paramètres qui résolvent les processus de surface. Dans la même optique, Kavetski et al. (2011) testent quatre modèles pluie-débit de complexité différente sur des pas de temps de 30 min à 3 jours. Ils montrent que les paramètres sont plus ou moins sensibles à la résolution des données d'entrée, en fonction du schéma numérique et de la fonction objectif utilisés en calage. Les paramètres décrivant la dynamique rapide convergent vers des estimations plus précises et stables lorsque le pas de temps est fin, donc l'ensemble de la modélisation est affectée par la résolution temporelle des données d'entrée. Des résultats similaires sont présentés par (Bastola and Murphy, 2013) en utilisant le modèle pluie-débit HYMOD sur deux bassins à des pas de temps de 3 h à 1 jour.

L'impact de la résolution temporelle sur les performances d'un modèle pluie-débit a été étudié plus en détail par Ficchi et al. (2016) en utilisant le modèle global GR4 (issu du modèle journalier GR4J) à différents pas de temps sur un échantillon de 240 bassins versants. Cette étude utilise des données de pluies à très haute résolution temporelle (jusqu'à 6 minutes) qui sont agrégées à différents pas de temps (jusqu'au journalier). Les résultats obtenus sont contrastés, avec une amélioration significative de la performance aux pas de temps les plus fins sur plus d'un quart des bassins, une insensibilité des performances pour une moitié des bassins, et des dégradations pour environ un cinquième des bassins. L'amélioration des performances est montrée corrélée aux bassins présentant des temps de réponse et des événements courts ou encore sur les événements où les précipitations sont très variables. Une des perspectives qui émergent de cette étude est d'étudier les effets simultanés des résolutions spatiales et temporelles des précipitations.

1.4 Quelle combinaison de résolutions spatiales et temporelles utiliser en modélisation ?

Des liens entre résolutions spatiales et temporelles des précipitations ont été mis en évidence principalement par l'étude des caractéristiques des précipitations (Obled et al., 2009). Mais les travaux de modélisation qui étudient simultanément l'impact des résolutions temporelles et spatiales sont à l'heure actuelle très rares. L'étude d'Obled et al. (2009) s'appuie sur les caractéristiques géostatistiques des précipitations pour choisir le pas d'espace «maximum admissible» en fonction du pas de temps retenu pour la modélisation, c'est-à-dire la discrétisation spatiale pour laquelle les précipitations peuvent être considérées relativement homogènes sur chaque unité de cette discrétisation. En effet, à différents pas de temps, la structure spatiale (localisation, forme, intensité, etc.) des champs pluvieux varie. Berne et al. (2009) montrent qu'en augmentant le pas de temps de mesure des précipitations, la surface moyenne de la structure pluvieuse augmente du fait du phénomène d'advection (plus accentué sur les précipitations de type convective). La variabilité spatiale des précipitations est ainsi très lissée aux pas de temps plus larges. Emmanuel et al. (2012) étudient simultanément les variabilités spatiales et temporelles des pluies sur des événements pluvieux, à des échelles compatibles avec les applications hydrologiques de petits bassins urbains, en utilisant les données radar de Météo France, sur un bassin breton. Ils montrent que de hautes résolutions temporelles (5 min) permettent de capter la variabilité spatiale des événements les plus convectifs. La distance de décorrélation des pluies de ces événements est ensuite analysée et montrée inférieure à 10 km à ces pas de temps fins. Ainsi, les résolutions spatiales et temporelles idéales doivent être déterminées en fonction des caractéristiques des événements pluvieux du bassin. Les résolutions choisies permettant alors de capter les événements pluvieux avec plus de précision et conduisent à de meilleures simulations hydrologiques de ce bassin.

Parmi les rares études de modélisation pluie-débit à différentes échelles combinées d'espace et temps, on peut citer une nouvelle fois Krajewski et al. (1991) qui utilisent un modèle distribué

sur un petit bassin ($7,5 \text{ km}^2$) avec un générateur stochastique de pluies. Les résultats obtenus montrent que la résolution temporelle des données (de 5 minutes à 1 h) impacte les résultats de manière plus importante que la résolution spatiale (du modèle global avec une densité de 1 à 12 pluviomètres par km^2). Ishidaira et al. (2003) réalisent une étude à différentes résolutions temporelles et spatiales en utilisant un modèle pluie-débit distribué (basé sur TOPMODEL) sur un bassin versant. Les résolutions spatiales utilisées sont assez fines avec des mailles de 5 km^2 au minimum. Les résolutions temporelles utilisées vont de 1 h à 30 jours. Cette étude présente les résultats suivants : une amélioration des simulations avec l'augmentation de la résolution temporelle tandis que la résolution spatiale est montrée peu impactant sur l'amélioration des performances. Cependant, les données allant du pas de temps horaires à journaliers (qui sont utilisées ici) présentent une différence significative de la richesse de l'information qui semble bien plus importante qu'une différence de résolution spatiale de 5 à 30 km^2 . Il apparaît de plus que l'évaluation des simulations est réalisée sur une série temporelle dont l'information spatiale apparaît d'ordre secondaire. L'impact du pas de temps utilisé apparaît donc d'autant plus important sur la performance des simulations.

1.5 Problématique et objectifs de l'étude

Les perspectives dégagées par les travaux menés par Ficchi et al. (2016) soulignent l'intérêt d'utiliser des résolutions temporelles fines, et suggèrent que l'étude combinée avec l'augmentation de la résolution spatiale peut permettre d'améliorer les simulations de crues succédant des événements de natures différentes. Les questions amenées par cette revue bibliographique sont les suivantes :

- Comment les performances d'un modèle évoluent en affinant parallèlement les résolutions spatiales et temporelles des données de pluies?
- Une résolution (spatiale ou temporelle) a-t-elle plus d'importance que l'autre?
- Faut-il choisir la résolution de modélisation suivant le type d'événements pluvieux?
- Faut-il choisir la résolution de modélisation suivant les spécificités du bassin modélisé?

Ces interrogations amènent d'autres sous-questions telles que, comment caractériser la variabilité spatiale des événements? Comment évaluer les performances de simulation sur des épisodes de crues rapides? Ou encore, comment comparer les simulations réalisées à différents pas de temps et différentes résolutions spatiales?

2 Matériels et méthodes

2.1 Constitution d'une base de données

2.1.1 Les bassins versants

Parmi l'échantillon de 240 bassins sélectionnés lors de la thèse d'A. Ficchi (voir Ficchi et al., 2016), trois bassins versants ont été retenus pour cette étude : la Sarthe à St. Denis d'Anjou, l'Aude à Moussan, et l'Argens à Roquebrune-sur-Argens. Ces trois bassins offrent des conditions hydro-climatiques contrastées : deux bassins sont soumis au climat méditerranéen et aux épisodes Cévenols tandis que le troisième est sous influence océanique (figure 2). Ces bassins ont aussi été choisis en fonction du contraste de performances obtenues par Ficchi et al. (2016) en utilisant un modèle global à différentes résolutions temporelles. Une détérioration du critère de performance, le KGE (Gupta et al., 2009) relatif (i.e. critère KGE, proposé par Kling-Gupta modifié pour être adapté à la comparaison des simulations à différents pas de temps) est observée sur le bassin de la Sarthe en passant de données journalières aux pas de temps sous-journaliers, alors qu'une amélioration significative des performances du modèle est montrée sur le bassin de l'Aude en affinant la résolution temporelle jusqu'à 6 min. Le bassin de l'Argens présente des résultats plus contrastés avec des variations de la performance plus faibles avec l'augmentation de la résolution temporelle des pluies.

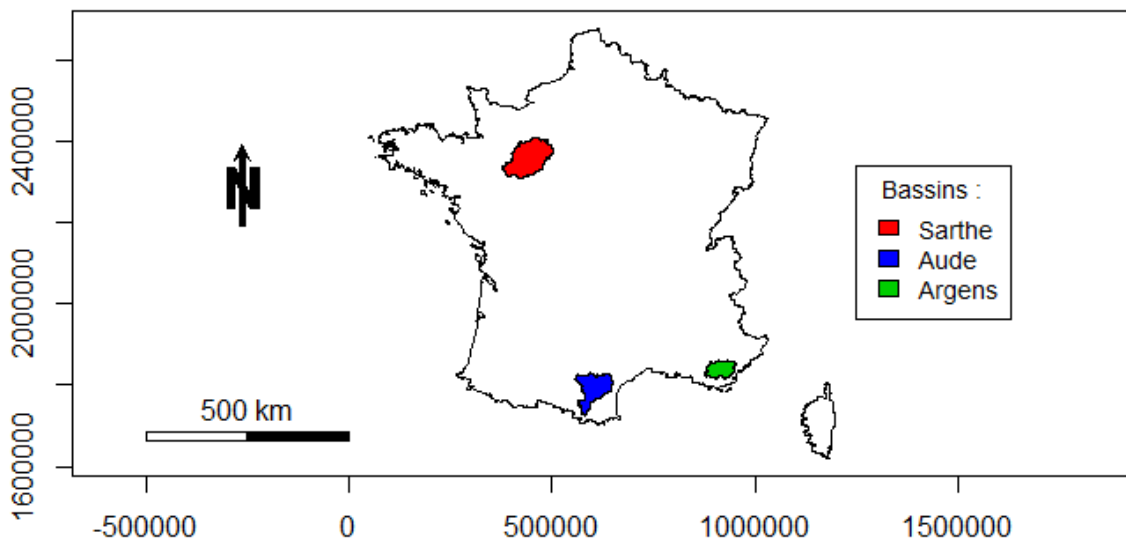


FIGURE 2 – Localisation des 3 bassins versants de l'étude

Ces trois bassins versants sont assez grands, avec des surfaces de 7523, 4914 et 2514 km² respectivement pour les bassins de la Sarthe à St. Denis d'Anjou, l'Aude à Moussan et l'Argens à Roquebrune-sur-Argens. Sur la période d'étude définie (2006-2014), une moyenne de pluie annuelle a été calculée : 741 mm/an, 720 mm/an et 922 mm/an sont respectivement précipités sur ces trois bassins. Le type d'événement attendu diffère selon les régions : des événements à tendance convective sont attendus sur les bassins du Sud et à tendance stratiforme au Nord. L'altitude moyenne est de 135 m, 458 m et 350 m respectivement pour les bassins de la Sarthe, de l'Aude et de l'Argens.

2.1.2 Les données de pluie

Les données de précipitation utilisées au cours de cette étude sont celles de la réanalyse des lames d'eau «Antilope» (ANalyse par spaTIAListation hOraire des PrÉcipitations). Cette donnée de pluie est fournie par Météo-France sur l'ensemble du territoire français depuis 2006. Il s'agit d'une estimation de la quantité de pluie précipitée sur un maillage de 1 km² au pas de temps horaire. La donnée Antilope n'est pas uniquement un produit radar. En effet, une correction de la donnée est apportée par krigeage des cumuls relevés sur le réseau de pluviomètres établi au sol (Laurantin, 2008; Champeaux et al., 2009). Cette donnée ne présente aucune lacune sur la période 2006/07/01 au 2015/10/31.

2.1.3 Les données de débits

Les données de débits utilisées dans cette étude sont celles mesurées et répertoriées par la *Banque-Hydro* sur les stations des trois bassins versants de l'étude. Les mesures de débit ont été extraites au pas de temps variable.

Pour constituer la base de données de débits, les débits au pas de temps variables sont traduits au pas de temps horaire (et aux pas de temps de 3, 6, 12, 24 h), par interpolation linéaire du pas de temps variable puis par intégration des débits interpolés sur chaque heure (ou pas de temps). Les données de débit sont considérées en fonction du code qualité fourni par la *Banque Hydro* et par le taux de lacunes de la série. Ainsi, les débits considérés « bons » ou « reconstitués », selon le code qualité de mesure sont retenus. Nous avons ajouté deux conditions supplémentaires à la qualité des données, celles-ci seront considérées comme lacunaires lorsque : (i) l'intervalle d'échantillonnage est supérieur à 15 jours, ou (ii) lorsqu'il est supérieur à 5 jours, avec une différence de débit de plus de 0,05 m³/s.

Ainsi, les séries de débit des trois bassins sélectionnés présentent un taux de lacunes satisfaisant (< 35%, au pas de temps journalier) pour effectuer les tests de modélisation sur la période d'étude définie : de 2006/08/01 au 2014/08/01. La période d'étude sélectionnée a été choisie en fonction de la disponibilité simultanée des données de débit et pluie, dans le but de raisonner en année hydrologique, et de réaliser la calibration et la validation des modèles à l'aide du split sample test (Klemes, 1986), sur une période d'au moins huit ans. Cette durée est divisée en deux périodes indépendantes de quatre ans jugées suffisamment longues pour caler et valider les paramètres du modèle.

2.1.4 Les données d'évapotranspiration

L'évapotranspiration potentielle est nécessaire en entrée de modélisation. Il a été choisi de la calculer selon la formule proposée par Oudin et al. (2005) qui requiert des données de températures journalières (issue de la base SAFRAN de Météo-France), la latitude du bassin versant et le jour julien de l'année. Pour disposer de données d'évapotranspiration à des pas de temps sous-journalier, la donnée journalière a été désagrégée, selon la méthode appliquée par Lobligeois (2014), en une parabole dont le maximum est atteint entre 12 :00 et 13 :00 et est nulle entre 19 :00 et 06 :00. L'approximation induite par cette opération ne doit pas impliquer d'erreur significative sur les simulations, comme souligné par Oudin et al. (2004).

2.1.5 Sélection des événements de crue

Pour analyser les résultats de simulations hydrologiques avec des résolutions fines des données de pluie, nous nous sommes particulièrement intéressés aux événements de crue. Les 10

événements les plus importants de chaque bassin ont donc été sélectionnés sur la période d'étude définie, selon une procédure automatique proposée par Ficchi et al. (2016). Cette procédure réalise par étape :

1. La sélection du débit maximum horaire de la série (Q_{max})
2. La recherche du début/fin de la crue dans les 15 jours précédant/suivant le débit de pointe est réalisée par atteinte d'un débit minimum dans cette fenêtre de temps
3. Si les précipitations ne sont pas nulles au début de l'événement tel qu'il est défini ci-dessus, la date de début de l'événement est reportée au début des précipitations
4. La vérification du respect de certaines conditions, telles que s'assurer que l'événement ne soit sélectionné sur une légère remontée d'une récession, ou superposé à un événement déjà sélectionné, ou encore qu'il contienne des séries de débits lacunaires ou interpolés trop longues, est aussi vérifié.

Cette procédure a permis de sélectionner des événements très différents dont la complexité est très variable selon les bassins ou encore la période de l'année (figure 3). On distingue des événements beaucoup plus longs sur le bassin de la Sarthe en moyenne 412 h, contre 139 h et 119 h sur les bassins de l'Aude et de l'Argens. A partir des événements sélectionnés, certaines caractéristiques des bassins versants ont pu être déterminées, comme le temps de réponse, qui est estimé par une cross-corrélation des séries de débit et de pluie sur les événements. Le temps de réponse moyen du bassin de la Sarthe est estimé à 51 h, celui de l'Aude à 22 h et celui de l'Argens à 15 h. Les cumuls par événements et l'intensité maximale sont présentés figure 4 et soulignent les différentes influences climatiques des bassins, avec des précipitations beaucoup plus importantes et intenses sur le bassin du Var (événements à tendance convective). Il est intéressant de remarquer que les bassins du sud présentent des événements toute l'année et notamment au printemps et en été, tandis que le bassin de la Sarthe présente des événements en hiver et automne.

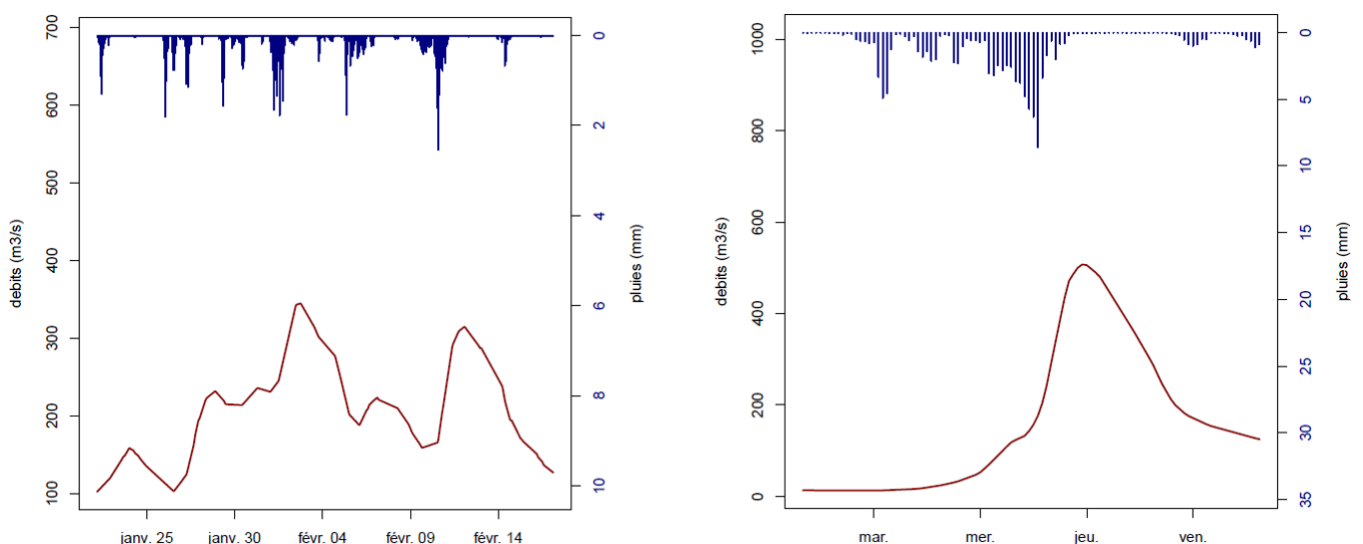


FIGURE 3 – Hydrogrammes de deux événements sélectionnés sur le bassin de la Sarthe (à gauche) et de l'Argens (à droite)

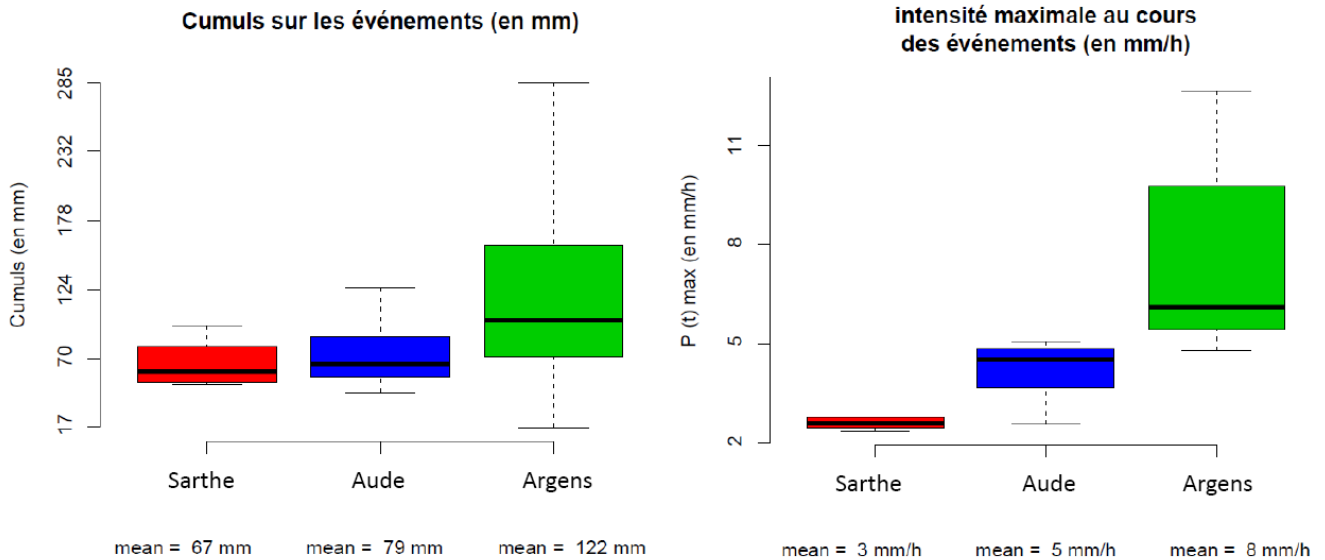


FIGURE 4 – Caractéristiques des précipitations sur les événements des trois bassins. Les box-plots représentent les quantiles 25, 50, 75 et les moustaches représentent le minimum et maximum (idem sur tous les boxplots suivants).

