

GARNIER Sacha
Master 2 EAU – Parcours HYDRE

Université de Montpellier 2
Faculté des sciences



RAPPORT DE STAGE DU 5 MARS 2018 AU 31 AOUT 2018

EVALUATION DE LA QUALITE DES PREVISIONS SAISONNIERES DE PLUIES, DE TEMPERATURES ET DEBITS EN FRANCE

Sous la direction de Maria-Helena Ramos et de Manon Cassagnole
(IRSTEA, UR HYCAR, Antony)

Antony, 31 août 2018

Remerciements :

Je tiens à remercier Maria-Helena Ramos, chargée de recherche en hydrométéorologie et en prévision d'ensemble et tutrice du stage, pour son accueil et ses conseils ainsi que pour m'avoir proposé ce sujet de stage.

Je tiens à remercier Manon Cassagnole, doctorante en analyse de la relation entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique dans le secteur hydroélectrique et cotutrice du stage, pour son accueil et son aide.

Je tiens à remercier Olivier Delaigue, Ingénieur d'études en Base de données, statistique et en Système d'Information Géographique, pour sa formation au logiciel Rstudio.

Je tiens à remercier Pierre Nicolle, ingénieur d'études dans l'évaluation de la ressource en eau, pour son aide au traitement de données sur le logiciel Rstudio et l'utilisation du logiciel PREMHYCE.

Je remercie toute l'équipe IRSTEA d'Antony pour leur accueil et leur bonne humeur.

La structure d'accueil de mon stage est l'Institut national de Recherche en Sciences et Technologies pour l'Environnement et l'Agriculture. IRSTEA est un EPST (Établissement Public à caractère Scientifique et Technologique) qui contribue à la recherche scientifique dans les domaines de l'ingénierie environnementale et agricole. Les recherches ont pour but d'apporter une aide concrète à des organismes publics, mais aussi parfois privés. Mon stage s'est déroulé sur le site d'Antony, dans le département Eaux, au sein de l'équipe « Hydrologie des bassins versants » (HYDRO) de l'unité de recherche HYCAR (Hydrosystèmes Continentaux Anthropisés : Ressources, Risques, Restauration). L'équipe HYDRO mène des recherches sur l'hydrologie des bassins versants, la prévision des ressources en eaux et des événements extrêmes et l'impact du changement climatique. Les détails des activités de l'équipe sont sur le site internet : <https://webgr.irstea.fr/>. L'organigramme d'IRSTEA est présenté en annexe 1.

Table des matières

I.	Contexte de l'étude	11
II.	Introduction.....	13
II.1.	Les prévisions saisonnières en hydrométéorologie et leur bénéfice.....	13
II.2.	Les méthodes de prévision saisonnière	14
II.3.	Les contraintes des prévisions saisonnières.....	15
II.4.	Problématique.....	16
II.5.	Objectifs de l'étude.....	16
III.	Données à disposition et modèle hydrologique utilisé	19
III.1.	III.1. Prévisions SEAS5	19
III.2.	Données SAFRAN.....	19
III.3.	Données de débit.....	21
III.4.	Bassins versants d'étude	21
III.5.	Structure du modèle hydrologique GR6J.....	24
III.6.	Calage et validation du modèle GR6J.....	26
III.7.	Prévision des débits.....	26
IV.	Méthode d'évaluation de la qualité (scores)	29
IV.1.	Scores appliqués aux prévisions du système SEAS 5 et GR6J.....	29
IV.1.a.	Biais	29
IV.1.b.	RMSE	30
IV.1.c.	Coefficient de corrélation de Pearson.....	30
IV.1.d.	Normalisation des scores	31
IV.1.e.	Le score de compétence.....	31
IV.2.	Scores appliqués aux sorties du modèle hydrologique GR6J	31
IV.2.a.	Critère de Nash (NSE).....	31
IV.2.b.	Critère de Kling-Gupta (KGE)	32
IV.2.c.	RMSE sur les débits	32
V.	Résultats.....	33
V.1.	Exemple de prévisions météorologiques SEAS5 sur la France.....	33
V.2.	Qualité de la prévision mensuelle de précipitations de SEAS5.....	35
V.2.a.	Biais des précipitations prévues	35
V.2.b.	RMSE des précipitations prévues	38
V.2.c.	Corrélation entre précipitations prévues et observées.....	39
V.2.d.	Conclusion sur la qualité des précipitations mensuelles prévues par SEAS5 sur la France	40

V.3.	Qualité de la prévision mensuelle des températures de SEAS5	40
V.3.a.	Biais des températures prévues	40
V.3.b.	RMSE des températures prévues.....	42
V.3.c.	Corrélation entre températures prévues et observées	42
V.4.	Qualité des simulations et des prévisions de débit GR6J	43
V.4.a.	Qualité des simulations en calage	43
V.4.b.	Exemple de prévisions du modèle hydrologique GR6J	46
V.4.c.	RMSE des prévisions de débits	47
V.4.d.	Score de compétence sur les prévisions de débits	49
V.4.a.	Conclusion sur le calage du modèle GR6J et la qualité des prévisions de débits 49	
VI.	Conclusions générales et perspectives	51
VII.	Références bibliographiques	53
VIII.	Annexes.....	57