2.1.6 Constitution de séries à différentes résolutions temporelles

Dans le but d'évaluer les performances de modélisation en fonction de la résolution temporelle des données de pluies, des séries sont constituées à différents pas de temps. La donnée Antilope a pour résolution temporelle l'heure. Aucune information sous-horaire n'ayant été utilisée dans cette étude, les données de pluie et de débit ont donc été agrégées sur des pas de temps d'une heure ou plus larges (3 h, 6 h, 12 h et 24 h).

Pour réaliser cette agrégation, les pluies sont cumulées par pixel de bassin. Par convention, la donnée Antilope à 6 :00 représente le cumul de pluie de 6 :00 à 7 :00 (UTC). La donnée de pluie agrégée au pas de temps 3 h représente à 6 :00 le cumul de 6 :00 à 9 :00, et pour les autres pas de temps d'agrégation utilisés (6, 12 et 24 h) le cumul de 6 :00 à 12 :00, de 6 :00 à 18 :00, et de 6 :00 à 6 :00 le lendemain. Parallèlement, les séries de débit sont constituées en moyennant les débits horaires aux différents pas de temps. Ainsi, à 6 :00 le débit aux différents pas de temps d'agrégation (3, 6, 12, 24 h) représente les débits moyens entre 6 :00 et 9 :00, 6 :00 et 12 :00, 6 :00 et 18 :00 et 6 :00 et 6 :00 le lendemain.

Des séries de pluies moyennes par bassin et de débits sont constituées aux différents pas de temps d'agrégation des données pour permettre les simulations du modèle à ces différentes résolutions temporelles.

2.2 Les modèles GR5 et GRSD

Le contexte de cette étude oblige à utiliser un modèle semi-distribué pour affiner la résolution spatiale. Le modèle global GR5 permet de modéliser les débits avec la résolution spatiale la plus grossière : celle du bassin. Sa version semi-distribuée (GRSD) discrétise les bassins d'étude en sous-bassins. Ces sous-bassins constitueront les différents maillages du modèle dont la surface de maille est à définir par le modélisateur. Dans cette étude, il a été choisi de tester GRSD avec un maillage allant de 500 à 250 km², les temps de calcul conséquents ayant empêchés d'utiliser des résolutions spatiales plus fines.

2.2.1 Le modèle global GR5

Le modèle GR5 est un modèle conceptuel à réservoirs qui dispose de 5 paramètres à caler dont le fonctionnement est présenté figure 5. Pour plus de détails se référer à Le Moine (2008). Ce modèle a été initialement développé au pas de temps journalier, mais il a été adapté pour fonctionner à des pas de temps inférieurs grâce aux modifications décrites par Ficchi et al. (2016).

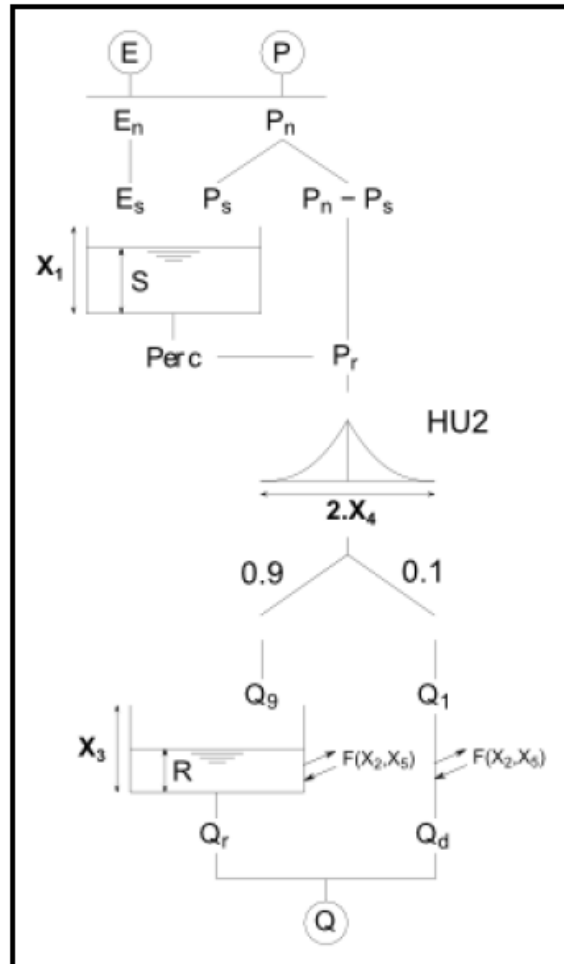


FIGURE 5 – Structure du modèle GR5

2.2.2 La version semi-distribuée du modèle (GRSD) et sa stratégie de calage

Le modèle GRSD, développé par Lobligeois (2014) est fondé sur la base du modèle global GR5 (le modèle global est appliqué sur chaque sous-entité du bassin) auquel est ajouté un module de propagation pour transférer les débits d'une maille amont vers une maille aval. Les débits simulés sont ainsi transférés de proche en proche jusqu'à l'exutoire. Les paramètres sont estimés de manière homogène sur l'ensemble du bassin (chaque maille utilise le même jeu de paramètres). L'optimisation des valeurs de paramètres s'effectue en maximisant la performance (selon le critère KGE) uniquement à l'exutoire du bassin modélisé.

2.3 Étude de la variabilité des pluies

Comme montré section 1.2.1, évaluer la répartition spatiale des précipitations apparaît nécessaire. Ceci s'avère pourtant complexe : il s'agit d'un phénomène très variable dans l'espace

(intensité, localisation, superficie...) et dans le temps (déplacements, intensité variable, intermittence...).

Le but de cette section est de présenter et de définir des indices permettant de caractériser les événements pluvieux à l'échelle des bassins versants pour établir des liens entre performances de simulations et caractéristiques spatiales des pluies. Les recherches bibliographiques réalisées sur ce sujet ont permis de mettre en valeur principalement deux classes d'indices spatiaux : ceux étudiant la variabilité des pluies au sein du bassin et ceux étudiant la localisation principale des précipitations par rapport au bassin versant. Ces indices sont calculés sur le cumul de pluie spatialisé Antilope reçu par le bassin à chaque pas de temps t .

2.3.1 Indices de variabilité spatiale des pluies

Évaluer la variabilité des précipitations à l'échelle du bassin versant apparaît primordiale dans le contexte de cette étude (voir section 1.2). Pour étudier cette variabilité, des indices ont pu être recensés dans la littérature et de nouveaux ont été proposés.

L'indice de variabilité de Smith et al. (2004) est un indice qui évalue la dispersion des cumuls de pluie au sein de la structure à chaque pas de temps t . Pour évaluer cette dispersion, l'écart type des pluies du pas de temps est calculé sur l'ensemble des mailles du bassin.

Pour un événement de durée T , l'indice de variabilité de Smith et al. (2004) I_σ pondère l'ensemble des écarts types des précipitations du bassin par la pluie moyenne du même pas de temps. Ceci est réalisé dans le but d'accorder plus de poids aux pas de temps sur lesquels les pluies sont les plus intenses et pour obtenir un indice sur l'ensemble de l'événement (équation (1)). L'indice reflète ainsi la variabilité générale des précipitations de l'événement. L'ensemble des indices seront calculés de cette façon, en agrégeant les valeurs de chaque pas de temps sur l'événement.

$$I_\sigma = \frac{\sum_{t=1}^T \sigma_t \cdot P_t}{\sum_{t=1}^T P_t} \quad (1)$$

Avec σ_t l'écart type des pluies du pas de temps t , P_t la pluie moyenne de ce même pas de temps et T la durée de l'événement. Des limites de l'utilisation de l'écart type seront présentées section 3.1.1. La définition d'un même indice utilisant le coefficient de variation (I_{CV}) sera développée.

L'indice de Gini est un coefficient, habituellement appliqué en économie, qui a été développé (en 1912 par le statisticien C. Gini) pour évaluer l'inégalité des revenus de la population d'un pays Gastwirth (1972). Il s'agit d'une mesure de dispersion, qui n'a jamais été appliquée en hydrologie pour mesurer la variabilité spatiale des pluies (à notre connaissance) et qui apparaît intéressante et facilement interprétable pour la variabilité des pluies. Son calcul est basé sur la courbe de Lorenz, qui est une fonction qui relie l'accumulation d'une variable à sa fréquence cumulée. Pour réaliser le calcul de l'indice de Gini (et le tracé de la courbe de Lorenz), les étapes suivantes ont été nécessaires à chaque pas de temps t des événements :

1. Les cumuls des mailles du bassin sont classés dans le but de raisonner en termes de rang.
2. La fréquence empirique est calculée à partir de la formule de Chegodayev (équation (2)), qui ajuste au mieux les valeurs de la fonction de répartition d'un échantillon (notamment pour les extrêmes d'après Veysseyre (2014)).

$$F_i = \frac{i - 0,3}{N + 0,4} \quad (2)$$

Avec i , le rang des pluies classées du bassin et N le nombre de mailles du bassin.

3. Parallèlement, le pourcentage cumulé des pluies classées est calculé pour tracer la courbe de Lorenz.
4. Le coefficient de Gini est calculé comme un rapport d'aires (voir équation (3) et figure 6), tel que :

$$Gini(t) = \frac{Aire_B}{Aire_A + Aire_B} \quad (3)$$

Avec $Aire_B$ l'aire comprise entre la première bissectrice et la courbe de Lorenz, et $Aire_A$ l'aire sous la première bissectrice.

L'indice général de l'événement est calculé en pondérant l'indice de Gini de chaque pas de temps par la pluie moyenne correspondante, de la même manière que pour l'indice de variabilité de Smith et al. (2004).

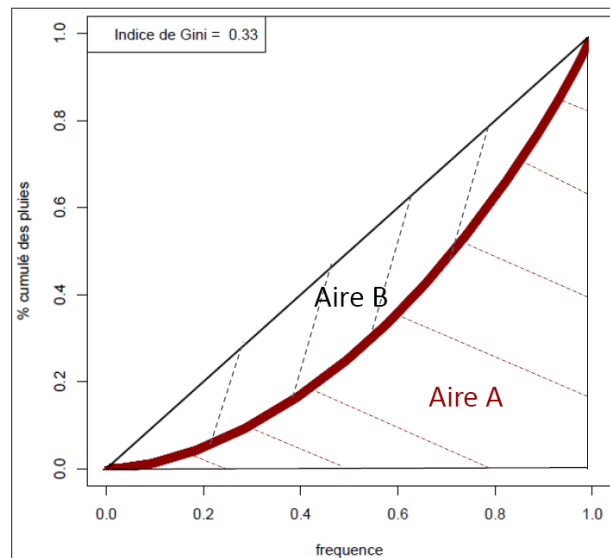


FIGURE 6 – Courbe de Lorenz tracée pour un pas de temps d'un événement

L'indice de variabilité d'Emmanuel et al. (2015) est né d'une critique des indices de Zoccatelli et al. (2010, 2011) qui sont eux-mêmes sensiblement proches de ceux définis par Smith et al. (2004). Cette critique est développée section 3.1.1. Emmanuel et al. (2015) ont proposé deux indices, l'un étudiant la localisation des précipitations et un deuxième quantifiant la variabilité des pluies.

Pour étudier l'organisation spatiale des pluies, Emmanuel et al. (2015) évaluent la proportion des précipitations reçues par le bassin en fonction de la distance à l'exutoire. Les cumuls des mailles sont classés selon leur distance à l'exutoire, puis la fréquence cumulée des pluies est calculée. Cette distribution est ensuite comparée à celle d'une précipitation homogène sur l'ensemble du bassin. Les deux indices d'Emmanuel et al. (2015) sont alors calculés par comparaison des deux courbes (voir figure 7) et fournissent une information simultanée de la localisation et de la variabilité :

- l'étude de la variabilité des pluies est réalisée en étudiant la distance verticale maximum (VG, pour Vertical Gap) entre les deux distributions. Plus les deux courbes sont proches, plus le VG est faible et donc plus la pluie de bassin est proche d'une pluie homogène. Au contraire, la variabilité des pluies augmente lorsque l'écart entre les deux courbes est grand et donc que le VG augmente.
- Le deuxième indice (HG, pour Horizontal Gap) est considéré comme le rapport entre la distance horizontale entre les deux courbes de pluies (homogène et réelle) au point correspondant à VG et la distance entre le point le plus en amont du bassin et l'exutoire (équation (4)).

$$HG = \frac{dR - dH}{L} \quad (4)$$

Avec dR la distance de la pluie réelle à l'exutoire au point correspondant à VG, dH la distance à l'exutoire de la pluie homogène pour une même fréquence et L la distance entre le point le plus amont et l'exutoire du bassin.

Le signe de HG peut alors varier selon la position des deux courbes : si la courbe des pluies réelles est inférieure à la courbe des pluies homogènes en VG, la différence horizontale entre les deux courbes est positive ($HG > 0$), indiquant un déficit de pluie en aval du bassin et une pluie qui est donc localisée en amont du bassin. Au contraire si la différence est négative ($HG < 0$), le centroïde des pluies est localisé en aval du bassin. Cette différence est ramenée à la longueur maximale du bassin.

La figure 7 illustre le calcul de ces deux indices. Dans cet exemple, la courbe représentant la répartition spatiale des pluies réelles indique que près de 80% de la pluie est tombée sur la partie amont du bassin, la variabilité spatiale est donc importante. Lorsque HG est proche de 0, les pluies sont jugées centrées ou homogènes sur le bassin. Au contraire s'il est négatif, la distance des pluies principales à l'exutoire est petite et l'événement est localisé en aval du bassin.

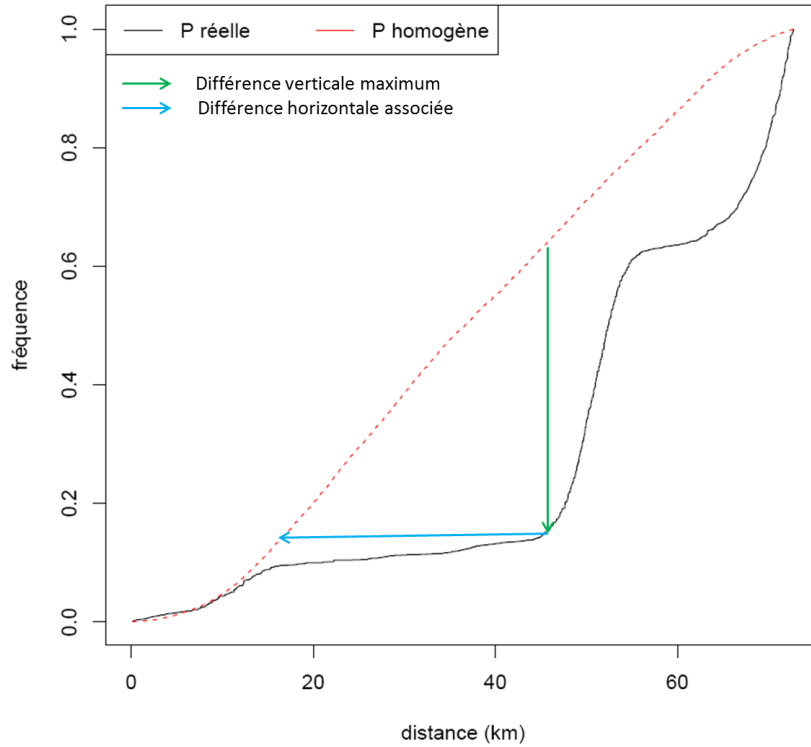


FIGURE 7 – Illustration de la méthode appliquée par Emmanuel et al. (2015) pour calculer les indices VG et HG. En noir la distribution d'un cumul horaire de pluies à un instant t d'un événement sélectionné sur le bassin de l'Argens, en rouge, une pluie spatialement homogène.

2.3.2 Indices de localisation et mouvement des pluies

Comme montrée section 1.2.1, la localisation des précipitations est importante vis-à-vis de la réponse hydrologique. Pour décrire la localisation principale des pluies au cours d'un événement, Smith et al. (2004), Zoccatelli et al. (2011) ou encore Emmanuel et al. (2015) proposent des indices. Ces différentes études montrent la difficulté d'obtenir un ou des indices caractérisant fidèlement la localisation des pluies au cours du temps. Les indices seront calculés sur les pluies spatialisées Antilope à chaque pas de temps t , puis la version pondérée de l'indice sur l'ensemble de chaque événement est calculée.

L'indice de localisation défini par Smith et al. (2004) évalue dans un premier temps le rapport entre la distance moyenne des pluies par rapport à l'exutoire (calculée à l'aide de l'équation (5)) et la distance moyenne de l'ensemble des pixels à l'exutoire que Smith et al. (2004) nomment « centroïde » du bassin (équation (6)). Ce rapport de distances (équation (7)) fournit l'information quant à la localisation majoritaire des pluies du pas de temps.

$$C_{pcp} = \frac{\sum_{i=1}^N P_i \cdot A_i \cdot L_i}{\sum_{i=1}^N P_i \cdot A_i} \quad (5)$$

Avec C_{pcp} , la distance moyenne des pluies du bassin à l'exutoire, P_i le cumul de pluie de la maille i , A_i la surface de la maille i et L_i la distance de la maille i à l'exutoire. Smith et al. (2004) considèrent L_i comme une distance hydraulique (distance parcourue au sein des voies d'écoulement) des pixels à l'exutoire. Ce n'est pas le cas ici, car pour simplifier le calcul, nous avons utilisé la distance euclidienne.

$$C_{bsn} = \frac{\sum_{i=1}^N A_i \cdot L_i}{\sum_{i=1}^N A_i} \quad (6)$$

C_{bsn} représente la distance moyenne de l'ensemble des pixels à l'exutoire.

$$I_{pcp} = \frac{C_{pcp}}{C_{bsn}} \quad (7)$$

I_{pcp} représente le rapport entre distances moyennes des pluies C_{pcp} et distances moyennes des pixels du bassin C_{bsn} . Cela signifie que :

- Si $I_{pcp} < 1$, la distance moyenne des précipitations à l'exutoire est inférieure à la distance moyenne des pixels (centroïde du bassin) à l'exutoire. Les précipitations sont donc concentrées en aval du bassin à l'instant t .
- Si $I_{pcp} > 1$, les précipitations sont au contraire localisées sur la partie amont du bassin.
- Si $I_{pcp} \simeq 1$, les précipitations sont localisées au centre du bassin, selon l'interprétation fournie par Smith et al. (2004)

L'indice calculé sur l'événement (I_L , équation (8)) fournit la localisation principale des pluies du début à la fin de l'événement par rapport au centre du bassin, par une pondération de I_{pcp} par la pluie moyenne de bassin P_t tombée au temps t .

$$I_L = \frac{\sum_{t=1}^T I_{pcp,t} \cdot P_t}{\sum_{t=1}^T P_t} \quad (8)$$

L'indice de mouvement défini par Zoccatelli et al. (2011) et simplifié par Lobligeois et al. (2014) est un indice qui s'appuie sur l'indice de Smith et al. (2004). Les pluies ne sont pas stationnaires au cours d'un événement, les vents et les courants atmosphériques participent aux déplacements des structures, permettant aux différentes zones d'un bassin de « bénéficier » des précipitations. Le mouvement des structures participe à la variabilité spatio-temporelle des pluies. Les zones du bassin sont ainsi arrosées différemment du fait de ces déplacements. Cet indice caractérise la « vitesse » de déplacement des champs de précipitations, établie par l'équation (9).

$$V_s(t) = C_{bsn} \cdot \frac{dI_{pcp}(t)}{dt} \quad (9)$$

Cette équation caractérise l'évolution entre deux pas de temps de la position du « centroïde » des pluies (dI_{pcp}) par rapport à la distance moyenne des pixels du bassin (C_{bsn}) :

- Si $V_s > 0$, la longueur moyenne des précipitations au temps $t + 1$ est supérieure à celle du temps t . C'est-à-dire que la localisation des pluies par rapport au « centroïde » du bassin est passé d'un point plutôt en aval à un point plus en amont du bassin.
- Si $V_s < 0$, l'événement est au contraire déplacé vers l'aval du bassin entre les deux pas de temps.
- Si $V_s \sim 0$, les pluies sont stationnaires sur une zone du bassin entre ces deux pas de temps.

De la même manière que pour les indices précédents, l'indice de déplacement ($V_s(t)$) est pondéré sur l'ensemble de l'événement par la pluie moyenne du pas de temps (P_t) (équation (10)) et fournit l'indice de mouvement I_M . L'interprétation des valeurs de cet indice agrégé correspond à celle de V_s .

$$I_M = \frac{\sum_{t=1}^T V_s(t) \cdot P_t}{\sum_{t=1}^T P_t} \quad (10)$$

L'indice de localisation d'Emmanuel et al. (2015) (HG) est un indice qui est calculé en parallèle de l'indice de variabilité d'Emmanuel et al. (2015). Sa définition est fournie section 3.1.1.

2.3.3 Indices complémentaires

Des indices supplémentaires ont été répertoriés pour tenter de décrire les événements pluvieux selon d'autres caractéristiques. Des critères d'évaluation de la désagrégation temporelle des séries de pluies et de débits sont aussi définis ici.

L'indice d'intensité est défini comme étant le rapport des quantiles P_{90} et P_{10} de pluies, calculé à chaque pas de temps de l'événement sur les valeurs des pixels du bassin. L'indice est ensuite pondéré comme les indices précédents par la pluie moyenne du bassin à chaque pas de temps (P_t). Cet indice présente des valeurs élevées lorsque de fortes intensités sont observées et que dans le même temps de faibles intensités sont précipitées sur le bassin (les pluies nulles du bassin sont écartées dans ce calcul). Cet indice est donc un outil intéressant pour différencier numériquement les événements convectifs (forte valeur de l'indice) des événements stratiformes (faible valeur).

L'indice de surface pluvieuse est un indice étudiant la portion du bassin arrosée. Il est défini comme étant le pourcentage de pixels du bassin (et donc par analogie la surface du bassin) recevant une certaine intensité de pluie, voir équation (11).

$$C_{sp}(t) = 1 - \%(P_i \leq x)_t \quad (11)$$

P_i représente la pluie des pixels i , et x un seuil d'intensité de pluie exprimé en mm/h. L'indice fournit alors le pourcentage de surface dont les pluies sont supérieures à ce seuil. Les valeurs utilisées pour x sont 0 et 2,5 mm/h. De la même manière que les indices précédents, il est ensuite pondéré sur l'ensemble de l'événement.

Le GOUE (acronyme de *Goodness Of Uniform Estimates*), proposé par Ficchi et al. (2016), est un indice permettant de comparer les séries de pluies et débits à différents pas de temps. Cet indice (défini ici sur les pluies mais aussi bien applicable sur les débits, figure 19) est identique au calcul d'un NASH avec pour référence la série au pas de temps le plus fin comparée à une série obtenue par désagrégation temporelle uniforme à partir d'un pas de temps plus large.

$$GOUE(P) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i^{ls} - P_i^f)^2}{\sum_{i=1}^n (P_i^f - \overline{P^f})^2} \quad (12)$$

P_i^f est la série de pluie acquise au pas de temps le plus fin et qui sert de référence, P_i^{ls} est une série désagrégée uniformément au pas de temps de référence à partir d'un pas de temps plus large. Cet indice varie entre $-\infty$ et 1, plus il est faible, moins les séries aux deux pas de temps sont semblables, signifiant que l'intensité des précipitations est très variable au pas de temps le plus fin.

2.4 Méthode d'analyse des résultats

Pour analyser la sensibilité des modèles aux caractéristiques spatio-temporelles des pluies, la méthodologie suivante est choisie : dans un premier temps, les événements sont caractérisés

et classés à l'aide des indices définis dans la section 2.3. Ensuite, la performance de simulation des modèles est évaluée sur les différents événements sélectionnés aux différentes résolutions temporelles et spatiales choisies. Enfin, les résultats des simulations (obtenues aux différentes résolutions) seront analysés en fonction des caractéristiques des événements sélectionnés et des bassins versants (approche d'Emmanuel et al. (2012)).

2.4.1 Clustering des événements

Pour caractériser les événements en fonction des résultats obtenus sur les différents indices, une analyse en composantes principales (ACP) sera réalisée pour « réduire » le nombre d'indices autour de deux axes principaux. La distribution des événements sur ces axes sera alors analysée et un clustering des événements (i.e. regroupement par classes), par la méthode des « K-means », sera effectué. Trois classes d'événements présentant des caractéristiques communes (vis-à-vis des résultats sur les indices décrivant spatialement la pluie) seront alors établies et les performances de simulation pourront être étudiées en fonction de ces différentes classes d'événements. Cette approche permet d'assurer une analyse plus robuste qu'une analyse par événement pris individuellement.

2.4.2 Critères d'évaluation des simulations

Pour analyser les performances de la modélisation, de nombreux critères d'évaluation existent. Ils permettent d'évaluer numériquement la fidélité de reproduction des débits par le modèle hydrologique. Dans le contexte de cette étude, des critères d'évaluation pouvant être appliqués sur les événements de crues sont nécessaires. Certains événements sont courts (crues rapides), de l'ordre de la journée. Pour évaluer les performances de modélisation, la fenêtre temporelle des événements les plus courts est donc élargie à 5 jours minimum (répartis autour du pic de crue). Des critères spécifiques sont sélectionnés pour pallier au faible nombre de données de ces événements courts (notamment au pas de temps journalier). En effet, le choix des critères basés sur les moments statistiques et la corrélation des débits comme le KGE n'est pas possible à cause du manque d'un nombre suffisant de données. Deux catégories de critères sont employées. Dans la première qui étudie le pic de crue les critères évaluent :

- la reproduction du pic de crue en terme de débit maximum atteint (équation (13))

$$\Delta Q_p = \frac{Q_p^{sim} - Q_p^{obs}}{Q_p^{obs}} \quad (13)$$

Où Q_p^{sim} et Q_p^{obs} sont les débits simulés et observés. Lorsque ΔQ_p est proche de 0, le débit maximum atteint simulé est très proche de celui observé, lorsque celui ci est négatif (ou positif), le débit maximum simulé sous-estime (ou sur-estime) le débit maximum observé (ce critère pourra être mentionné par l'abréviation dQ par la suite).

- la reproduction du pic de crue en terme de timing (équation (14)).

$$\Delta t_p = t(Q_p^{obs}) - t(Q_p^{sim}) \quad (14)$$

$t(Q_p^{obs})$ et $t(Q_p^{sim})$ sont les pas de temps auxquels le pic est observé. Si Δt_p est égal à 0, les pics de crue observés et simulés se produisent sur le même pas de temps, plus il s'en éloigne, plus le décalage temporel entre le maximum de débit simulé et observé est grand (ce critère pourra être mentionné par l'abréviation dT par la suite).

La seconde catégorie de critères est basée sur une évaluation du volume d'eau modélisé par rapport au volume observé, et de leur synchronisation. Pour décrire ces aspects, deux critères sont retenus :

- le critère V , évalue le rapport des volumes totaux simulés et observés. Les volumes sont définis comme les aires sous les hydrogrammes. Plus ce critère se rapproche de 1, plus le volume d'eau total produit par le modèle est proche du volume observé.
- le critère VE (Volumetric Efficiency) défini par Criss and Winston (2008) évalue l'erreur absolue entre le volume d'eau distribué par le modèle et l'observation par pas de temps (équation (15)).

$$VE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |Q_{sim,i} - Q_{obs,i}|}{\sum_{i=1}^n Q_{obs,i}} \quad (15)$$

$Q_{sim,i}$ et $Q_{obs,i}$ représentent les débits simulés et observés au pas de temps i . Le VE représente donc « la part d'eau restituée au bon moment » pour une simulation non biaisée (à volume identique, $V = 1$). Le critère VE varie entre 0 et 1, 1 étant une représentation parfaite.

Les critères d'évaluation des simulations seront calculés sur les débits en validation.

3 Résultats et discussion

3.1 Résultats obtenus sur les indices

3.1.1 Indices de variabilité spatiale

L'indice de variabilité de Smith et al. (2004). La figure 8 présente les résultats obtenus de I_σ en horaire (à gauche), ainsi que les résultats obtenus aux différents pas de temps d'agrégation (à droite). L'indice de Smith et al. (2004) à 1h indique que la variabilité des pluies au sein des événements est en moyenne la plus importante sur le bassin de l'Argens et que la variabilité sur le bassin de la Sarthe est la plus faible. Ces premiers résultats apparaissent logiques vis-à-vis des climats et du type d'événements attendus dans ces régions. Cependant, l'écart type calculé est fortement dépendant de la moyenne des pluies du pas de temps (P_t). Avec l'agrégation temporelle des données de pluies, P_t est de plus en plus forte et l'augmentation de l'indice avec le pas de temps (figure 8) est donc directement reliée à l'augmentation des cumuls des pluies. Cette indication d'augmentation de la variabilité des pluies avec le pas de temps d'agrégation est en désaccord avec les considérations de Obled et al. (2009). Ils montrent en effet, que travailler sur un pas de temps de plus en plus large réduit la représentativité de la variabilité spatiale des pluies et que celle-ci tend à diminuer avec l'agrégation du champ pluvieux. De plus, l'écart type σ_t ne semble pas adapté pour juger de la comparaison inter-événements et/ou inter-bassins du fait que la moyenne des pluies de l'événement (compris dans sa totalité) est différente entre ces événements (ou bassins).

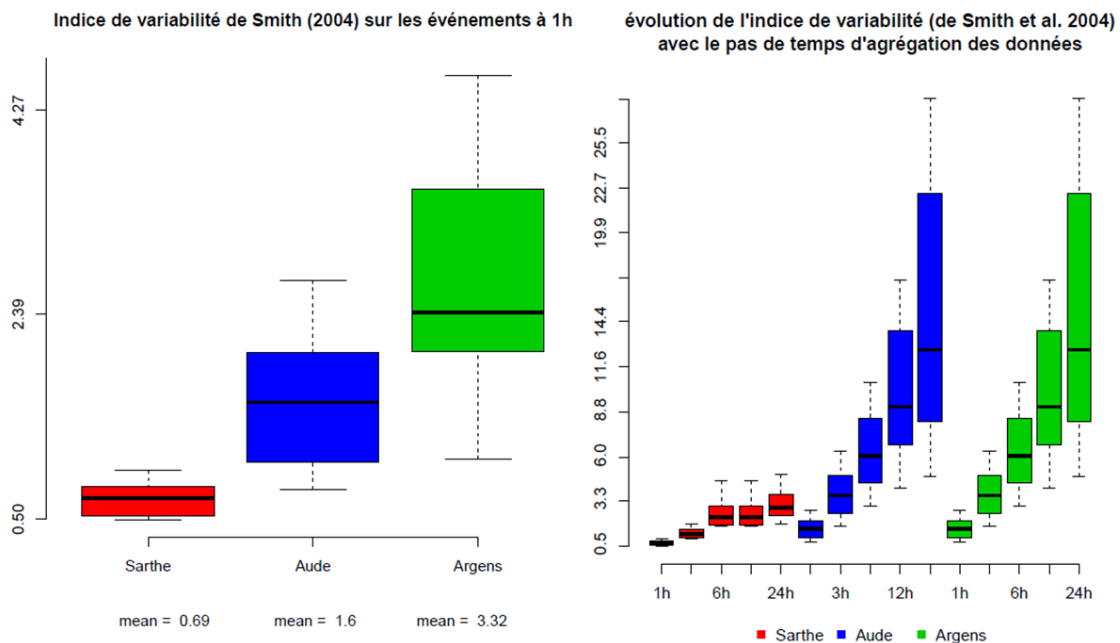


FIGURE 8 – Indice de variabilité défini par Smith et al. (2004) à 1h (à gauche) et aux différents pas de temps d'agrégation des données (à droite)

L'indice du coefficient de variation. Pour pallier aux problèmes de représentativité de l'indice de Smith et al. (2004), l'écart type est remplacé par le coefficient de variation. Ce nouvel indice fournit des résultats présentés figure 9. Le bassin présentant l'indice de variabilité le plus fort en moyenne à 1 h est le bassin de l'Aude ($\overline{I_{CV}} = 0,95$) qui présente aussi des événements assez différents les uns des autres. Il est intéressant d'observer qu'en moyenne les bassins de la Sarthe et de l'Argens présentent les mêmes résultats ($\overline{I_{CV}} = 0,88$). La médiane de l'indice sur l'Argens est

plus faible, mais on peut observer des événements présentant des variabilités extrêmes. Comme attendu, l'indice du coefficient de variation diminue avec l'agrégation temporelle des données, ce qui tend à montrer que les pluies sont réparties de manière de plus en plus homogène sur les bassins. Ce résultat apparaît logique avec Obled et al. (2009) : l'ensemble de la structure se déplace, affectant des surfaces plus importantes, tendant à homogénéiser la répartition sur les bassins. La comparaison de l'indice entre les bassins est conservée aux différentes résolutions temporelles.

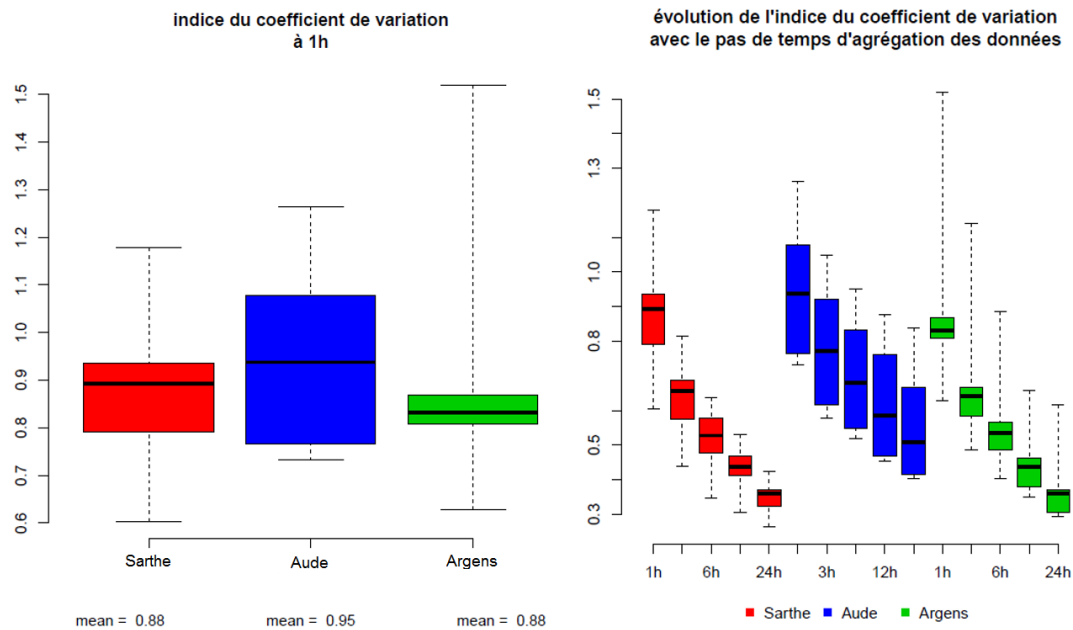


FIGURE 9 – Indice de variabilité utilisant le coefficient de variation à 1h (à gauche) et aux différents pas de temps d'agrégation des données (à droite)

L'indice de Gini. La figure 10 présente les résultats obtenus sur les événements des trois bassins versants. L'indice à 1 h indique que la variabilité spatiale des précipitations au cours des événements est en moyenne légèrement plus importante sur le bassin de l'Aude ($\overline{I_G} = 0,45$) et identique sur les bassins de la Sarthe et de l'Argens ($\overline{I_G} = 0,42$). L'indice est inférieur à 0,5 en moyenne sur les trois bassins ce qui tend à montrer que les événements sont plutôt homogènes sur les bassins, et plus particulièrement sur ceux de la Sarthe et de l'Argens. Aux autres pas de temps d'agrégation, la diminution de l'indice montrant que la variabilité spatiale diminue est retrouvée (Obled et al., 2009).

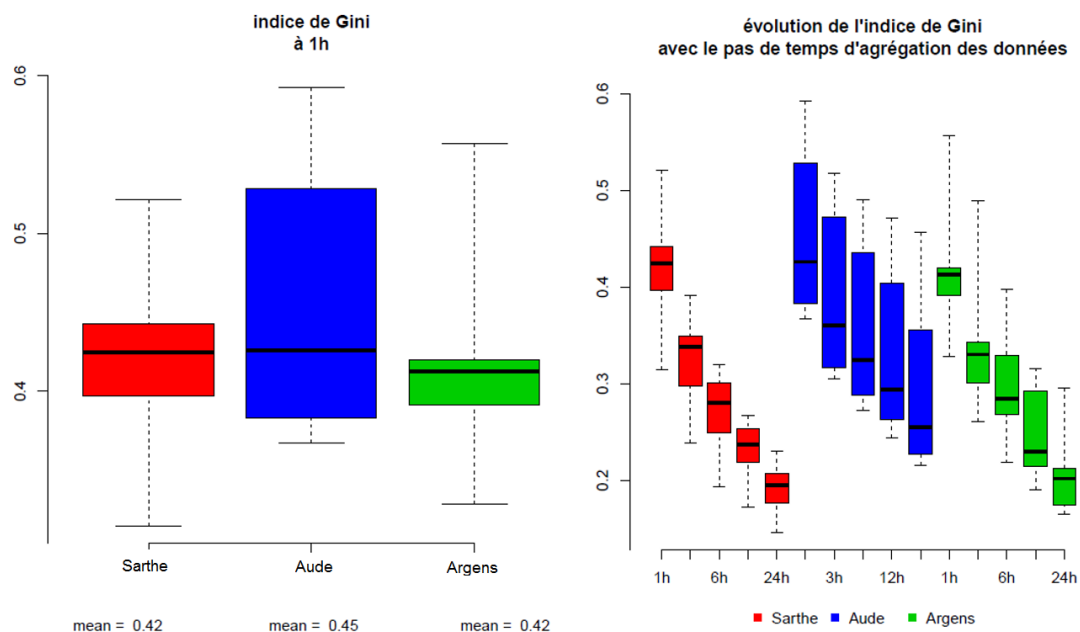


FIGURE 10 – Indice de variabilité de Gini à 1h (à gauche) et aux différents pas de temps d'agrégation des données (à droite)

Similitudes entre indice de Gini et du coefficient de variation. L'étude de ces deux indices semble montrer des résultats similaires et mener aux mêmes conclusions : la variabilité spatiale moyenne des pluies est plus forte sur le bassin de l'Aude, alors qu'elle semble identique sur les bassins de la Sarthe et de l'Argens. L'événement présentant une variabilité extrême sur le bassin de l'Argens avec l'indice du coefficient de variation n'est néanmoins pas retrouvé avec l'indice de Gini. La corrélation entre ces deux indices est étudiée et est montrée très forte. La qualité de la régression linéaire entre les deux indices est très bonne, avec un coefficient de détermination de 0,99 au pas de temps 1 h (figure 11). Cette corrélation entre l'indice de Gini et le coefficient de variation avait été mise en évidence en écologie par Bendel et al. (1989) et une relation entre coefficient de Gini et coefficient de corrélation est établie en économie par Milanovic (1997).