Liste des figures

Figure 1 - Principe de la méthode ESP de prévision hydrologique	15
Figure 2 - Prévision initialisée le 01/01/1981 pour : à gauche, le cumul des précipitations pour le mois de janvier 1981, donnée par la moyenne des 25 membres SEAS5 pour la France ; à droite, prévision du cumul de précipitation mensuel de chaque membre (en rouge) et leur moyenne (en vert) sur un pixel donné, valable pour les 7 mois de prévision à venir, à partir de la date d'initialisation.	19
Figure 3 - Cumul annuel des précipitations SAFRAN (en mm) en France sur la période 1981-2015	20
Figure 4 - Précipitations mensuelles en France, d'après la réanalyse SAFRAN sur la période 1981-2015.....	20
Figure 5 - Localisation des 21 bassins versants d'étude triés par ordre croissant de surface ..	22
Figure 6 - Régime hydrologique des 21 bassins versants de l'étude, regroupés en trois types de régime. Chaque courbe représente le débit mensuel par mois de l'année relatif à la moyenne interannuelle par bassin versant.....	23
Figure 7 - Structure du modèle GR6J – modifié à partir de Pushpalatha (2011). Le modèle est composé de 3 réservoirs, représentés en bleu, et deux fonctions de décalage temporaire, représentées par les courbes HU1 et HU2. Le modèle a six paramètres de calage, représentés par X1 à X6.	25
Figure 8 - Cumuls mensuels des précipitations prévues (en mm) sur la France pour les mois d'initialisation de janvier, avril, juillet et octobre (en lignes) et pour les échéances de 1,3 et 6 mois (en colonnes). Pour chaque mois d'initialisation et échéance, les cumuls sont moyennés sur 35 années de prévisions SEAS5 (1981-2016).	34
Figure 9 - Cumuls mensuels des précipitations prévues (en mm) sur la France par SEAS5 pour le mois cible de septembre en fonction du mois d'initialisation : à gauche, initialisations au mois d'avril (c.-à-d., à 6 mois d'anticipation) ; au centre, initialisations au mois de juin (c.-à-d., à 4 mois d'anticipation) et à droite, initialisations au mois de septembre (c.-à-d., à 1 mois d'anticipation).....	35
Figure 10 - Biais des prévisions de précipitation SEAS5 sur la France (en mm) par mois cible (en ordonnée) et selon les échéances (en abscisse).	35
Figure 11 - Biais normalisés des prévisions de précipitation SEAS5 sur la France (en %) par mois cible (en ordonnée) et selon les échéances (en abscisse). Les biais ont été normalisés par rapport à la climatologie du mois cible (moyenne des précipitations observées sur la période d'évaluation).....	36
Figure 12 - Comparaison des scores de biais des prévisions de précipitations (en mm) de SEAS5 sur deux cartes de France pour : à gauche, le mois cible de février et l'échéance 1 mois avec un score de biais médian relativisé à la climatologie de 3,4 % et, à droite, le mois cible d'août et l'échéance de 5 mois avec un score de biais médian relativisé à la climatologie de -33,4 %	37
Figure 13 – Boîte à moustaches du biais normalisé moyen des précipitations prévues par SEAS5 (médiane sur les pixels en France) pour l'ensemble des mois de l'année par échéance et tous mois cibles confondus (à gauche) et par mois cible et échéances 2 à 7 mois confondues (à droite).La moyenne des résultats est représentée en rouge.	38
Figure 14 - Ecart type des biais des précipitations par mois cible des échéances 2 à 7 du biais normalisé des précipitations SEAS5 sur la France.....	38

Figure 15 - RMSE normalisé moyen des précipitations prévues par SEAS5 (médiane sur les pixels en France) par échéance et tous mois cibles confondus (à gauche) et par mois cible et échéances 2 à 7 mois confondus (à droite).....	39
Figure 16 - Coefficient de Pearson moyen normalisé des précipitations prévues par SEAS5 (médiane sur les pixels en France) par échéance et tous mois cibles confondus (à gauche) et par mois cible et échéances 2 à 7 mois confondus (à droite).	39
Figure 17 - Boîte à moustaches du biais normalisé moyen des températures prévues par SEAS5 (médiane sur les pixels en France) pour l'ensemble des mois de l'année par échéance et tous mois cibles confondus (à gauche) et par mois cible et échéances 2 à 7 mois confondus (à droite). La moyenne des résultats est représentée en rouge.....	41
Figure 18 - Ecart type des températures par mois cible des échéances 2 à 7 du biais normalisées prévisions SEAS5 sur la France	41
Figure 19 - RMSE normalisé moyen des températures prévues par SEAS5 (médiane sur les pixels en France) par échéance et tous mois cibles confondus (à gauche) et par mois cible et échéances 2 à 7 mois confondus (à droite).....	42
Figure 20 - Coefficient de Pearson moyen normalisé des températures prévues par SEAS5 (médiane sur les pixels en France) par échéance et tous mois cibles confondus (à gauche) et par mois cible et échéances 2 à 7 mois confondus (à droite).	43
Figure 21 - Paramètres de calage sur la période P1 pour l'ensemble des bassins versants. Dans chaque graphique, les groupes de bassins sont présentées de gauche à droite selon leur régime hydrologique (pluvial, pluvio-nival et glacier). Les paramètres CemaNeige des bassins 5, 8, 12, 19, 11, 3 et 17 ont été fixés suite à la thèse de Riboust et al, (2018) pour respecter la cohérence hydrologique.	44
Figure 22 - Paramètres de calage sur la période P2 pour l'ensemble des bassins versants. Dans chaque graphique, les groupes de bassins sont présentées de gauche à droite selon leur régime hydrologique (pluvial, pluvio-nival et glacier). Les paramètres CemaNeige des bassins 5, 8, 12, 19, 11, 3 et 17 ont été fixés suite à la thèse de Riboust et al, (2018) pour respecter la cohérence hydrologique.	45
Figure 23 - Score de la fonction objectif (critère KGE_{rQ}) et score de qualité associé (NSE_{rQ}) sur la période P1 et P2 de calage du modèle hydrologique GR6J (débits journaliers) sur les 21 bassins versant d'étude.....	46
Figure 24 - Exemple de dispersion des membres SEAS5 par rapport à SAFRAN pour un bassin versant B2220010.....	47
Figure 25 - Exemple de prévision de débits du modèle GR6J sur 120 jours à partir de la date d'initialisation du 01/02/1983 pour le bassin B2220010. Les précipitations prévues en entrée du modèle sont celles des 25 membres de la prévision saisonnière d'ensemble de SEAS5. La ligne noire représente le débit observé et la bande grise, la dispersion des débits observés dans le passé sur la même période (hors l'année en cours) aux quantiles 10 % et 90 %. La ligne pointillée représente la moyenne des membres de la prévision d'ensemble, et la bande bleue, la dispersion des 25 membres des débits prévus à partir des précipitations prévues par SEAS5 (quantiles 10 % et 90 %).	47
Figure 26 - Scores RMSE pour la saison d'hiver (DJF : mois cible de décembre, janvier, février) et les 4 mois d'échéance à venir, calculés sur les prévisions de débits GR6J agrégées par mois pour l'ensemble des bassins versants de l'étude. Les bassins sont triés par régime hydrologique (de haut en bas : régime glacier, pluvio-nival, pluvial).	48