Le fait que ces deux indices soient aussi fortement corrélés implique que ces deux indices indiquent sensiblement la même chose. Cependant, l'indice de Gini paraît plus facilement interprétable puisqu'il est borné entre 0 et 1, ce qui permet de fixer une limite moyenne à 0,5 pour l'indice : lorsqu'il est supérieur à ce seuil et se rapproche de 1, la distribution des pluies sur le bassin tend à être plus hétérogène, et inversement pour un indice inférieur de 0,5.

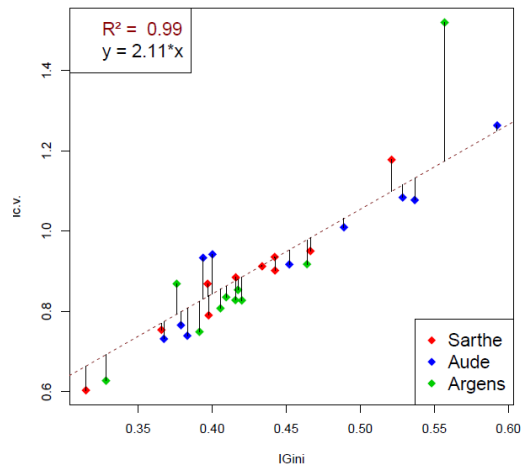


FIGURE 11 – Corrélation entre l'indice du coefficient de variation et de l'indice de Gini

Indice de variabilité d'Emmanuel et al. (2015). La figure 12 présente les résultats de la mesure de la variabilité des pluies selon Emmanuel et al. (2015). A 1h, les résultats indiquent qu'en moyenne, la variabilité des événements est plus importante sur les bassins du sud. Ces résultats apparaissent différents des résultats obtenus avec les indices de Gini ou du coefficient de variation : la variabilité sur l'Argens est en moyenne la plus forte. Les moyennes des trois bassins sont assez proches : 0,17 ; 0,2 et 0,21 respectivement sur la Sarthe, l'Aude et l'Argens. En revanche les différents événements du bassin de la Sarthe sont moins variables. Les événements présentant le plus de différences au sein d'un bassin sont ceux du bassin de l'Argens. En diminuant la résolution temporelle des données, la variabilité des pluies du bassin de l'Aude, diminue moins que celles des deux autres bassins. L'indice d'Emmanuel et al. (2015) apporte donc des conclusions différentes des deux autres indices de variabilité (I_{CV} et I_{Gini}).

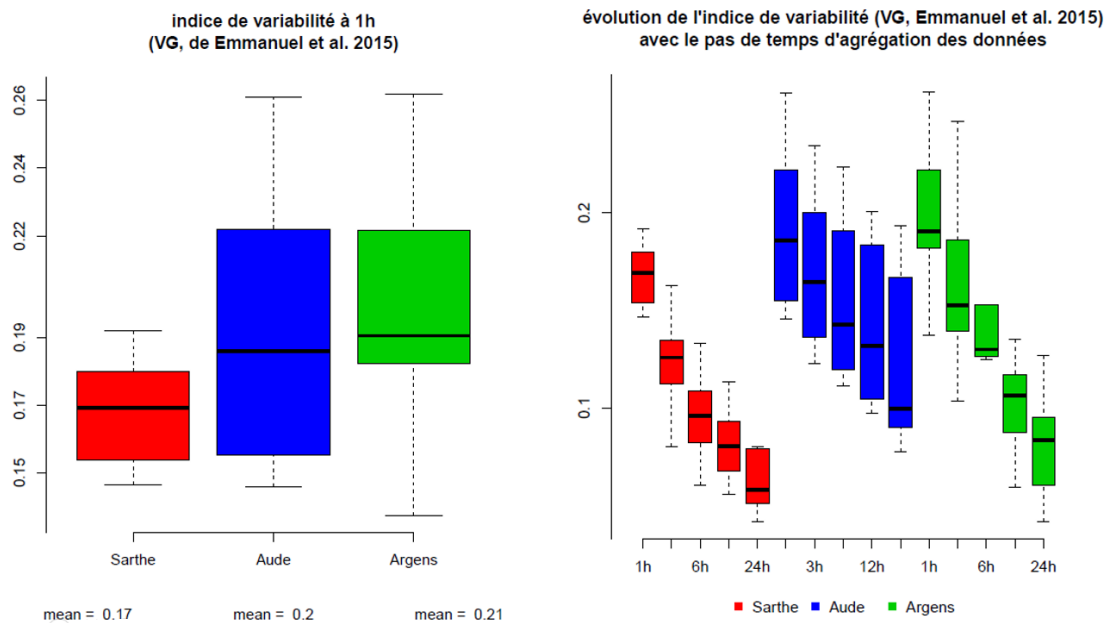


FIGURE 12 – Indice de variabilité défini par Emmanuel et al. (2015) à 1h (à gauche) et aux différents pas de temps d'agrégation des données (à droite)

3.1.2 Indices de localisation

L'indice de localisation de Smith et al. (2004). Cet indice calculé sur les pluies à 1 h présente en moyenne des valeurs proches de 1 sur les événements des trois bassins de l'étude, ce qui indique que les événements sont globalement centrés sur les bassins (figure 13), selon l'interprétation proposée par Smith et al. (2004). Selon notre interprétation de cet indice, on peut constater que sur le bassin de la Sarthe la répartition spatiale des événements est soit plus centrée soit homogène spatialement (i.e. dispersée en différents endroits du bassin) que pour le bassin de l'Aude, qui semble présenter des événements plus concentrés spatialement (certains plus en amont et d'autres plus en aval). Les événements sélectionnés sur le bassin de l'Argens présentent tous une valeur inférieure à 1 ce qui tend à montrer que les événements sont principalement produits dans la partie aval du bassin. Les résultats aux autres pas de temps d'agrégation, montrent que les valeurs de l'indice sont constantes avec le pas de temps des données (figure 13).

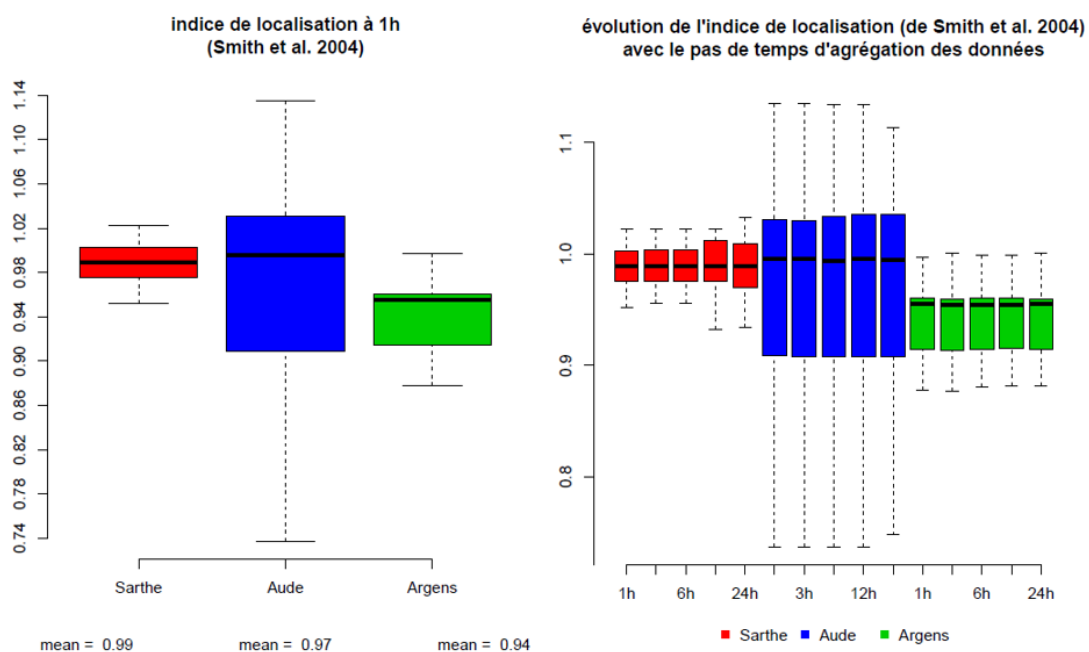


FIGURE 13 – Indice de localisation défini par Smith et al. (2004) à 1h (à gauche) et aux différents pas de temps d'agrégation des données (à droite)

Le fait que cet indice soit fortement centré autour de 1 (sur au moins deux bassins versants sur trois) interpelle. Au regard des cartes tracées à chaque pas de temps, l'indice montre une limite lorsqu'il est calculé sur une structure complexe (i.e. un événement pluvieux réparti en différentes zones du bassin, notamment de part et d'autre de son centre). La figure 14a présente un indice très proche de 1 (1,03) alors que les précipitations sont localisées en amont et en aval du bassin (et nulle au centre du bassin). La réponse hydrologique produite suite à une pluie centrée ou à une pluie localisée à la fois en amont et en aval du bassin sera différente. Distinguer ces deux situations apparaît donc nécessaire. La figure 14b présente un cas où les précipitations sont « facilement » localisables en amont du bassin et l'indice fournit une bonne estimation (1,57) de la localisation des pluies.

Les résultats obtenus sur les événements laissent penser que cet indice est fortement influencé par les pas de temps présentant des structures complexes ainsi que par la durée des événements. La figure 15 montre l'évolution de I_{pcp} au cours d'un événement. L'oscillation de la position principale des pluies au cours du temps est très importante et montre des pluies très

variables spatialement. La valeur de l'indice fournit pourtant une valeur de 1 sur cet événement.

Différentes corrections de cet indice ont été réalisées sans pour autant parvenir à apporter une modification viable aux différents pas de temps d'agrégation. Il a ainsi été essayé de préciser la localisation des pluies par rapport au centre du bassin. La combinaison de l'indice par rapport à l'exutoire et par rapport au centre du bassin n'a pas permis d'améliorer sensiblement les valeurs prises par l'indice.

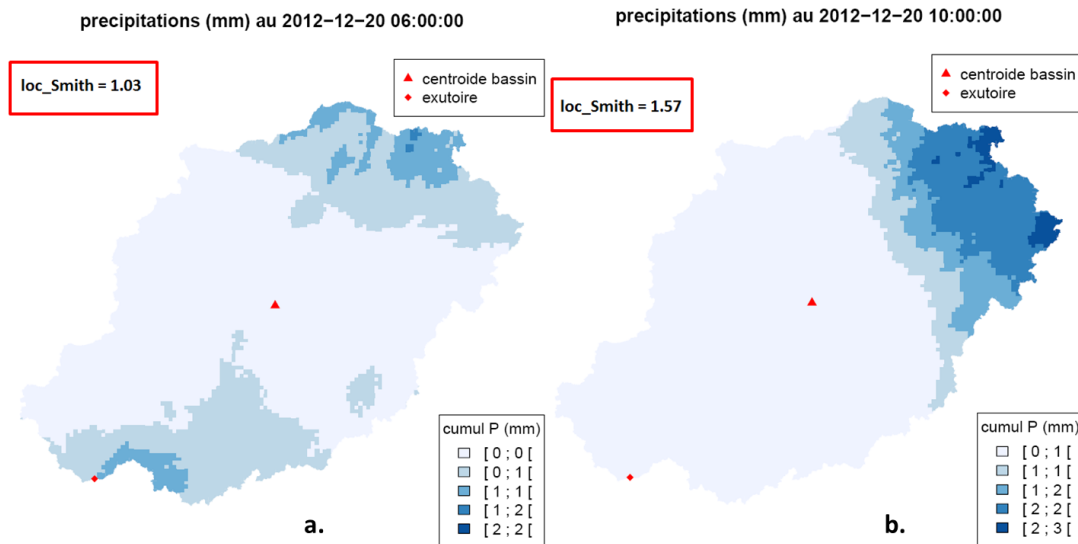


FIGURE 14 – Cartes présentant les limites de l'indice de localisation de Smith et al. (2004) sur le bassin de la Sarthe. Le cas **a** représente une limite de l'indice, le cas **b** présente une valeur justifiée

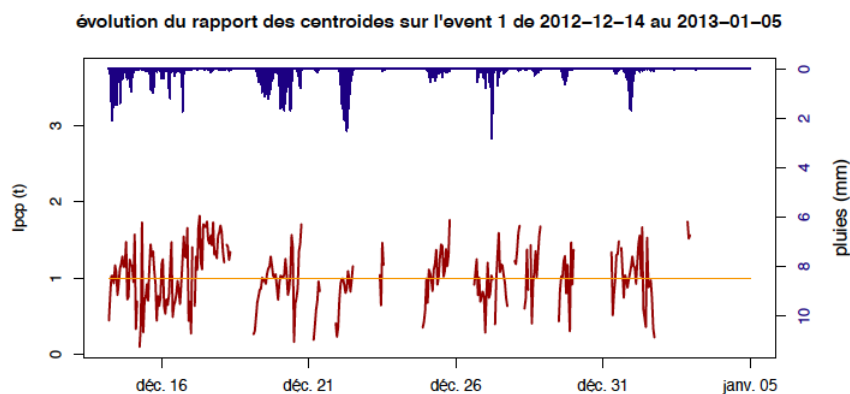


FIGURE 15 – Variation de la position du centre des pluies par rapport au centre du bassin (I_{ppp}) sur le bassin de la Sarthe (en rouge), la moyenne de l'indice sur l'événement (en jaune)

L'indice de mouvement de Zoccatelli et al. (2011). Son calcul est directement relié à celui de l'indice de Smith et al. (2004), ce qui le rend critiquable, du fait que cet indice ne présente pas des résultats interprétables dans toutes les situations. La figure 16 montre que dans l'ensemble, les événements sur le bassin de la Sarthe se déplacent vers l'amont du bassin. Les cartes réalisées à chaque pas de temps confirment un déplacement des structures vers l'Est, ce qui est caractéristique du flux apporté par l'océan Atlantique dans cette région. Le bassin de l'Aude et de l'Argens présentent des tendances opposées. Sur le bassin de l'Aude, le mouvement des précipitations est plutôt transverse à la direction centroïde-exutoire, après analyse des événements à chaque pas

de temps (entrées maritimes par le golf du Lion), ce qui tend à fournir un indice plus proche de 0. Le bassin de l'Argens présente en revanche des événements qui se déplacent plutôt vers l'aval du bassin à 1h.

Les résultats aux autres pas de temps d'agrégation indiquent des changements dans la direction des événements : on observe sur la figure que les boxplots tendent vers 0 en diminuant la résolution temporelle, ou à changer de signe. Il apparaît logique que le déplacement diminue avec l'agrégation du champ de précipitations, mais la direction de déplacement s'oppose sur certains événements des trois bassins en changeant la résolution temporelle, par exemple entre 1h et 6h sur le bassin de l'Argens. Cette incohérence trouve probablement son origine dans la limite de l'indice de localisation de Smith et al. (2004).

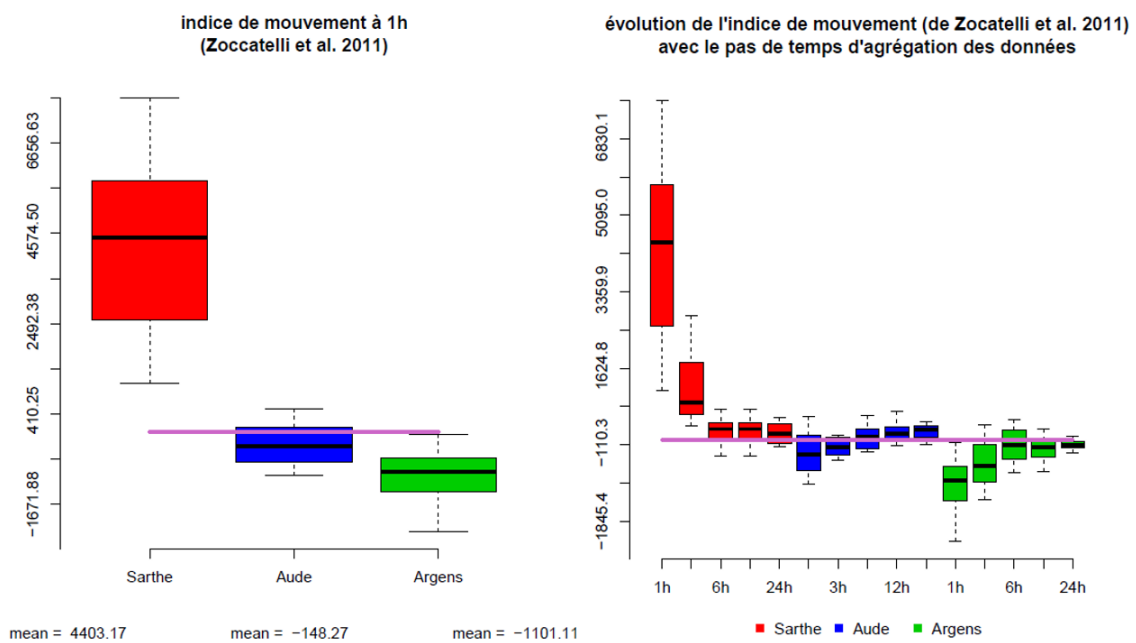


FIGURE 16 – Indice de mouvement de Zoccatelli et al. (2011) à 1h (à gauche) et aux différents pas de temps d'agrégation des données (à droite). La ligne horizontale violette indique $I_M = 0$

L'indice de localisation d'Emmanuel et al. (2015). La figure 17 illustre les résultats de cet indice : à 1h, la localisation des événements est en moyenne très proche de 0 et décrit une tendance semblable aux résultats obtenus avec l'indice de Smith et al. (2004). Le fait que cet indice soit proche de 0 permet d'affirmer avec plus de certitude (que les conclusions de Smith et al. (2004)) que globalement les événements sont : soit centrés soit homogènes sur le bassin à chaque pas de temps (stationnarité ou le déplacement des structures arrosant le bassin de manière uniforme au cours de l'événement). Le bassin de l'Aude présente des événements très différents du point de vue de l'hétérogénéité spatiale, par rapport aux autres bassins, et le bassin de l'Argens présente des événements qui se produisent plutôt en aval.

L'indice est assez stable aux différents pas de temps d'agrégation (figure 17), ce qui apparaît logique.