Figure 27 - Score RMSE des débits GR6J agrégées par mois (saison cible et échéances confondues) par bassin versant triés par régime hydrologique (de gauche à droite ; régime pluvial, pluvio-nival et glacier). Les couleurs vert, orange et rouge indiquent, respectivement, les bassins versants ayant de bons, moyens et mauvais scores RMSE. 48

Figure 28 - Score de compétence des débits prévus par le système SEAS5-GR6J pour les 21 bassins versants d'étude, selon l'échéance de prévision et pour toutes les saisons confondues. Le score est calculé en utilisant le score ESP comme référence. 49

I. Contexte de l'étude

La prévision hydrologique concerne notamment l'anticipation des phénomènes hydrologiques extrêmes (crues et sécheresse) qui constituent des enjeux importants pour la société. Aujourd'hui, la prévision est liée à plusieurs défis, tels que l'accès à la ressource en eau potable, la prévention des risques naturels ou la gestion de la production hydroélectrique. Ces défis sont cruciaux pour les territoires présentant de forts enjeux et pour les secteurs économiques sensibles au climat et aux conditions hydrométéorologiques des bassins versants.

Le travail de Master ici reporté s'inscrit dans ce contexte et plus particulièrement dans le cadre du projet européen H2020 IMPREX (*IMproving PRedictions and management of hydrological EXtremes 2015-2019*), qui vise à mieux prévoir, anticiper et répondre aux phénomènes hydrologiques extrêmes (crues et sécheresse) en Europe. L'utilité des connaissances développées grâce à ce projet est évaluée pour la gestion des risques, mais aussi pour les stratégies d'adaptation au changement climatique à l'échelle nationale et européenne, et ce vis-à-vis de plusieurs secteurs d'application (prévision de crue, navigation, hydroélectricité, agriculture et approvisionnement en eau potable ; van den Hurk *et al.*, 2016).

L'un des objectifs du projet IMPREX est de pouvoir améliorer la qualité de la prévision des débits à différents horizons de prévision (de quelques jours à quelques mois) et de mesurer l'impact d'une meilleure qualité des prévisions sur leur valeur (ou utilité). Pour cela, l'amélioration des prévisions météorologiques, qui sont utilisées en forçage aux modèles hydrologiques, joue un rôle important.

L'objectif général de ce travail de stage est d'évaluer la qualité de la prévision hydrométéorologique en France à l'échelle saisonnière (plusieurs mois d'horizon de prévision). Dans un premier temps, la performance du nouveau système de prévisions météorologiques (précipitation et température) du Centre européen pour les prévisions météorologiques (*CEPMMT*) sera évaluée. Ces prévisions sont issues du modèle climatique SEAS5 et ont été mises à disposition récemment, à l'automne 2017.

Dans un deuxième temps, notre intérêt se portera sur l'impact sur la qualité de la prévision de débits sur des bassins versants français grâce au modèle hydrologique GR6J développé par IRSTEA (Pushpalatha *et al.*, 2011). Ce modèle est aujourd'hui utilisé dans l'outil opérationnel PREMHYCE (« Prévision des Étiages par des Modèles Hydrologiques, Comparaison et Évaluation » ; Nicolle *et al.*, 2014) pour prévoir le débit jusqu'à 120 jours d'anticipation.

Enfin, on notera que les travaux de ce mémoire s'inscrivent également dans la suite de la thèse de Crochemore (2016), qui a examiné la qualité des prévisions saisonnières de pluies et de débit pour certains bassins versants français et notamment dans le cas de la gestion du réservoir d'eau potable d'Arzal. Dans son travail, la performance des prévisions hydrologiques du modèle GR6J a été évaluée en utilisant les prévisions météorologiques du System 4 du CEPMMT. Ce système était opérationnel entre les années 2011 et 2017 jusqu'à ce que le nouveau système, SEAS5, qui est utilisé dans ce mémoire de Master, soit mis en place. Ce contexte nous permet ainsi de comparer l'apport de nouvelles prévisions saisonnières météorologiques à la qualité de la prévision hydrologique de débits en France.