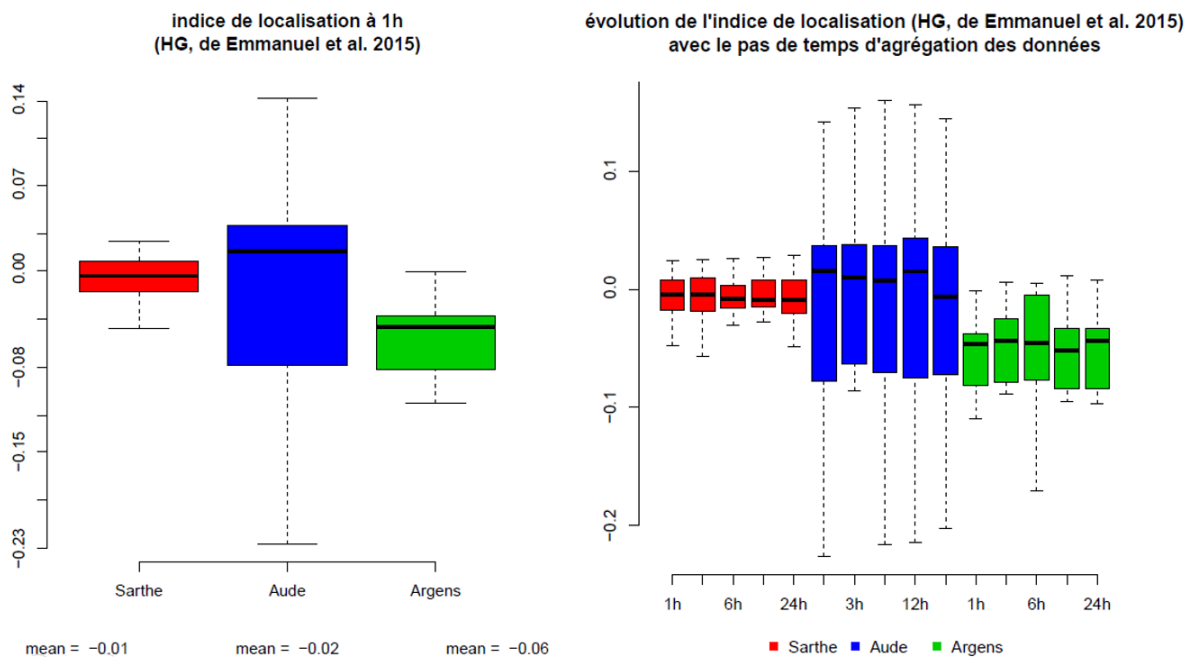


FIGURE 17 – Indice de localisation défini par Emmanuel et al. (2015) à 1h (à gauche) et aux différents pas de temps d'agrégation des données (à droite)

3.1.3 Indices complémentaires

L'indice d'intensité. Les résultats obtenus avec l'indice d'intensité (figure 18) montrent à 1h des résultats assez différents pour les trois bassins. Le bassin de l'Argens se distingue des deux autres par un rapport des quantiles $\frac{P_{90}}{P_{10}}$ moyen plus fort. Les événements sélectionnés sur ce bassin présentent une plus grande majorité d'événements à tendance convective, avec des événements extrêmes présentant un indice nettement supérieur à cette moyenne. Les autres pas de temps d'agrégation ne présente pas cette tendance : l'évolution avec la diminution de la résolution temporelle des données montre que les événements intenses du bassin de l'Argens, sont beaucoup moins variables à 3h. L'indice à 24h sur le bassin de l'Argens est en moyenne très proche de celui de la Sarthe, ce qui montre que l'indice ne réagit pas de la même façon sur les trois bassins versants. Ces résultats prennent potentiellement leur origine dans les différences de durée des événements des trois bassins.

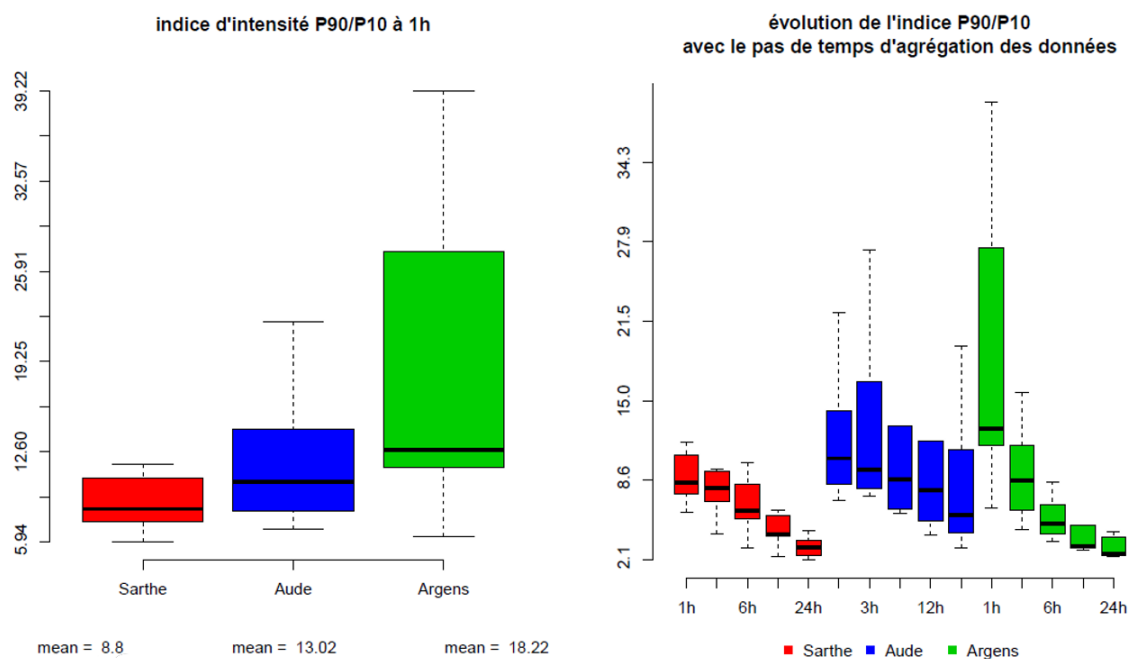


FIGURE 18 – Indice d'intensité pluvieuse défini comme le rapport P_{90}/P_{10} à 1h (à gauche) et aux différents pas de temps d'agrégation des données (à droite)

L'indice de surface pluvieuse. A 1h, cet indice est le plus fort sur le bassin de l'Argens (le nombre de pixels $> 2,5mm$ est en moyenne de 53% sur ces événements) et le plus faible sur le bassin de la Sarthe (10%). A 1h les résultats sont d'ailleurs fortement impactés par l'intensité des événements (voir figure 4) : le bassin de la Sarthe est soumis à de faibles intensités. La surface de bassin couverte par des pluies de cette intensité est donc logiquement inférieure sur le bassin du Nord. Avec l'agrégation des données, cet indice augmente et pour cause, plus les pluies sont agrégées, plus la valeur de cumul augmente (à 6h les valeurs 93% et 73% des surfaces arrosées sont observées sur les deux mêmes bassins). Trouver une équivalence entre seuils aux différents pas de temps a alors été problématique et une étude approfondie de cet indice est nécessaire pour que les informations contenues dans cet indice restent stables avec l'agrégation des données (s'appuyer sur des quantiles par exemple).

Le GOUE. La figure 19 illustre les résultats obtenus sur les différents événements de chaque bassin. La moyenne de l'évolution de l'indice des événements de chaque bassin est reportée en gras. Les résultats obtenus avec cette figure montrent que la courbe présentant la valeur de GOUE la plus proche de 1 aux différents pas de temps est le bassin de l'Aude. Cela indique que les séries agrégées aux différents pas de temps sont les plus proches de la série à 1h des trois bassins. Les séries sont donc assez homogènes au cours du temps sur ce bassin. Le bassin de l'Argens présente des résultats inférieurs, mais proche de celui de l'Aude. En revanche, le bassin sur lequel on s'attendait à observer une faible variabilité temporelle présente les valeurs les plus faibles et une décroissance presque linéaire du GOUE avec l'augmentation du pas de temps d'agrégation de la donnée de pluie. Une hypothèse quant à ce résultat est que la durée des événements (beaucoup plus longue sur le bassin de la Sarthe) impacte beaucoup cet indice. De plus au regard des hyétogrammes, les événements de ce bassin sont très discontinus tandis que les événements des bassins du Sud présentent une plus grande continuité de précipitations au cours des événements.

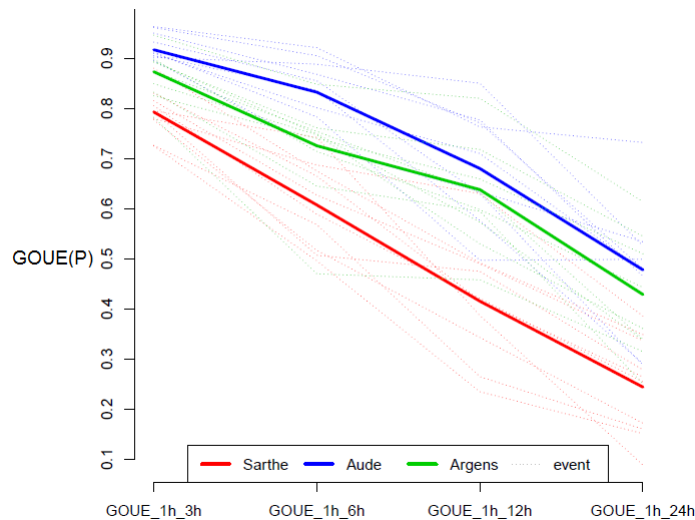


FIGURE 19 – Évolution du GOUE calculé sur les précipitations des trois bassins versants aux différents pas de temps d’agrégation (entre 1h et 3h, 1h et 6h, 1h et 12h et 1h et 24h). Les courbes en tiretés représentent chaque événement.

3.1.4 Synthèse des indices

L’étude menée avec ces indices caractérisant la variabilité spatiale, la localisation, l’intensité et la variabilité temporelle permet de dégager certaines tendances par bassin. Sur le plan de la variabilité spatiale, le bassin de l’Aude présente les événements les plus variables spatialement. Le bassin de l’Argens présente une forte variabilité selon l’indice développé par Emmanuel et al. (2015) et certains événements très intenses indiqués par le rapport P_{90}/P_{10} . La localisation est difficile à interpréter sur les bassins, seul celui de l’Argens semble présenter des événements plutôt en aval, ce qui signale des événements intenses et localisés (tendances convectives) sur un bassin au temps de réponse rapide. La localisation des événements sur les autres bassins apparaît moins précisément et les répartitions sont jugées plutôt homogènes. Le GOUE indique que les séries sur les bassins du sud présentent des intensités variant peu temporellement au cours des événements (moins que la Sarthe), suggérant des événements potentiellement localisés, intenses et continus. Le bassin de la Sarthe présente différents événements plus longs, moins intenses et qui arrosent avec une variabilité spatiale non négligeable (en moyenne identique à celle de l’Argens vis-à-vis du CV et du Gini) une grande partie du bassin.

L’étude des caractéristiques des événements par bassin ne dégage pas de tendances facilement interprétables. La variabilité inter-événement au sein d’un même bassin peut influencer les résultats et une étude par type d’événement s’impose.

3.2 Analyse des résultats de simulations

3.2.1 Classement des événements d’après les indices de variabilité des pluies

Pour analyser les résultats de simulations vis-à-vis de la résolution spatio-temporelle des données, il a été choisi de regrouper les 30 événements des trois bassins présentant des caractéristiques similaires. Pour regrouper ces événements, une analyse en composantes principales (ACP), prenant en compte les indices de description spatiale des précipitations est réalisée. Comme nous l’avons vu section 3.1, certains descripteurs présentent des résultats incohérents

ou difficilement interprétables. Pour réaliser cette ACP, il a été choisi de ne conserver que les indices présentant des résultats validés, à savoir les indices d’Emmanuel et al. (2015) (variabilité et localisation), l’indice de Gini et du coefficient de variation, l’indice d’intensité. Il a été choisi de conserver l’indice de localisation de Smith et al. (2004) malgré ses limites liées à l’interprétation des valeurs proches de 1. Ces analyses en composantes principales sont réalisées à chaque pas de temps d’agrégation des données.

Le diagramme en haut à gauche de la figure 20 présente les éboulis des valeurs propres de l’ACP. Ce diagramme montre que les six variables (indices de description spatiale des pluies choisis) peuvent être projetées sur deux dimensions avec une approximation satisfaisante : les axes 3 à 6 expliquent peu la variance (en détail, deux dimensions expliquent près de 92% de la variance observée). Les résultats de cette ACP à 1h sont présentés figure 20. Les indices d’intensité et de variabilité d’Emmanuel et al. (2015) (VG) projetés représentent fortement la première composante de cette ACP. L’indice de Gini et du coefficient de variation sont projetés entre les deux composantes montrant ainsi que ces indices apportent une autre information que les indices d’intensité et d’Emmanuel et al. (2015). Les indices de localisation de Smith et al. (2004); Emmanuel et al. (2012) semblent très corrélés entre eux, et sont projetés en bonne partie sur la composante verticale. Cette composante verticale indique donc une part de localisation et une part de variabilité.

Pour des raisons de synthèse, nous avons appelé les événements par un code, composé des lettres A, B, C qui se réfèrent respectivement aux bassins de la Sarthe, de l’Aude et de l’Argens. Les chiffres correspondent aux événements sélectionnés classés par ordre croissant des crues les plus importantes. La répartition des événements autour de ces composantes est assez inégale et aucune tendance par bassin n’est confirmée (figure 20). On remarque néanmoins que des événements se distinguent des autres vis-à-vis de leurs caractéristiques spatiales particulières (par exemple C10, B1, A2, B6, B4, C1 et C9), tandis que de nombreux événements semblent présenter des caractéristiques identiques : une faible variabilité spatiale et des indices de localisation indiquant des pluies réparties de manière homogène (ou centrée) sur les bassins.

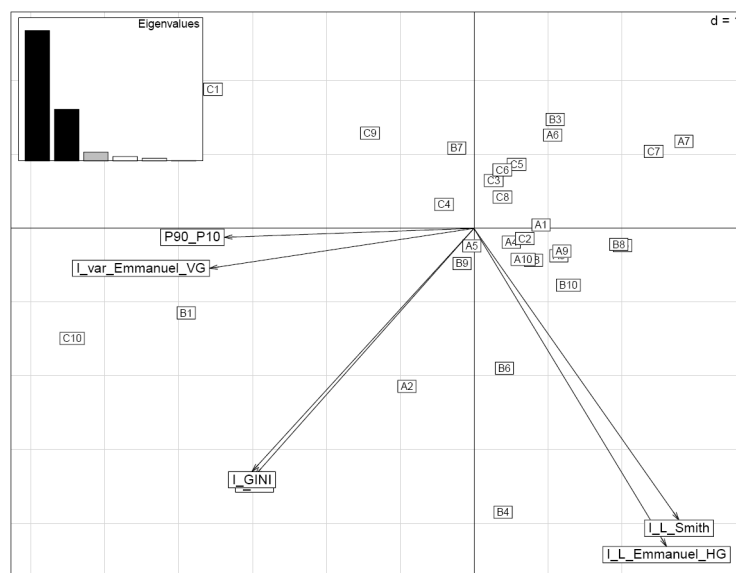
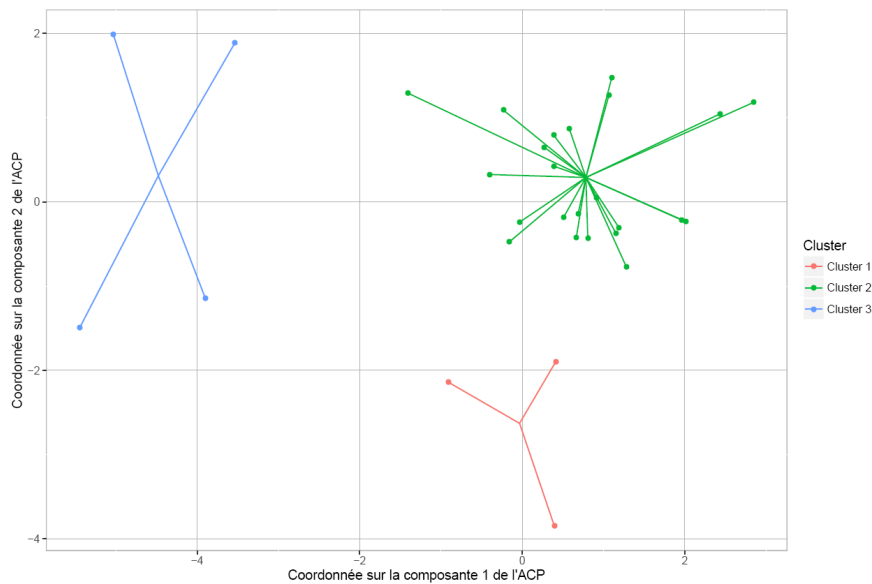


FIGURE 20 – Résultat de l’analyse en composantes principales des indices de description spatiale des événements pluvieux. Le code de chaque événement est composé d’une lettre (respectivement A, B et C pour les bassins de la Sarthe, de l’Aude et de l’Argens) et d’un numéro classant l’événement.

Dans le but de classer les événements présentant des pluies de variabilité et de localisation similaires, un clustering par la méthode des K-means est réalisé sur cette ACP ainsi que sur celles réalisées aux différents pas de temps d'agrégation des données. Les résultats à 1h sont présentés figure 21a. On retrouve ainsi les événements qui se distinguaient lors de l'analyse.

Avec l'agrégation des données, nous avons pu constater que les indices réagissent différemment sur un même bassin à la variabilité spatiale des pluies des événements (section 3.1). Souhaitant se concentrer sur les caractéristiques des précipitations et préconiser des résolutions de modélisations en fonction des caractéristiques des événements, il est choisi d'étudier les performances vis-à-vis des clusters ainsi définis (on conserve la stabilité des indices avec le pas de temps et on remarque une légère variation des événements au sein d'un cluster avec la dimension temporelle figure 21b).

Le nombre d'événements par cluster est très variable, le cluster 2 contient 76% des événements des trois bassins, ce qui peut constituer une limite de cette analyse par clusters. La figure 21c présente les résultats des indices de variabilité spatiale des précipitations moyens et médians obtenus sur les événements distribués par le clustering.



(a) Clustering des événements réalisés à 1h

résolution temporelle	cluster 1	cluster 2	cluster 3
1h	A2; B4; B6	A1; A3; A4; A5; A6; A7; A8; A9; A10; B3; B5; B7; B8; B9; B10; C2; C3; C4; C5; C6; C7; C8; C9	B1; B2; C1; C10
3h	A2; B4; B6; B10	A1; A3; A4; A5; A6; A7; A8; A9; A10; B3; B5; B7; B8; B9; C2; C3; C4; C5; C6; C7; C8; C9	B1; B2; C1; C10
6h	B4; B6; B10	A1; A2; A3; A4; A5; A6; A7; A8; A9; A10; B3; B5; B7; B8; B9; C2; C3; C4; C5; C6; C7; C8; C9	B1; B2; C1; C10
12h	B4; B6; B10	A1; A2; A3; A4; A5; A6; A7; A8; A9; A10; B3; B5; B7; B8; B9; C2; C3; C4; C5; C6; C7; C8; C9; C10	B1; B2; C1
24h	B4; B6; B10	A1; A2; A3; A4; A5; A6; A7; A8; A9; A10; B3; B5; B7; B8; B9; C2; C3; C4; C5; C6; C7; C8; C9; C10	B1; B2; C1

	cluster 1		cluster 2		cluster 3	
	moyenne	médiane	moyenne	médiane	moyenne	médiane
I_CV	1,09	1,08	0,83	0,84	1,19	1,17
I_GINI	0,51	0,52	0,4	0,4	0,54	0,55
VG	0,21	0,22	0,17	0,18	0,29	0,29
I_L	1,06	1,03	0,97	0,98	0,84	0,85
HG	0,08	0,06	-0,02	-0,01	-0,14	-0,13
P90/P10	13,1	13,5	10,4	9	30,67	30,64
GOUE_1_3h	0,91	0,91	0,84	0,83	0,92	0,94
GOUE_1_6h	0,86	0,88	0,69	0,71	0,82	0,84
GOUE_1_12h	0,78	0,77	0,53	0,55	0,72	0,77
GOUE_1_24h	0,49	0,48	0,35	0,33	0,51	0,48

Variables utilisées pour ACP

Variables complémentaires

(b) Appartenance des événements aux clusters (c) Indices de variabilité spatio-temporelle des pluies et clustering à 1h

FIGURE 21 – Présentation des clusters

Au regard de la position des centroïdes des clusters et des résultats apportés par la figure 21c, le cluster 3 se distingue particulièrement des deux autres. La variabilité spatiale des pluies (exprimée par le coefficient de variation, le Gini et le VG) est plus importante que sur les deux autres clusters, la localisation s'approche d'une tendance aval et l'indice d'intensité (P_{90}/P_{10}) beaucoup plus fort rappellent les événements à tendances convectives que l'on remarquait sur le bassin de l'Argens. Le cluster 2 présente les événements les moins variables spatialement au regard de ces mêmes indices, de faibles intensités et une répartition homogène ou centrée des pluies à la surface des bassins. La localisation des événements du cluster 1 semble assez similaire et les indices de variabilité montrent des événements variables (CV, Gini) mais moins intenses que ceux du troisième cluster. L'évolution du GOUE sur ce clustering montre que les clusters 1 et 3 présentent des valeurs semblables tandis que le cluster 2 présente une variabilité temporelle importante probablement influencée par la durée des événements. Ces événements sont variables temporellement avec de faibles intensités présentant ainsi des pluies à tendances stratiformes. Le premier cluster présente des événements aux caractéristiques généralement intermédiaires entre les clusters 2 et 3.