II. Introduction

II.1. Les prévisions saisonnières en hydrométéorologie et leur bénéfice

L'hydrométéorologie se définit comme la science qui étudie les interactions entre les phases atmosphériques et terrestres du cycle hydrologique. De nos jours, cette science est notamment utile lorsqu'elle est associée à des modélisations couplées atmosphère-surface des hydrosystèmes (pour étudier l'écoulement des eaux superficiels d'un bassin versant, par exemple) ou à des prévisions météorologiques ou climatiques et de débits de rivières.

Les prévisions hydrométéorologiques peuvent se projeter à différentes échéances selon l'objectif de l'utilisateur. Par exemple, les prévisions à « court terme », c'est-à-dire, lorsque le système prévoit quelques heures à quelques jours en avance, sont souvent utilisées pour la prévision de crue. Les prévisions à « moyen terme », qui s'étendent de quelques jours jusqu'à une quinzaine de jours, sont employées pour anticiper les phénomènes extrêmes (crues et étiages) ou pour estimer la gestion des réserves hydrauliques de capacité moyenne (éclusées). Enfin, les prévisions à « long terme », dites « saisonnières » permettent de connaître les tendances des mois à venir (par exemple, savoir si les mois seront plus chauds ou plus froids, plus secs ou plus humides que la normale climatologique). En général, plus l'échéance visée est lointaine, plus la prévision est incertaine.

L'apport des prévisions saisonnières a été illustré dans de nombreux domaines. Par exemple, ces prévisions permettent de mieux quantifier la disponibilité de la ressource eau et d'adapter les pratiques agricoles. C'est notamment le cas de l'agriculture en Afrique de l'Ouest : selon Sultan *et al.* (2013), grâce aux prévisions saisonnières, les revenus des agriculteurs ont augmenté de + 53,5 % pendant les années humides, de + 27,5 % pendant les années sèches et de + 18,5 % pendant les années à pluviométrie normale.

Toujours dans le domaine de l'agriculture, la thèse de Canal (2014) met en évidence le fait que les prévisions saisonnières pourraient apporter une information utile aux agriculteurs à l'échelle de la France. En effet, selon l'auteur de la thèse, ces prévisions permettraient de mieux connaître les paramètres agronomiques et météorologiques qui influencent la culture du blé. Grâce à ces informations, les cultivateurs seraient plus à même de protéger les récoltes et de gérer les apports comme par exemple les engrais. (Canal, 2014, p. 222).

Les prévisions à longue échéance permettent également d'anticiper les risques liés à l'eau (sécheresse, inondation). C'est notamment le cas dans certains pays d'Afrique de l'Ouest et Centrale, où le Centre du climat de la Croix Rouge Croissant Rouge (*Red Cross Red Crescent Climate Centre* ; <https://www.climatecentre.org/>) a mis en place un système d'alerte et action rapide. Ce système intègre des prévisions saisonnières du système GloFAS (*Global Flood Awareness System*) et notamment les phénomènes d'inondations et de tempêtes pour permettre à la Croix Rouge d'adapter sa stratégie pour le transport de l'approvisionnement, de personnes et de l'argent, en fonction des alertes (<https://www.climatecentre.org/publications/case-studies>).

Une autre application des prévisions saisonnières concerne les réservoirs d'eau. Par exemple, pour le barrage hydroélectrique de Manantali sur le fleuve Sénégal (Bader *et al.*, 2006), les prévisions permettent d'optimiser leur gestion, de prendre des mesures préventives en cas de sécheresse et même de planifier la production hydroélectrique face à la demande en électricité.

Un autre exemple d'étude, portée sur le barrage des Trois Gorges en Chine (Kwon *et al.*, 2009) montre que les prévisions saisonnières permettent de mieux estimer les volumes d'eau entrant et souligne la possibilité de modifier les règles d'opération du barrage pour que ce dernier soit plus à même de faire face à une crue.

II.2. Les méthodes de prévision saisonnière

Les prévisions saisonnières en hydrométéorologie peuvent se faire selon différentes méthodes. L'une d'entre elles consiste à utiliser un modèle climatique GCM (*General Circulation Model*) ou RCM (*Regional Circulation Model*) pour produire une prévision météorologique (précipitations et températures) qui sera ensuite utilisée en entrée d'un modèle hydrologique pour transformer la prévision météorologique en prévision des débits.

Un modèle climatique prend en compte cinq composantes principales : l'atmosphère, les surfaces continentales, l'hydrosphère, la cryosphère et la biosphère (Météo-France ; <http://www.meteofrance.fr/climat-passe-et-futur/comprendre-le-climat-mondial/le-systeme-climatique>) et simule les échanges entre ces composantes afin de reproduire au mieux le climat terrestre. Grâce à ce principe, un modèle GCM ou RCM est capable de projeter dans le temps des variables climatiques (précipitation et température par exemple).

Les prévisions saisonnières obtenues à partir de modèles climatiques sont des prévisions d'ensemble, c'est-à-dire, qu'il s'agit de fournir plusieurs scénarii émis pour la même période future, chacun étant différent par le jeu de conditions initiales (paramètres physiques et thermodynamiques) de l'atmosphère. Cette méthode permet d'intégrer les incertitudes associées à l'évaluation des conditions initiales et de prendre en compte la nature chaotique de l'atmosphère. Grâce aux prévisions d'ensemble, on peut attribuer une probabilité (incertitude) de survenue à un événement.

Pour relier les prévisions météorologiques saisonnières et l'hydrologie, on utilise souvent les modèles hydrologiques, ou modèles dits « Pluie - Débit ». Ce sont des modèles, conceptuels ou physiques qui représentent le comportement d'un bassin versant et effectuent le transfert de l'eau à l'intérieur du bassin versant vers son exutoire. A chaque point d'un réseau, qui associe un bassin versant en amont, on peut ainsi définir un débit en sortie du bassin. Les modèles hydrologiques varient en fonction des processus qu'ils représentent (leur structure), ainsi que du pas de temps de leur simulation, qui peut aller de l'heure à l'année, et de leur discrétisation spatiale. Les entrées des modèles hydrologiques sont, les plus souvent, les séries de précipitation et de température, ou d'évapotranspiration potentielle. Dans le cas des modèles globaux, ces variables sont moyennées sur la surface du bassin versant.

Enfin, une autre méthode existe, et est très répandue, pour avoir une prévision de débits à un exutoire donnée. Il s'agit de la méthode ESP (*Extended Streamflow Prediction*; Day, 1985). Cette méthode est illustrée en Figure 1. Elle est basée sur l'hypothèse que les événements météorologiques qui se sont déroulés dans le passé sont représentatifs des événements qui peuvent se produire dans le futur. Ainsi, en connaissant les conditions initiales du bassin versant, et en utilisant les séries observées de précipitations et températures, la méthode ESP est capable de faire une prévision d'ensemble de débits et de déterminer la probabilité de survenue d'un événement cible (par exemple, dépassement d'un débit de crue ou d'étiage) (Wang *et al.*, 2011).

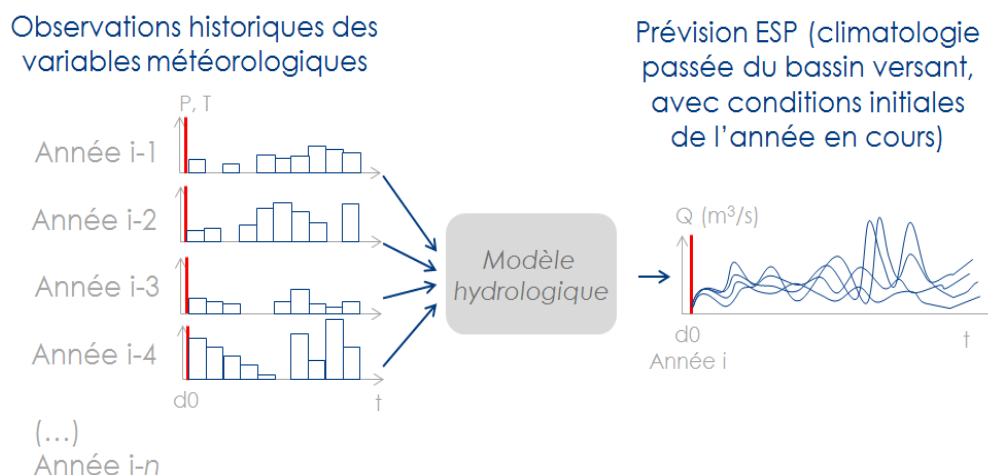


Figure 1 - Principe de la méthode ESP de prévision hydrologique
(Source : Adapté d'une présentation de L. Crochemore)

Indépendamment de la méthode utilisée pour produire les prévisions saisonnières, la qualité des prévisions est souvent évaluée à l'aide d'une longue série de prévisions émises, qui seront confrontées aux observations faites *a posteriori*. Pour tenir compte de la saisonnalité, les scores (ou critères numériques) de qualité des prévisions à différents horizons sont souvent évalués en fonction de la date d'initialisation de la prévision (ce qui reflète ainsi les conditions initiales avant l'émission de la prévision). De même, il est possible d'étudier une période en particulier (période cible) en fonction de l'initialisation. Dans tous les cas, les scores sont évalués en considérant plusieurs paires « prévisions – observations ».

II.3. Les contraintes des prévisions saisonnières

Bien que les prévisions saisonnières soient très utiles et utilisées, elles n'en sont pas moins soumises à de multiples contraintes. Tout d'abord, pour des raisons physiques, la nature chaotique de l'atmosphère (effet papillon) fait que toute erreur (aussi petite soit-elle) des conditions initiales peut avoir un impact conséquent sur les résultats du modèle. Ainsi, pour réaliser une prévision sur une longue échéance, il faut connaître avec grande précision l'état de l'atmosphère.

Par ailleurs, la résolution des modèles climatique (horizontale ou verticale) ne permet pas toujours de représenter certains phénomènes physiques locaux comme des sources de chaleur et d'humidité. De même, certains phénomènes à évolution lente comme la couverture neigeuse ou l'humidité du sol ne sont pas toujours pris en compte par les modèles climatiques (Déqué Michel ; <http://www.encyclopedie-environnement.org/air/la-prevision-saisonniere/>).