La figure 21 permet ainsi de différencier et regrouper des épisodes de pluies particuliers. Des événements compris notamment dans les clusters 1 et 3 plus précisément présentent des événements extrêmes des bassins du sud.

L'analyse des performances de simulations par cluster et par bassin versant est fournie section 3.2.2. Suites à différents soucis de modélisation, les simulations n'ont pu être réalisées qu'aux pas de temps 3-, 6-, 12- et 24h et avec une version globale et semi-distribuée (au maillage de 250- et 500 km²) du modèle GRSD.

3.2.2 Performances de simulations par typologie d'événements.

Les critères d'évaluation choisis sont calculés sur la période de validation des débits, après agrégation des sorties du modèle au pas de temps le plus large (journalier) pour permettre des comparaisons à différents pas de temps de modélisation, grâce à une référence commune. Dans cette section, les résultats sont présentés par cluster de type d'événement. La figure 22 fournit les résultats de simulation du critère de Volumetric Efficiency sur les trois clusters, aux différentes résolutions spatiales et temporelles des données en entrée du modèle (avec sorties agrégées en journalier). La palette de couleur est construite à partir des bornes du critère des trois clusters afin de rendre la comparaison entre clusters plus efficaces (ce stratagème sera répété sur les figures suivantes).

La figure 22a montre que le premier cluster présente de meilleurs résultats en affinant la résolution temporelle ($\overline{VE}_{24h} = 0,77$ et $\overline{VE}_{3h} = 0,87$). On observe aussi un gradient spatial montrant un gain de performance en affinant le modèle vers un maillage de 250 km², bien que cette tendance ne soit pas retrouvée à 24h. Le meilleur VE est obtenu aux résolutions spatiales et temporelles les plus fines. Le VE le plus élevé des trois clusters est observé sur ce groupe d'événements à 3h et au maillage de 250 km². La figure 22b montre que le deuxième cluster bénéficie d'un gain plus modéré que le premier en affinant les résolutions de modélisations de ce type d'événement (tendances stratiformes voir section 3.2.1). Un gain est observé en diminuant la résolution temporelle de 24 à 12h et en passant de la version globale du modèle à un maillage de 500 km². Comme aucun gain supplémentaire n'est observé en affinant les résolutions, la performance semble être bornée par ces résolutions 12h et 500 km². Le troisième cluster (figure 22c) dont les événements sont localisés, très intenses et variables spatialement montre un gradient temporel sur le modèle distribué qui n'est pas retrouvé avec le modèle global. Affiner la résolu-

tion spatiale entre la version globale et 500km² procure un gain significatif ($\overline{VE}_{global} = 0,71$ et $\overline{VE}_{500km} = 0,81$), en revanche affiner le modèle à un maillage de 250 km² n'apporte aucun gain supplémentaire. Une limite de performance semble atteinte en affinant la résolution spatiale du modèle semi-distribué.

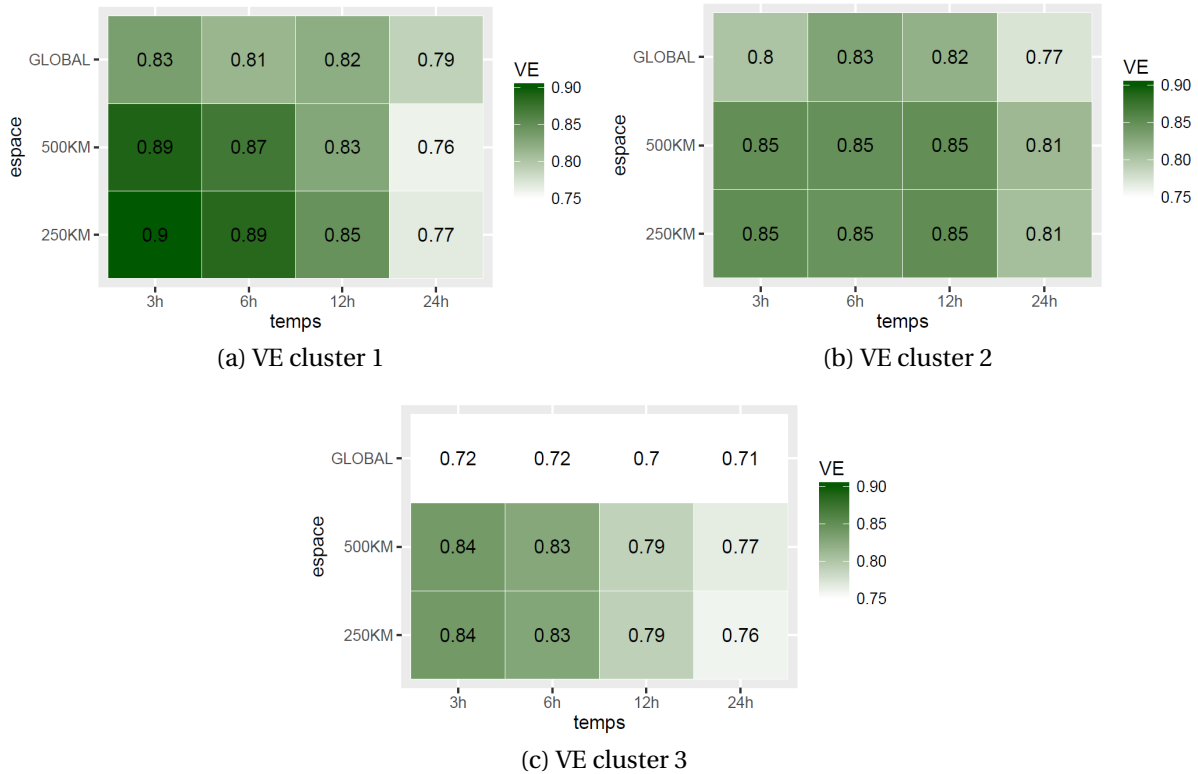


FIGURE 22 – Résultats du critère Volume Efficiency (VE) pour les trois clusters (valeurs médianes pour les trois groupes d'événements).

Les résultats obtenus par cluster sur le deuxième critère d'évaluation (le rapport des volumes) sont présentés figure 23. Les tendances observées sur le VE se retrouvent en partie avec ce critère. Le premier cluster (figure 23a) présente une rupture entre la version globale et 500 km², affiner la résolution spatiale procure un gain minime entre 500 et 250 km², mais soutient l'idée qu'un gradient spatial existe. En temporel, les résultats sont plus contrastés : le gain est le meilleur à la résolution la plus fine (3h), mais est assez bon à 24h aussi, le gradient temporel est moins visible ici. Le deuxième cluster présente, vis-à-vis du rapport des volumes (figure 23b), une certaine homogénéité des résultats avec les résolutions spatiales et temporelles. Les résultats sont acceptables aux différentes résolutions utilisées, on observe malgré tout les meilleures performances à 6 et 12h avec la version semi-distribuée du modèle. La figure 23c montre un gradient temporel aux trois résolutions spatiales qui est particulièrement accentué en global : le rapport des volumes est amélioré en affinant le pas de temps, ce qui n'était pas retrouvé avec le VE. Le seuil caractéristique de gains de performances observé entre le global et le semi-distribué est toujours observé et les meilleures résolutions sont obtenues entre 500 et 250 km² aux pas de temps des données compris entre 3 et 6h.

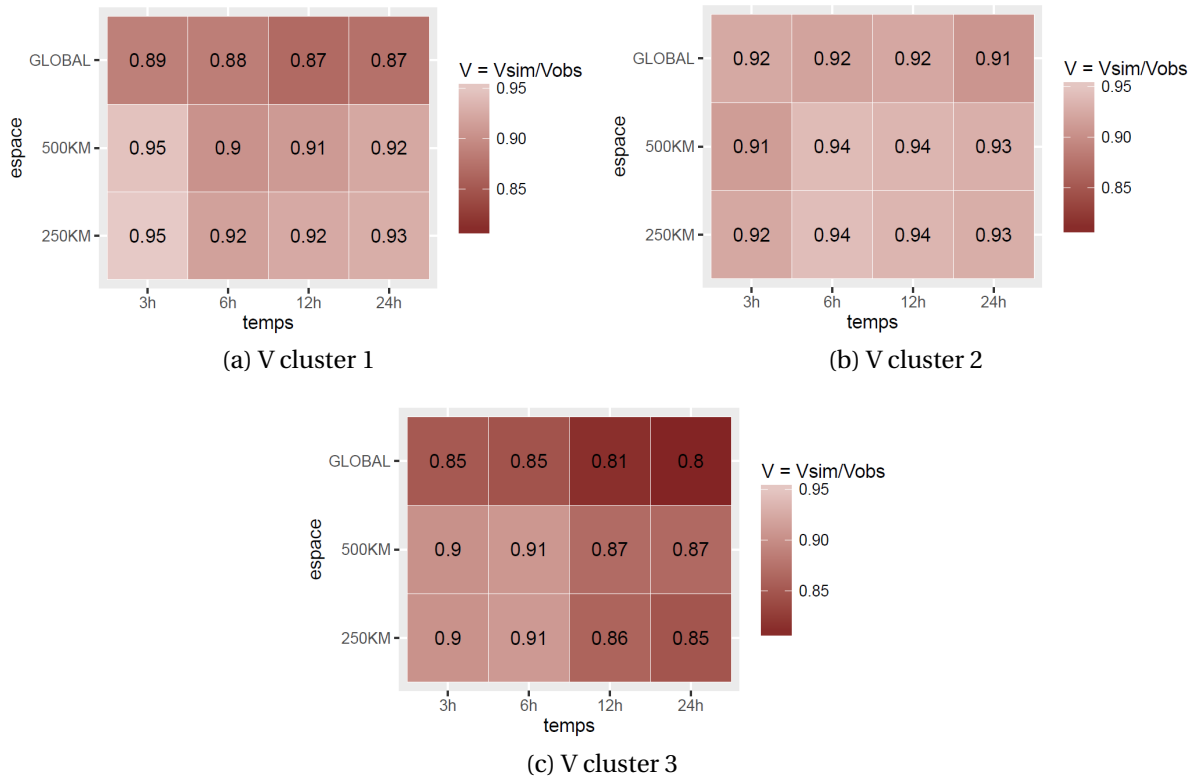


FIGURE 23 – Résultats du rapport $\frac{V_{sim}}{V_{obs}}$ (V) pour les trois clusters (valeurs médianes pour les trois groupes d'événements).

La figure 24 présente les résultats de l'erreur réalisée sur le débit maximum du pic de crue des simulations des clusters. Plus ce critère tend vers 0, mieux le pic est représenté. Le cluster 1 (figure 24a) présente ainsi de meilleurs résultats aux résolutions temporelles fines : à 3h, le débit maximum simulé est parfaitement représentatif du pic de crue observé en semi-distribué, mais aussi en global. On constate principalement sur cette figure un gradient temporel, mais pas de gradient spatial. Le modèle global à 24h fournit un résultat plutôt correct vis-à-vis du maximum de débit (sous-estimation de 8%). Le cluster 2 (figure 24b) présente des résultats corrects aux différentes résolutions employées. On constate un gain de performance de ce critère en affinant la résolution temporelle : le critère semble s'équilibrer avec la donnée temporelle, notamment à la résolution 250 km². Les résolutions 12h et global fournissent aussi un très bon résultat. Plus généralement, les résultats du dQ sont homogènes à un pas de temps inférieur à 24h. Sur le troisième cluster, on observe un gradient spatial et temporel, qui indique que le pic de crue est mieux représenté aux résolutions fines. On constate que le gain en spatial est important entre le modèle global et semi-distribué puis assez faible entre 500 et 250 km². La performance semble plus ou moins constante entre 3 et 6h en semi-distribué.

Le critère Δt_p indiquant le décalage entre le pic de crue simulé et observé est retrouvé fortement impacté par l'agrégation des sorties du modèle à la référence journalière. Pour rappel, les sorties du modèle sont toutes agrégées au pas de temps journalier. Sur l'ensemble des événements considérés, les simulations présentant un retard du pic de crue supérieur ou égal à un jour sont inexistantes aux résolutions spatiales et temporelles utilisées.

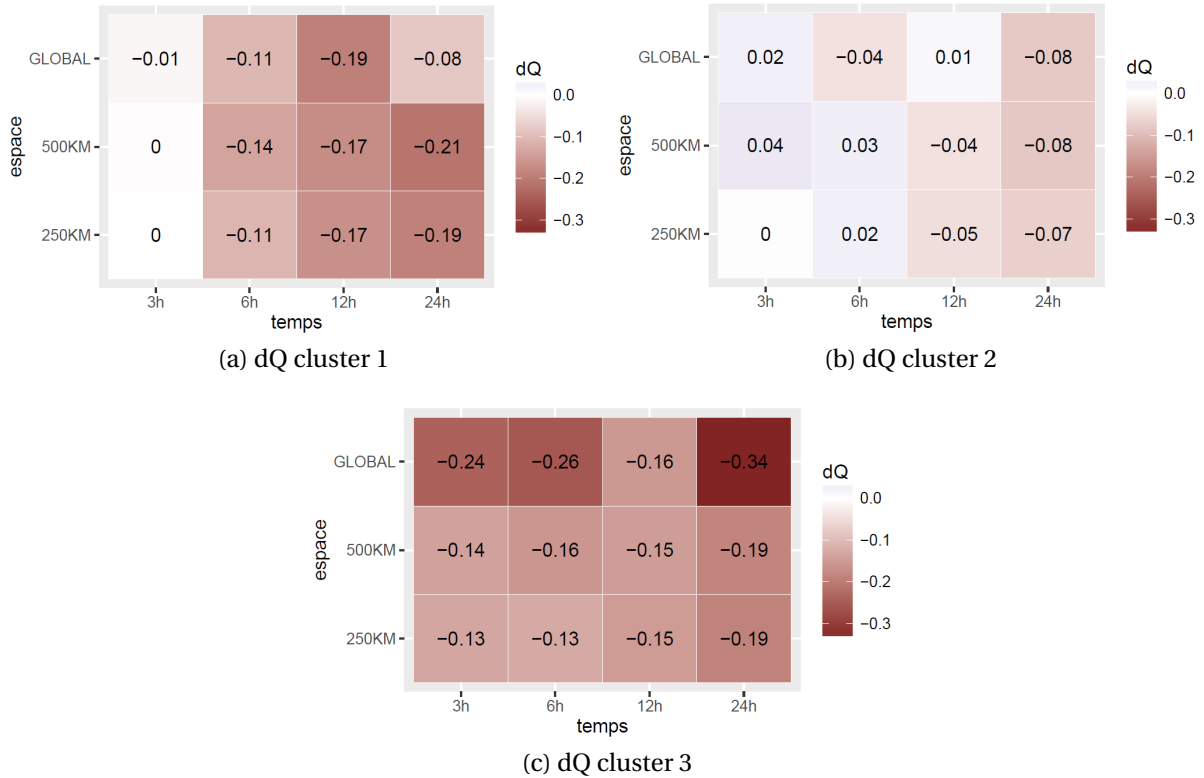


FIGURE 24 – Résultats du critère évaluant la reproduction du débit de pointe (dQ) pour les trois clusters (valeurs médianes pour les trois groupes d'événements).

3.2.3 Performances de simulations par bassins versants.

Après avoir regardé les résultats par type d'événements, une démarche identique est appliquée par bassin versant (figures 25 à 27). La figure 25a présente les résultats de VE sur le bassin de la Sarthe, les performances sont très bonnes aux différentes résolutions de modélisations et sont constantes avec les dimensions spatiales et temporelles des données. Le bassin de l'Aude (figure 25b) montre que sur ce bassin la modélisation des événements sélectionnés bénéficie d'une approche semi-distribuée : on observe un saut de la performance entre la résolution globale ($\overline{VE}_{global} = 0,72$) et 500 km² ($\overline{VE}_{500km} = 0,78$). En revanche, le gain de performances en affinant le maillage du modèle semi-distribué à 250 km² est nul. On observe avec le modèle semi-distribué un gradient temporel des performances qui tend à montrer que ce bassin bénéficie d'une résolution temporelle fine. Les meilleures performances sont obtenues en semi-distribué aux résolutions temporelles 3 et 6h. Le bassin de l'Argens (figure 25c) présente une tendance similaire au bassin de l'Aude. Les performances sont cependant plus élevées. On observe le gain de performance entre modèle global et semi-distribué, mais l'intérêt d'affiner la résolution spatiale du modèle semi-distribué apparaît nul. Un gain de performance entre 24 et 12h est aussi observé, les performances à un pas de temps d'agrégation inférieur à 12h sont constantes. Une limite du gain de performance semble être atteinte, avec le passage à un maillage de 500 km² et un pas de temps inférieur à 24h. Le modèle global réagit très peu à la dimension temporelle des données.

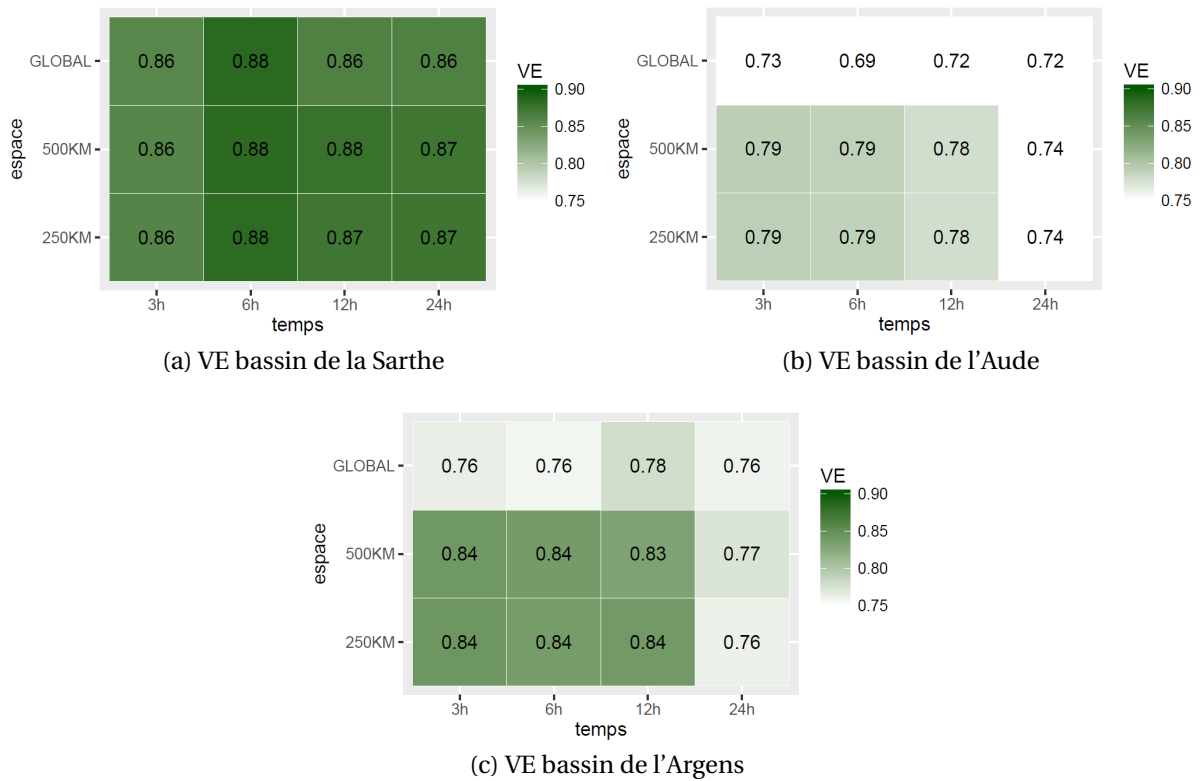


FIGURE 25 – Résultats du critère Volume Efficiency (VE) pour les trois bassins versants (valeurs médianes pour les trois groupes d'événements. Les bornes de la légende sont le VE min. et max. des trois bassins).