Pour remédier à l'incertitude des conditions initiales, au manque de résolution et pour répondre aux besoins des utilisateurs, un post-traitement des données brutes est souvent nécessaire (Christensen *et al.*, 2008; Gudmundsson *et al.*, 2012). Les méthodes de post-traitement les plus utilisées sont statistiques. Elles tentent d'ajuster la distribution des prévisions des variables météorologiques de manière à ce qu'elles soient semblables à la climatologie observée. La climatologie correspond à la science qui étudie les variables météorologiques selon un angle statistique, afin d'en déterminer les caractéristiques (moyenne, dispersion, valeurs extrêmes, période de retour ; André *et al.*, 2002).

Autre contrainte climatique : les modèles de prévision saisonnière ont de meilleures performances lorsque l'interaction océan-atmosphère est forte. Cela se produit notamment aux niveaux des tropiques car les flux énergétiques de surface sont importants. Ceci fait que les phénomènes tels que « El Niño » ou « La Niña », phénomènes se produisant au niveau des océans qui impactent les variables météorologiques telles que la pluie, la neige, et la température (Gutierrez *et al.*, 2017) sont relativement plus faciles à prévoir. Or, le climat en Europe est plus influencé par des phénomènes se produisant aux latitudes tempérées et froides, tels que la NAO (Oscillation du Nord Atlantique) et l'AO (Oscillation de l'Arctique) où l'océan interagit peu avec l'atmosphère (CNRM, <https://www.umr-cnrm.fr/spip.php?rubrique158>). De ce fait, la qualité d'une prévision à un horizon lointain s'en trouve réduite. Ainsi, de par les contraintes techniques et climatiques existantes aujourd'hui, la prévision météorologique saisonnière n'est pas un exercice aisé.

II.4. Problématique

Actuellement, la prévision à longue échéance avec la méthode ESP est relativement efficace mais ne permet pas toujours de répondre à l'ensemble des besoins des utilisateurs. Des méthodes alternatives telles que l'utilisation d'un modèle GCM couplé à un modèle « Pluie - Débit », pourraient permettre d'améliorer la qualité d'une prévision et pallier à ce problème.

En novembre 2017, le CEPMMT (Centre européen pour les prévisions météorologiques à moyen terme) a remplacé son ancien système de prévision saisonnière basé sur GCM (System 4) par un nouveau système, appelé SEAS5. Grâce à des modifications du modèle physique (prise en compte des phénomènes locaux comme l'orographie) et à des nouveaux traitements mathématiques, la résolution du nouveau système est plus fine que celle de son prédécesseur. Ainsi, la qualité des prévisions saisonnières est censée être meilleure. Actuellement, à notre connaissance, aucune étude n'a été réalisée sur la qualité des prévisions du système SEAS5 sur la France. Le travail de ce stage est donc orienté autour de la question suivante :

Quelle est la qualité brute des prévisions saisonnières d'ensemble de SEAS5 en France ?

Le travail est d'abord axé sur la comparaison entre la prévision saisonnière de précipitations et température de SEAS5 et les données observées sur toute la France. Dans un deuxième temps, nous nous intéresserons à la comparaison entre les débits prévus grâce au modèle « Pluie-Débit » GR6J avec les données de SEAS5 en forçage et les débits observés sur des bassins versants préalablement choisis pour représenter différentes conditions hydro-climatiques en France.

II.5. Objectifs de l'étude

Le but général de cette étude est d'évaluer la qualité de la prévision hydrométéorologique en France à l'échelle saisonnière (plusieurs mois d'horizon de prévision). Les objectifs spécifiques concernent deux aspects de l'évaluation de la qualité des prévisions.

Ainsi, dans un premier temps, pour la comparaison des prévisions saisonnières météorologiques brutes de SEAS5 avec l'observation, les objectifs sont :

- Evaluer les performances des prévisions mensuelles SEAS5 en fonction de l'échéance de prévision ;
- Evaluer les performances des prévisions mensuelles SEAS5 en fonction du mois cible ;
- Déterminer les forces et les faiblesses des prévisions mensuelles SEAS5.

Dans un deuxième temps, pour la comparaison des débits, les objectifs sont :

- Evaluer la qualité des prévisions de débits du modèle GR6J, obtenues en utilisant les prévisions de SEAS5 en entrée du modèle hydrologique ;
- Déterminer si la qualité des prévisions de débit dépend du régime hydrologique du bassin versant ;
- Evaluer la pertinence de l'utilisation d'une méthode de post-traitement des prévisions SEAS5.

III. Données à disposition et modèle hydrologique utilisé

III.1. Prévisions SEAS5

SEAS5 est un modèle de prévisions saisonnières météorologique issu d'un modèle GCM couplé océan-atmosphère, qui couple le modèle océan de NEMO version 3.4 et le modèle atmosphérique IFS (« *Integrated Forecasting System* ») 36r4 du CEPMMT. SEAS5 réalise une prévision d'ensemble à 7 mois (sur 215 jours), avec une résolution spatiale TCO319 (environ 0.25° , soit 36 km contre 80 km pour son prédécesseur) dans le repère WGS 84. La description technique complète de SEAS5 est disponible sur le site (ECMWF; <https://software.ecmwf.int/wiki/display/FCST/Implementation+of+Seasonal+Forecast+SEAS5>).

Les données disponibles pour cette étude correspondent à un jeu de prévisions rétrospectives de précipitation et température, couvrant la période entre janvier 1981 et janvier 2017 sur la France entière. Les 25 prévisions (membres) sont initialisées à chaque premier du mois. Par exemple, la prévision initialisée le 1^{er} janvier couvre la période de janvier à juillet inclus. Le premier jour de prévision correspond donc au 1^{er} janvier. Le premier membre correspond à des conditions initiales non perturbées, obtenues grâce à la ré-analyse des observations de l'atmosphère et de l'océan. Les autres membres sont obtenus par des perturbations des conditions initiales de l'océan et de l'atmosphère et à l'aide de la physique stochastique.

Les prévisions SEAS5 sont disponibles au pas de temps journalier. Cependant, dans cette étude, lors de l'analyse de la prévision des variables météorologiques sur l'ensemble de la France, nous nous intéressons à l'évaluation des prévisions à l'échelle mensuelle. Les résolutions journalière et mensuelle seront employées lors de l'analyse des prévisions de débits. Les prévisions de précipitation et température sont ainsi, respectivement, cumulées et moyennées par mois avant leur évaluation. Un exemple est présenté en Figure 2.

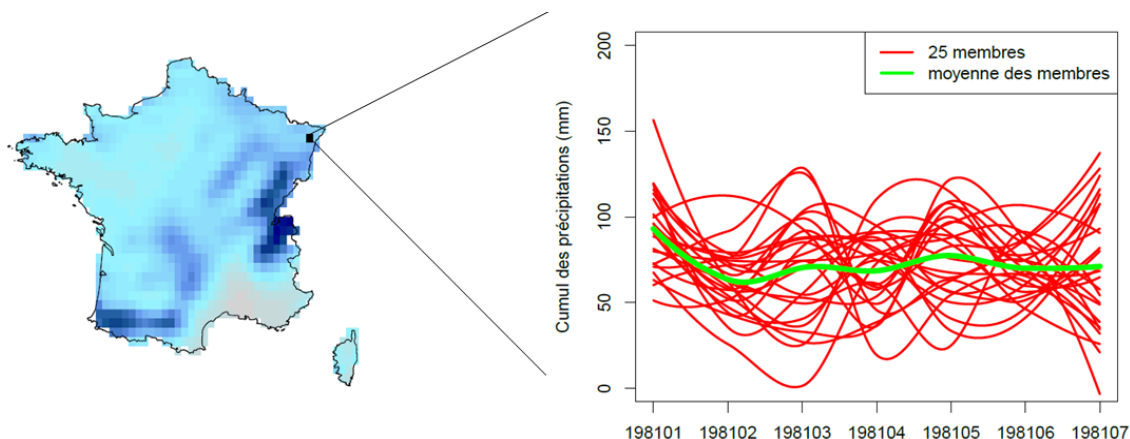


Figure 2 - Prévision initialisée le 01/01/1981 pour : à gauche, le cumul des précipitations pour le mois de janvier 1981, donnée par la moyenne des 25 membres SEAS5 pour la France ; à droite, prévision du cumul de précipitation mensuel de chaque membre (en rouge) et leur moyenne (en vert) sur un pixel donné, valable pour les 7 mois de prévision à venir, à partir de la date d'initialisation.

III.2. Données SAFRAN

Pour évaluer la qualité des prévisions du SEAS5, celles-ci doivent être comparées à des observations ou réanalyses. Dans cette étude, la réanalyse SAFRAN est utilisée (Vidal *et al.*, 2010). Il s'agit d'un modèle d'analyse permettant d'avoir des données météorologiques complètes sur toute la France.

Les entrées du modèle sont les sorties du modèle Météo France ARPEGE (Action de Recherche Petite Echelle Grande Echelle), modèle de prévision numérique planétaire ainsi que les observations (température, vent, humidité, précipitations, nébulosité, rayonnement infrarouge et visible) en différentes stations. Le modèle réalise alors une interpolation optimale des données d'entrées en zones climatologiques homogènes selon une grille régulière de 8x8 km (soit 0.072°) dans le repère Lambert 2. Les données SAFRAN disponibles à IRSTEA couvrent la France entière, de janvier 1958 jusqu'à juillet 2017. Comme les prévisions météorologiques SEAS5 s'étendent de 1981 à 2016, nous nous intéresserons uniquement à cette période pour les données SAFRAN. Une analyse des données à disposition est présentée en Figures 3 et 4.

Sur les 35 années de données SAFRAN à disposition, la moyenne des précipitations est de 967 mm, avec des variations pouvant aller de 735 mm pour les années les plus sèches (notamment 2003 et 2005) à 1146 mm pour les années les plus humides (notamment 1999). La moyenne mobile sur 10 ans indique que malgré ces années particulièrement sèches ou humides, le régime annuel des précipitations varie peu et ne présente pas une tendance à la non-stationnarité des cumuls.

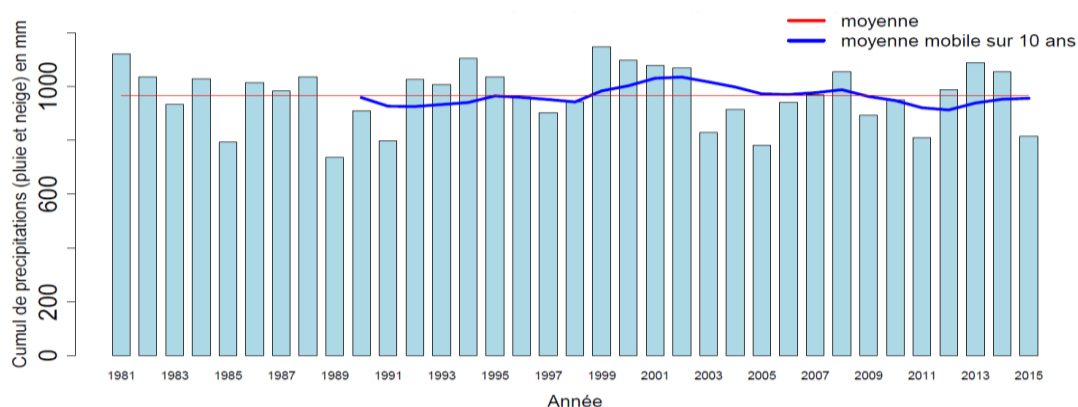


Figure 3 - Cumul annuel des précipitations SAFRAN (en mm) en France sur la période 1981-2015