En ce qui concerne le rapport des volumes simulés et observés, la figure 26a décrit les performances en fonction des dimensions spatiales et temporelles du bassin de la Sarthe. Il est remarquable que les performances sur ce bassin sont très bonnes aux différentes résolutions utilisées. Les meilleures performances sont obtenues avec le modèle global aux pas de temps inférieur à 24h. Mais ce gain est assez faible par rapport aux autres résultats obtenus sur ce bassin. Le bassin de l'Aude présente des tendances similaires à celles obtenues avec le Volumetric Efficiency. Les performances bénéficient de l'utilisation du modèle semi-distribué. Le gain en passant avec un maillage plus fin (250 km²) est minime. On observe de plus un gradient temporel, qui tend à préconiser des résolutions temporelles fines sur ce bassin (le meilleur score est obtenu à 6h pour un maillage de 250 km²). La figure 26c montre que le rapport des volumes présente de bons scores de performances aux différentes résolutions spatiales et temporelles, le gain le plus important est retrouvé à 24h et au maillage de 250 km². Ce bassin présente un gradient spatial : à chaque résolution temporelle, le score de performance est amélioré en affinant le maillage.

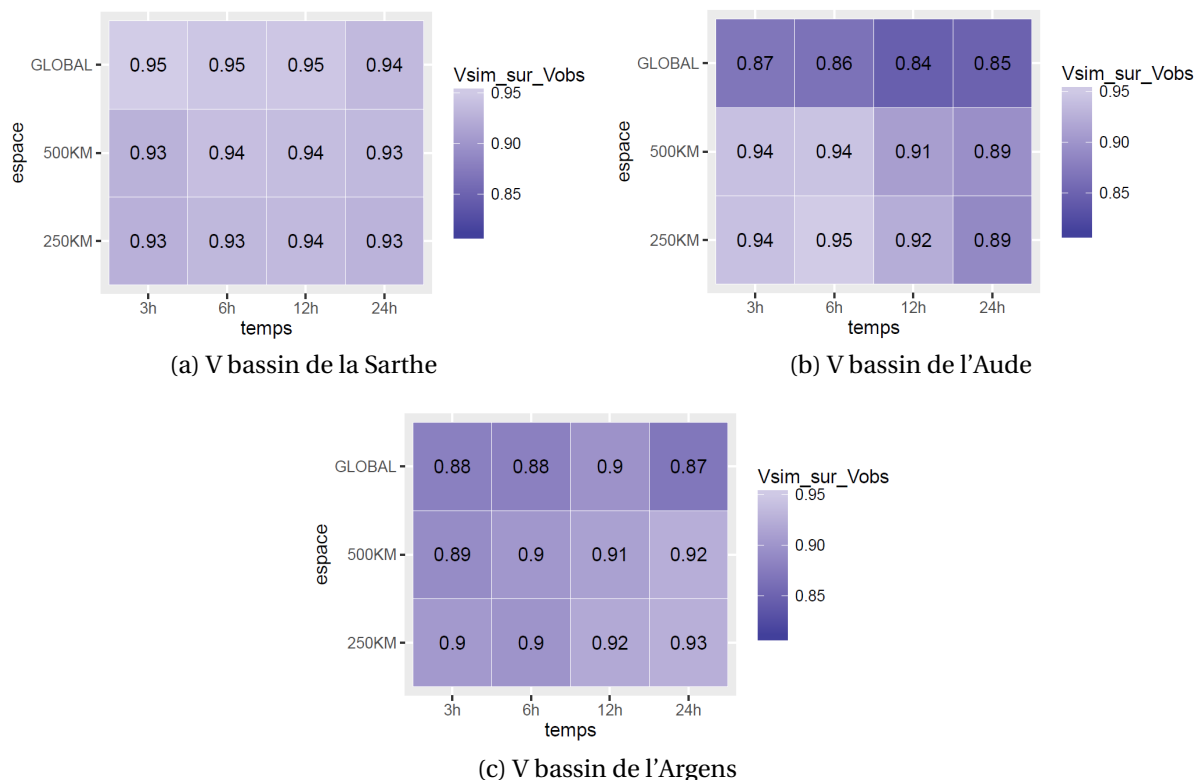


FIGURE 26 – Résultats du rapport $\frac{V_{sim}}{V_{obs}}$ (V) pour les trois bassins (valeurs médianes pour les trois groupes d'événements. Les bornes de la légende sont le V min. et max. des trois bassins).

Le critère évaluant le débit maximum de la crue est présenté figure 27. Le bassin de la Sarthe (figure 27a) montre que temporellement, le pic de crue est mieux représenté en conservant une information journalière. En affinant temporellement les données, une surestimation du pic de crue est induite. Spatialement, les performances de simulations ne sont pas améliorées au pas de temps 3 et 6h, mais l'utilisation d'un maillage plus fin aux résolutions temporelles grossières apparaît bénéfique. Cependant, l'erreur en global est une sous-estimation de 5% de la crue et semble satisfaisant. Sur le bassin de l'Aude (figure 27b), le critère est amélioré principalement par un gradient temporel en semi-distribué. Le modèle global présente des résultats plus ou moins constants en affinant la dimension temporelle des données. On constate une amélioration des performances avec l'utilisation du modèle semi-distribué qui préconise de discrétiser spatialement le bassin de l'Aude. La figure 27c présente les résultats en termes de dQ du bassin de l'Argens, on constate que le pic de crue est toujours sous-estimé par les modèles. Le plus mauvais score apparaît en global et à 24h, les simulations bénéficient peu de l'utilisation du modèle semi-distribué, en revanche un pas de temps inférieur à 24h semble nécessaire pour simuler les débits de pointes sur ce bassin.

Le critère Δt_p fournissant l'erreur temporelle sur la modélisation du pic de crue est là encore nul, indiquant que les pics de crue simulés ne présentent pas de retard (ou d'avance) supérieur ou égal à un jour par rapport à l'observation.

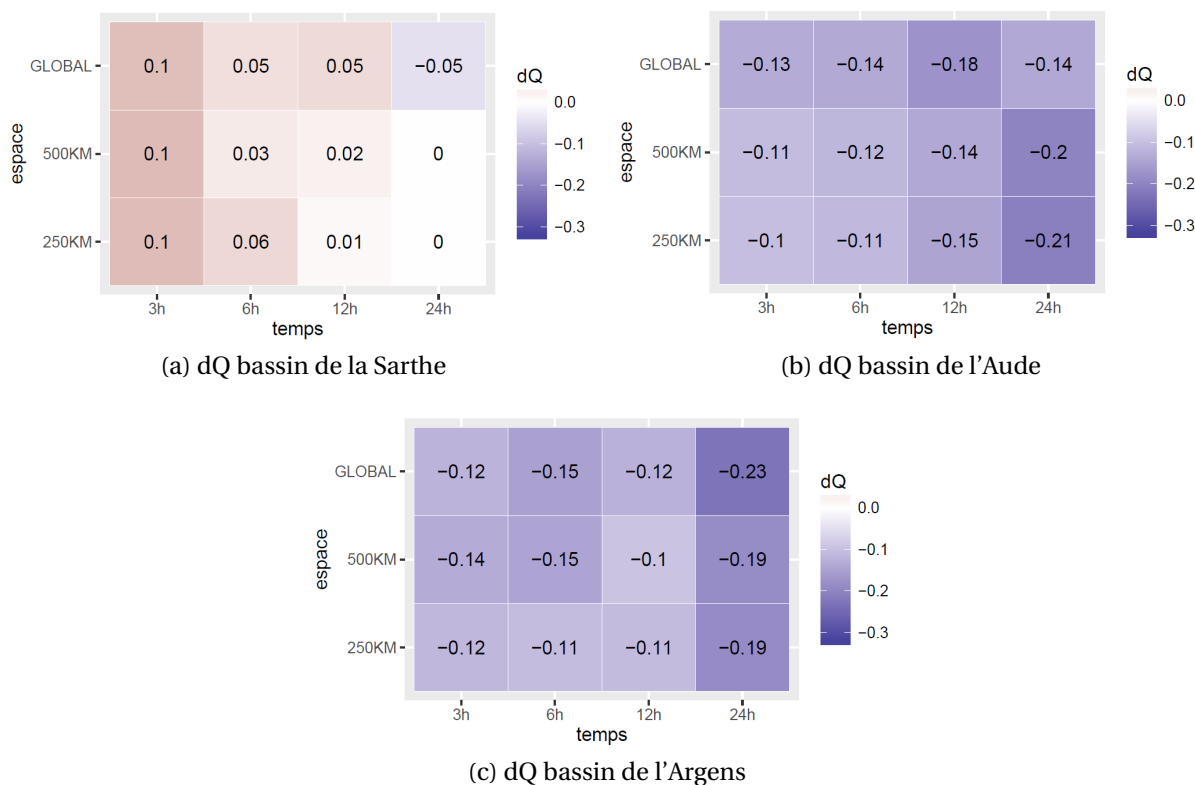


FIGURE 27 – Résultats du critère évaluant la reproduction du débit de pointe (dQ) pour les trois bassins (valeurs médianes pour les trois groupes d'événements. Les bornes de la légende sont le dQ min. et max. des trois bassins).

3.3 Discussions

Pour discuter des performances de simulations selon des résolutions spatio-temporelles, nous accorderons un poids supplémentaire aux résultats du Volumetric Efficiency. Il s'agit du critère le plus synthétisant, qui renseigne à la fois sur le volume et la dynamique des hydrogrammes.

Synthèse par type d'événement. L'analyse par cluster permet d'étudier les résolutions de modélisations à fournir en fonction du type d'événement. Vis-à-vis des critères d'évaluations des simulations, les trois clusters présentent des résultats différents. Le premier cluster présente un gradient spatial et temporel de performances : les événements que l'on a sélectionnés comme étant variable spatialement, d'intensité modérée et répartis sur l'ensemble des bassins, bénéficient d'un réel gain en affinant parallèlement les résolutions spatiales et temporelles. On constate donc ici une synergie à affiner ces deux résolutions. On préconise alors l'utilisation d'un modèle semi-distribué avec des données résolument fines temporellement en entrée de modélisation. Sur ce type d'événement, il semble que l'on gagne plus à affiner la résolution temporelle avec l'utilisation d'un modèle semi-distribué que spatiale et il serait intéressant d'analyser les résultats à des pas de temps inférieurs à 3h. Ce cluster présente les meilleurs résultats de performances (VE, V et dQ) et cela aux résolutions spatiales et temporelles les plus fines, ce qui est très encourageant.

Les événements que nous avons décrits comme stratiformes (cluster 2, voir section 3.2.1) présentent un gain de performances moins important que le premier cluster. Les différents cri-

tères d'évaluation montrent qu'à partir d'une certaine résolution spatio-temporelle le gain de performance devient négligeable et que l'on semble tendre vers des résolutions caractéristiques du comportement hydrologique des bassins en réponse à ce type d'événements. Les meilleures performances sont obtenues aux résolutions spatiales inférieures ou égales à 500 km² et à un pas de temps sous journalier (VE), en termes de volume, les pas de temps 6 et 12h semble mieux les représenter tandis que le dQ indique une amélioration aux résolutions spatio-temporelles les plus fines. Ces gains aux résolutions plus fines sont cependant minimes.

Le troisième cluster, qui regroupe les événements à tendances convectives, bénéficie particulièrement d'une approche semi-distribuée. Sur ce cluster, le critère de performances du VE général est le plus faible des trois clusters, mais on constate un gradient temporel avec le modèle semi-distribué qui indique que la performance s'améliore en affinant le pas de temps des données de pluies. Cette évolution de la performance est moins nette avec le rapport des volumes qui indique de meilleures simulations à 6h en semi-distribué, tandis que le dQ semble apprécier la diminution du pas de temps. En se focalisant sur le VE, on constate un certain seuil de performance à 500 km² pour 3h. Il serait intéressant sur ce cluster d'augmenter encore plus la résolution temporelle des pluies pour observer comment le modèle réagit. Le VE entre 6 et 3h et entre 500 et 250 km² semble indiquer que l'on s'approche d'une limite dans le gain de performance maximal, ce qui tend à préconiser ces résolutions pour la modélisation. Il apparaît cependant intéressant d'évaluer le gain de performance de ces événements convectifs à des résolutions spatiales beaucoup plus fines malgré l'observation de ce seuil.

Synthèse par bassins. L'analyse par bassin permet d'étudier les résolutions de modélisations à fournir en fonction des caractéristiques des bassins. Le bassin de la Sarthe présente des valeurs très homogènes des critères de performances en fonction de la résolution spatio-temporelle des pluies. Il s'agit du bassin sur lequel le VE est le plus important qu'elles que soient les résolutions utilisées. Le meilleur débit de pointe (dQ) est obtenu à la résolution 24h, mais est globalement bon. Ce bassin présente les événements les plus variables temporellement (GOUE), mais ne semble pas présenter d'amélioration des simulations en affinant le pas de temps de modélisation.

Le bassin de l'Aude bénéficie de l'approche semi-distribuée et on constate une synergie en affinant parallèlement les résolutions spatiales et temporelles selon les trois critères de performance (VE, V et dQ). Le VE semble constant en semi-distribué aux pas de temps inférieur à 12h. Le gain apporté par ce modèle est important puisque l'on constate une nette amélioration des simulations entre les résolutions globales et 500 km². Ce résultat apparaît logique puisque ce bassin présente des événements variables spatialement (I_{CV} , I_{Gini} , VG). Une limite du gain de performance est montrée en affinant le modèle semi-distribué temporellement, vis-à-vis du VE, mais le dQ est amélioré à la résolution la plus fine ce qui suggère que les meilleures performances de simulations sont atteintes (ou presque) sur ce bassin avec les résolutions les plus fines.

Le bassin de l'Argens présente des tendances de performances de simulations similaires à celles du bassin de l'Aude. Le critère du VE est cependant plus fort que le VE général de l'Aude. Le VE se rapproche, aux résolutions spatio-temporelles les plus fines, des scores très bons obtenus sur la Sarthe. Cela permet d'affirmer que les événements de ce bassin bénéficient aussi d'une synergie en affinant les résolutions spatio-temporelles des données. On constate sur ce bassin que la résolution temporelle de la donnée est importante ce qui semble logique pour simuler des événements souvent courts et intenses. Un seuil de performance semble pourtant être atteint en affinant les résolutions spatiales et temporelles à 6h et 500 km² sur ce bassin.

Quelles résolutions par cluster et par bassin ? Cette section a pour vocation de fournir un avis personnel sur les résolutions spatio-temporelles caractéristiques, permettant une simulation efficace des événements de crue, selon le type de pluie ou des comportements des bassins versants. D'après les résultats obtenus ci-dessus (section 3.3), les événements à tendances convectives, que l'on retrouve principalement dans le cluster 3 et dans une moindre mesure au sein du cluster 1, bénéficient d'une approche semi-distribuée. Les meilleurs résultats sont obtenus aux résolutions spatio-temporelles les plus fines sur le cluster 1 où une utilisation du modèle semi-distribué à 3h et au maillage de 250 km² semble s'imposer. Le cluster 3 semble avoir un gain limité aux résolutions les plus fines en ce qui concerne le VE, les autres critères n'étant que peu améliorés avec les résolutions spatiales et temporelles fines, donc une modélisation au pas de temps 3 ou 6 h et avec un maillage de 500 km² semble suffisante. Le deuxième cluster présentant les événements à tendance stratiforme présente de bons résultats aux différentes résolutions utilisées et l'emploi du modèle semi-distribué à la résolution 500 km² et au pas de temps 12h semblent suffisant. Dans un souci de coût numérique, une modélisation avec un modèle global et au pas de temps 6h, fournit des performances presque équivalentes. Dans une optique de prévision de crue, le modèle global à 12h fournit seulement 1% d'erreurs sur les pics de crue de ce type d'événement.

Sur le bassin de la Sarthe, le modèle global à la résolution temporelle journalière semble tout à fait acceptable pour simuler les événements de crue. Les bassins de l'Aude et de l'Argens bénéficient en revanche d'une approche semi-distribuée. Plus particulièrement, le bassin de l'Aude, aux résolutions spatio-temporelles les plus fines, présente les meilleures simulations de crue, tandis que pour le bassin de l'Argens, un maillage de 250 km², au pas de temps 12h apparaît comme suffisant.

Plus généralement, pour répondre à la question "est-il plus judicieux d'affiner une résolution plutôt qu'une autre?" : il a été constaté que le modèle semi-distribué apportait un gain de performances souvent significatif sur les simulations par rapport aux résultats en global, que ce soit en terme de type d'événement (sur les tendances convectives) ou par bassin (Aude et Argens). En revanche, augmenter la résolution spatiale du modèle semi-distribué s'est souvent conclu par un gain minime des performances (Argens). La résolution temporelle est en général montrée plus impactant sur les résultats de simulations avec le modèle semi-distribué (sur l'ensemble des clusters, sur l'Aude et l'Argens, mais faiblement sur le bassin de la Sarthe qui présente des performances constantes).

Faut-il préconiser une approche par type d'événements ou par bassins ? En analysant les changements de performances du modèle aux différentes résolutions, par type d'événement et par bassin, on peut constater que les plus grandes différences de performance sont obtenues sur les clusters (par exemple sur le cluster 1, $\Delta V E_{max} = 0,9 - 0,76 = 0,14$), ce qui tendrait à valider notre approche par type d'événements (plus que celui par bassin). Cependant, cette approche a pour limite de présenter un nombre (probablement) insuffisant d'événements dans les clusters 1 et 3, entraînant un biais sur les résultats de performances. Les conclusions apportées sur les résolutions caractéristiques de ces clusters méritent donc d'être potentiellement réenvisagées avec une étude plus approfondie (augmentation du nombre d'événements).

Emmanuel et al. (2012) préconise une étude de la variabilité spatiale des pluies des événements par bassin, dans le but d'établir des résolutions spécifiques permettant de capter la variabilité spatiale des pluies et ainsi obtenir la meilleure modélisation des débits des bassins. Notre approche par bassin fournit de bons résultats aussi et permet de conclure que les bassins méditerranéens, aux événements les plus intenses et variable spatialement, bénéficient fortement d'une approche semi-distribuée et de données à des pas de temps fins, tandis qu'affiner les réso-

lutions du bassin de la Sarthe ne présente pas de réel intérêt. Cette approche par bassin apparaît plus robuste du fait que le nombre d'événements par cluster soit insuffisant.

Conclusion et perspectives

Pour étudier l'impact des résolutions spatiales et temporelles des pluies sur la modélisation hydrologique nous avons choisi deux approches, une au regard des caractéristiques spatio-temporelles des événements de pluie, et une deuxième par bassin versant. Ces travaux ont donc nécessité la construction d'une base de données, à fournir en entrée de modélisation, qui a été mise en place sur trois bassins versants présentant des caractéristiques climatiques différentes. Trente événements de crue avec des caractéristiques différentes ont été sélectionnés sur les trois bassins pour évaluer l'importance des résolutions spatiales et temporelles en modélisation, sur différents types d'événements. Le modèle GR5, adapté à fonctionner à différents pas de temps, dans sa version globale et semi-distribuée, a permis d'analyser les performances de simulations à différentes résolutions spatiales (de l'échelle globale à une résolution de 250 km²) et temporelles (d'un pas de temps journalier à 3h). Cette étude se focalise sur des événements de crues dont les caractéristiques spatio-temporelles des précipitations sont distinguées à l'aide d'indices permettant de caractériser les événements par leur nature.

Les résultats de modélisation, obtenus avec différentes combinaisons de résolutions spatio-temporelles, apparaissent très différents selon le type de pluie ou les bassins versants. Notre approche par type de pluie mérite d'être réalisée avec un nombre d'événements plus conséquent pour valider nos résultats et conclusions. Toutefois, nos résultats sur 30 événements mettent en évidence des gains importants de performance de simulation, en affinant les résolutions spatiales et temporelles, sur les événements les plus variables spatialement et les plus intenses. Des synergies émergent en affinant parallèlement les résolutions spatiales et temporelles des précipitations en entrée de modèle hydrologique surtout sur des événements très variables et concentrés dans l'espace. Des conclusions similaires sont montrées sur les bassins méditerranéens soumis à des événements beaucoup plus courts, intenses et variables spatialement. Le bassin de la Sarthe, dont les événements sont plus longs et à tendance stratiforme, ne bénéficie pas de l'augmentation des résolutions spatio-temporelles des pluies.

Dans cette étude, les simulations initialement envisagées à la résolution temporelle 1h et en augmentant la résolution spatiale jusqu'à un maillage de 25 km² n'ont pas été regardées par limites de temps et restent à réaliser. Les gains de performance en affinant les résolutions spatiales et temporelles pourraient alors être montrés encore meilleurs. Pour valider notre approche par type d'événement, la multiplication des événements et des bassins serait aussi une perspective à approfondir.

Les travaux évaluant l'impact des combinaisons de résolutions spatiales et temporelles ne sont pas assez nombreux dans la littérature hydrologique à l'heure actuelle. Cette étude montre pourtant que des synergies existent en affinant ces résolutions, ce qui peut expliquer pourquoi des recherches passées, telles que celles menées par Lobligeois et al. (2014) en spatial ou Ficchi et al. (2016) en temporel, présentent des résultats contrastés. Cette étude présente donc des résultats encourageants pour les recherches futures, qui ouvrent des perspectives intéressantes, en particulier pour leur intérêt opérationnel dans le cadre de la prévision des crues.

Annexes

pd agrégation	BV	n° event	I_L_Smith	I_L_Emanuel (HG)	I_M_Zocatelli	I_CV	I_GINI	I_var_Emanuel (VG)	I_sp_2.5	P90/P10
1h	M0680610	1	0,985	-0,01	4272,033	0,869	0,397	0,177	0,078	8,031
1h	M0680610	2	1,014	0,025	4705,405	1,178	0,521	0,228	0,097	11,643
1h	M0680610	3	1,003	0,008	5788,105	0,885	0,416	0,154	0,116	8,428
1h	M0680610	4	0,976	-0,017	1121,758	0,912	0,434	0,18	0,039	7,462
1h	M0680610	5	0,955	-0,028	1983,228	0,95	0,466	0,168	0,121	11,295
1h	M0680610	6	0,932	-0,048	4066,224	0,754	0,366	0,17	0,066	5,939
1h	M0680610	7	0,994	0,003	2571,27	0,604	0,315	0,109	0,195	6,936
1h	M0680610	8	0,994	-0,002	5728,964	0,902	0,442	0,147	0,117	10,613
1h	M0680610	9	1,023	0,018	7697,691	0,79	0,398	0,192	0,113	9,359
1h	M0680610	10	0,985	-0,007	6096,992	0,936	0,442	0,159	0,069	8,321
1h	Y1612020	1	0,909	-0,093	115,287	1,263	0,592	0,261	0,274	27,94
1h	Y1612020	2	0,737	-0,226	-158,057	1,077	0,537	0,323	0,273	22,174
1h	Y1612020	3	0,933	-0,065	-665,663	0,732	0,367	0,146	0,668	8,972
1h	Y1612020	4	1,135	0,143	-207,164	1,084	0,529	0,222	0,117	14,22
1h	Y1612020	5	1,031	0,037	535,82	0,739	0,383	0,149	0,284	8,449
1h	Y1612020	6	1,034	0,063	1 867,41	1,009	0,489	0,172	0,359	13,513
1h	Y1612020	7	0,898	-0,078	-791,223	0,934	0,394	0,199	0,333	8,056
1h	Y1612020	8	1,026	0,034	-1 006,59	0,766	0,379	0,155	0,322	6,91
1h	Y1612020	9	0,966	0,003	-706,357	0,917	0,452	0,216	0,412	11,728
1h	Y1612020	10	1,027	0,029	-466,127	0,942	0,4	0,163	0,38	8,211
1h	Y5312010	1	0,823	-0,176	-965,884	0,918	0,464	0,262	0,759	33,348
1h	Y5312010	2	0,997	-0,001	-779,066	0,835	0,409	0,186	0,626	12,384
1h	Y5312010	3	0,954	-0,048	-594,293	0,808	0,406	0,195	0,483	11,396
1h	Y5312010	4	0,96	-0,043	-886,801	0,854	0,417	0,222	0,483	16,686
1h	Y5312010	5	0,956	-0,045	-156,162	0,749	0,391	0,186	0,493	11,848
1h	Y5312010	6	0,95	-0,052	-2 297,51	0,869	0,376	0,175	0,641	13,117
1h	Y5312010	7	0,997	-0,006	-1 378,06	0,628	0,328	0,137	0,33	6,329
1h	Y5312010	8	0,957	-0,038	-1 186,96	0,827	0,42	0,182	0,423	10,461
1h	Y5312010	9	0,914	-0,11	-2 712,94	0,828	0,416	0,212	0,628	27,408
1h	Y5312010	10	0,878	-0,082	-53,455	1,519	0,557	0,309	0,484	39,224

FIGURE 28 – Descriptions des événements sélectionnés (au pas de temps 1h) sur les trois bassins versants de l'étude à l'aide des indices de variabilité des pluies (définis section 2.3). En vert, apparaît les indices à la plus forte valeur par bassin et en jaune, la plus faible.

Références

- Andréassian, V., Oddos, A., Michel, C., Anctil, F., Perrin, C., and Loumagne, C. (2004). Impact of spatial aggregation of inputs and parameters on the efficiency of rainfall-runoff models : A theoretical study using chimera watersheds. *Water Resources Research*, 40(5) :W052091–W052099.
- Bastola, S. and Murphy, C. (2013). Sensitivity of the performance of a conceptual rainfall-runoff model to the temporal sampling of calibration data. *Hydrology Research*, 44(3) :484–494.
- Baudez, J. C., Loumagne, C., Michel, C., Palagos, B. and Gomendy, V., and Bartoli, F. (1999). modélisation hydrologique et hétérogénéité spatiale des bassins. *Etude et Gestion des Sols*, 6, 4 :165–184.
- Bell, V. A. and Moore, R. J. (2000). The sensitivity of catchment runoff models to rainfall data at different spatial scales. *Hydrology and Earth System Sciences*, 4(4) :653–667.
- Bendel, R. B., Higgins, S. S., Teberg, J. E., and Pyke, D. A. (1989). Comparison of skewness coefficient, coefficient of variation, and gini coefficient as inequality measures within populations. *Oecologia*, 78 :384 – 400.
- Berne, A., Delrieu, G., and Boudevillain, B. (2009). Variability of the spatial structure of intense mediterranean precipitation. *Advances in Water Resources*, 32(7) :1031–1042.
- Borga, M., Gaume, E., Creutin, J., and Marchi, L. (2008). Surveying flash floods : Gauging the ungauged extremes. *Hydrological Processes*, 22(18).
- Champeaux, J.-L., Dupuy, P., Laurantin, O., Soulan, I., Tabary, P., and Soubeyroux, J.-M. (2009). Les mesures de précipitations et l'estimation des lames d'eau à météo-france : état de l'art et perspectives. *La Houille Blanche*, 5 :28 – 34.
- Criss, R. and Winston, W. (2008). Do nash values have value? discussion and alternate proposals. *Hydrological Processes*, 22 :2723 – 2725.
- Delrieu, G., Ducrocq, V., Gaume, E., Nicol, J., Payrastre, O., Yates, E. and Kirstetter, P.-E., Andrieu, H., Ayrat, P.-A., Bouvier, C., Creutin, J.-D., Livet, M., Anquetin, S., Lang, M., Neppel, L., Obled, C., Parent-Du-Châtelet, J., Saulnier, G.-M., Walpersdorf, A., and Wobrock, W. (2005). The catastrophic flash-flood event of 8-9 september 2002 in the gard region, france : A first case study for the cévennes-vivarais mediterranean hydro-meteorological observatory. *Journal of Hydrometeorology*, 6(1) :34–52.
- Emmanuel, I. (2012). *Evaluation de l'apport de la mesure de pluie par radar météorologique pour la modélisation pluie-débit de petits bassins versants*. Phd thesis, Ecole Centrale de Nantes.
- Emmanuel, I., Andrieu, H., Leblois, E., and Flahaut, B. (2012). Temporal and spatial variability of rainfall at the urban hydrological scale. *Journal of Hydrology*, 430–431 :162–172.
- Emmanuel, I., Andrieu, H., Leblois, E., and Janey, N. (2016). Influence de la variabilité spatiale des champs pluvieux sur la modélisation pluie-débit de petits bassins versants : une approche par simulation. *La Houille Blanche*, 2 :47 – 55.
- Emmanuel, I., Andrieu, H., Leblois, E., Janey, N., and Payrastre, O. (2015). Influence of rainfall spatial variability on rainfall-runoff modelling : Benefit of a simulation approach? *Journal of Hydrology*, 531, Part 2 :337 – 348.
- Ficchi, A., Perrin, C., and Andréassian, V. (2016). Impact of temporal resolution of inputs on hydrological model performance : An analysis based on 2400 flood events. *Journal of Hydrology*, 538 :454 – 470.
- Gabellani, S., Boni, G., Ferraris, L., von Hardenberg, J., and Provenzale, A. (2007). Propagation of uncertainty from rainfall to runoff : A case study with a stochastic rainfall generator. *Advances in Water Resources*, 30(10) :2061 – 2071.
- Gastwirth, J. (1972). The estimation of the lorenz curve and gini index. *The Review of Economics and Statistics*, 54(3) :306 – 316.
- Gupta, Hoshin, V., Kling, H., Koray, K., Yilmaz, and Martinez, G. F. (2009). Decomposition of the mean squared error and nse performance criteria : Implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, 377(1 - 2) :80 – 91.
- Hamlin, M. (1983). The significance of rainfall in the study of hydrological processes at basin scale. *Journal of Hydrology*, 65 :73 – 94.
- Hughes, D. (1993). Variable time intervals in deterministic hydrological models. *Journal of Hydrology*, 143(3) :217 – 232.
- Ichikawa, Y., Tachikawa, Y., Hori, T., Takura, K., and Shiiba, M. (2002). Investigation of rainfall spatial variation scale to be considered in runoff simulation using distributed model and radar data. *J. Hydraul Engng JSCE*, 46 :133–138.
- Ishidaira, H., Takeuchi, K., Xu, Z., Ao, T., Magome, J., and Kudo, M. (2003). Effect of spatial and temporal resolution of precipitation data on the accuracy of long-term runoff simulation. *IAHS-AISH Publication*, (282) :186–193.

- Kavetski, D., Fenicia, F., and Clark, M. P. (2011). Impact of temporal data resolution on parameter inference and model identification in conceptual hydrological modeling : Insights from an experimental catchment. *Water Resources Research*, 47(5).
- Klemes, V. (1986). Operational testing of hydrologic simulation models. *Hydrological Sciences Journal*, 31 :13–24.
- Krajewski, W. F., Lakshmi, V., Georgakakos, K. P., and Jain, S. C. (1991). A monte carlo study of rainfall sampling effect on a distributed catchment model. *Water Resources Research*, 27(1) :119–128.
- Laurantin, O. (2008). Antilope : hourly rainfall analysis merging radar and raingauges data. In *Weather Radar and Hydrology Conference*.
- Le Moine, N. (2008). *Le bassin versant de surface vu par le souterrain : une voie d'amélioration des performances et du réalisme des modèles pluie-débit?* PhD thesis, University Pierre et Marie Curie, Paris, France.
- Lobligeois, F. (2014). *Mieux connaître la distribution spatiale des précipitations améliore-t-il la modélisation des crues? Diagnostic sur 181 bassins versants français.* PhD thesis, Ecole doctorale Géosciences et Ressources Naturelles.
- Lobligeois, F., Andréassian, V., Perrin, C., Tabary, P., and 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.
- Milanovic, B. (1997). A simple way to calculate the gini coefficient, and some implications. *Economic Letters*, 56(1) :45 – 49.
- Obled, C., Wendling, J., and Beven, K. (1994). The sensitivity of hydrological models to spatial rainfall patterns : an evaluation using observed data. *Journal of Hydrology*, 159(1-4) :305–333.
- Obled, C., Zin, I., and Hingray, B. (2009). Optimal space and time scales for parsimonious rainfall-runoff models. *Houille Blanche*, (5) :81–87.
- Oudin, L., Andréassian, V., Perrin, C., and Anctil, F. (2004). Locating the sources of low-pass behavior within rainfall-runoff models. *Water Resources Research*, 40(11) :W1110101–W1110114.
- Oudin, L., Hervieu, F., Michel, C., Perrin, C., Andréassian, V., Anctil, F., and Loumagne, C. (2005). Which potential evapotranspiration input for a lumped rainfall-runoff model? part 2 - towards a simple and efficient potential evapotranspiration model for rainfall-runoff modelling. *Journal of Hydrology*, 303 :290 – 306.
- Oudin, L., Perrin, C., Mathevet, T., Andréassian, V., and Michel, C. (2006). Impact of biased and randomly corrupted inputs on the efficiency and the parameters of watershed models. *Journal of Hydrology*, 320(1–2) :62 – 83.
- Patil, S. D., Wigington, P. J., Leibowitz, S. G., Sproles, E. A., and Comeleo, R. L. (2014). How does spatial variability of climate affect catchment streamflow predictions? *Journal of Hydrology*, 517 :135–145.
- Pessoa, M., Bras, R., and Williams, E. (1993). Use of weather radar for flood forecasting in the sieve river basin : a sensitivity analysis. *Journal of Applied Meteorology*, 32(3) :462–475.
- Smith, M., Koren, V., Zhang, Z., Moreda, F., Cui, Z., Cosgrove, B., Mizukami, N., Kitzmiller, D., Ding, F., Reed, S., Anderson, E., Schaake, J., Zhang, Y., Andréassian, V., Perrin, C., Coron, L., Valéry, A., Khakbaz, B., Soroooshian, S., Behrangi, A., Imam, B., Hsu, K.-L., Todini, E., Coccia, G., Mazzetti, C., Andres, E. O., Francés, F., Orozco, I., Hartman, R., Henkel, A., Fickenscher, P., and Staggs, S. (2013). The distributed model inter-comparison project – phase 2 : Experiment design and summary results of the western basin experiments. *Journal of Hydrology*, 507 :300–329.
- Smith, M. B., Koren, V. I., Zhang, Z., Reed, S. M., Pan, J. J., and Moreda, F. (2004). Runoff response to spatial variability in precipitation : An analysis of observed data. *Journal of Hydrology*, 298(1-4) :267–286.
- Veysseyre, R. (2014). *Statistique et probabilités pour l'ingénieur.* L'Usine Nouvelle, Dunod, 3ème edition. 400 p.
- Viglione, A., Chirico, G. B., Komma, J., Woods, R., Borga, M., and Blöschl, G. (2010). Quantifying space-time dynamics of flood event types. *Journal of Hydrology*, 394(1–2) :213 – 229.
- Wang, Y., He, B., and Takase, K. (2009). Effects of temporal resolution on hydrological model parameters and its impact on prediction of river discharge. *Hydrological Sciences Journal*, 54(5) :886–898.
- Zoccatelli, D., Borga, M., Viglione, A., Chirico, G. B., and Blöschl, G. (2011). Spatial moments of catchment rainfall : Rainfall spatial organisation, basin morphology, and flood response. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(12) :3767–3783.
- Zoccatelli, D., Borga, M., Zanon, F., Antonescu, B., and Stancalie, G. (2010). Which rainfall spatial information for flash flood response modelling? a numerical investigation based on data from the carpathian range, romania. *Journal of Hydrology*, 394(1 - 2) :148 – 161.

Résumé

Cette étude a pour vocation d'étudier l'impact du changement des combinaisons de résolutions spatiales et temporelles des données de précipitations sur les simulations d'un modèle hydrologique. Ce travail se focalise sur 30 événements de crues répartis sur trois bassins versants français de superficies comprises entre 2514 et 7523 km². Les données utilisées comprennent les séries de précipitation à 1h et 1 km² (Antilope, Météo-France), les débits au pas de temps variable (Banque-Hydro, SCHAPI), et la température journalière (SAFRAN, Météo-France) est utilisée pour calculer l'évapotranspiration potentielle. Dix indices différents sont utilisés pour explorer certaines caractéristiques spatio-temporelles des événements de précipitation, afin de préconiser dans quels contextes (types d'événements et de bassins) des résolutions plus fines devraient améliorer les résultats de simulation de modèles hydrologiques. Ces indices caractérisent la variabilité spatiale, la localisation, le mouvement, l'intensité et la variabilité temporelle des événements pluvieux. En plus de certains indices déjà utilisés dans la littérature hydrologique (comme l'indice de variabilité spatiale proposé par Smith et al. (2004)), nous proposons de nouveaux indices pour ce contexte, comme l'indice de Gini (généralement appliqué en économie). Une analyse critique et comparative de tous ces indices est effectuée en utilisant des données de précipitation agrégées à différents pas de temps (1, 3, 6, 12 et 24 h). Cette analyse a le mérite de montrer les limites de certains de ces indices, grâce à la comparaison entre différents pas de temps, événements et bassins. Comme la variabilité des caractéristiques spatiales et temporelles des événements de pluie s'avère également importante au sein d'un même bassin versant, il est choisi de regrouper les événements présentant des caractéristiques similaires par des techniques de clustering, pour analyser la performance du modèle par type d'événement. L'analyse est cependant aussi menée par bassin. Pour réaliser les simulations de débit, nous avons utilisé le modèle global GR5 et sa version semi-distribuée (GR-SD) avec un maillage de 500 et 250 km² pour obtenir des simulations au pas de temps journalier et sous-journalier (12-, 6- et 3-h). Les performances de simulation sont évaluées avec des critères adaptés aux événements courts : évaluation du pic, volume de crue et dynamique du débit. Ces performances sont montrées sensiblement améliorées avec des résolutions plus fines sur les événements à tendances convectives pour lesquels on peut constater une synergie en affinant les résolutions spatiales et temporelles des données d'entrée de modélisation. Les bassins méditerranéens, alimentés principalement par des précipitations à tendances convectives, bénéficient de l'augmentation des résolutions spatiales et temporelles des pluies. Ces résultats encourageants suggèrent que, dans le contexte de la prévision de crue, notamment pour des bassins rapides soumis à des événements intenses, un gain significatif de la performance du modèle peut être attendu en affinant simultanément les résolutions spatiales et temporelles des précipitations.