L'analyse du régime mensuel de précipitations moyennes sur la France montre que les mois d'automne (septembre, octobre, novembre ; SON) sont les mois les plus pluvieux de l'année, suivis de près des mois d'hiver (décembre, janvier, février ; DJF), et ensuite des mois de printemps (mars, avril, mai ; MAM). Les mois d'été sont les moins pluvieux (juin, juillet, août ; JJA). La moyenne des précipitations mensuelles est de 80 mm (Figure 4).

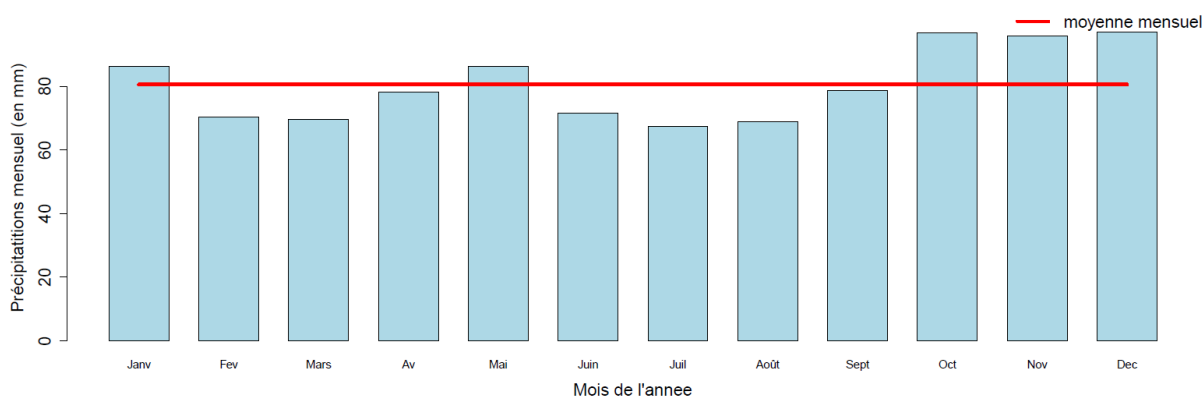


Figure 4 - Précipitations mensuelles en France, d'après la réanalyse SAFRAN sur la période 1981-2015.

III.3. Données de débit

Les données de débits disponibles pour cette étude proviennent de la banque HYDRO. Il s'agit d'un service du Ministère de l'Ecologie, du Développement Durable et de l'Energie (MEDDE) (www.hydro.eaufrance.fr) qui met à disposition les données collectées en différentes stations de mesures de débit ou d'hauteur d'eau sur plusieurs cours d'eau, ainsi que les caractéristiques des stations (nom du gestionnaire par exemple). Pour la majorité de stations en France, le site renseigne notamment sur les données d'hauteur d'eau et calcule les débits associés grâce à des courbes de tarage (relations entre les hauteurs et les débits) au pas de temps variable.

Les données utilisées dans cette étude ont été obtenues à partir des données archivées au sein de l'équipe HYDRO à IRSTEA. Il s'agit de données extraites sur la période de 1981 à 2016 pour les bassins versants sélectionnés dans l'étude, au pas de temps journalier.

III.4. Bassins versants d'étude

Pour pouvoir évaluer la qualité des prévisions de débits du système de prévision « SEAS5 – GR6J », il nous faut d'abord sélectionner un jeu de bassins versants d'étude, représentatif des conditions hydro-climatiques en France. Pour cela, chaque bassin doit respecter les critères de sélection suivants :

- être peu influencé par les activités humaines, afin de minimiser les impacts sur le cycle hydrologique. Ce critère est renseigné au sein de la base de données IRSTEA au travers d'un indicateur d'influence des activités humaines (barrages, par exemple) sur le régime hydrologique. Cet indicateur prend les valeurs suivantes : 0 pour un impact anthropique inconnu, 1 pour un impact anthropique faible ou nulle, 2 pour un impact anthropique. Le critère de valeur égale à 1 a été retenu comme critère de choix des bassins versants dans cette étude.
- avoir une surface supérieure à 700 km², afin de pouvoir étudier le régime hydrologique au pas de temps journalier et, par la même occasion, éviter les phénomènes météorologiques locaux complexes que les prévisions SEAS5 auraient du mal à prévoir.

Enfin, l'ensemble de la sélection doit présenter une diversité de régimes hydrologiques. Etant donné que le territoire français est soumis à différents climats (continental, méditerranéen, océanique, semi-océanique, montagnard), le choix a été fait de sélectionner des bassins versants sur l'ensemble de la France métropolitaine. La Figure 5 présente la localisation des 21 bassins versants sélectionnés dans cette étude. Ces bassins versants ont été rassemblés en 3 grands régimes d'écoulement (voir Figure 6). Ils sont localisés dans les principaux massifs montagneux de France et en plaine, et présentent des caractéristiques variées (voir tableau 1).

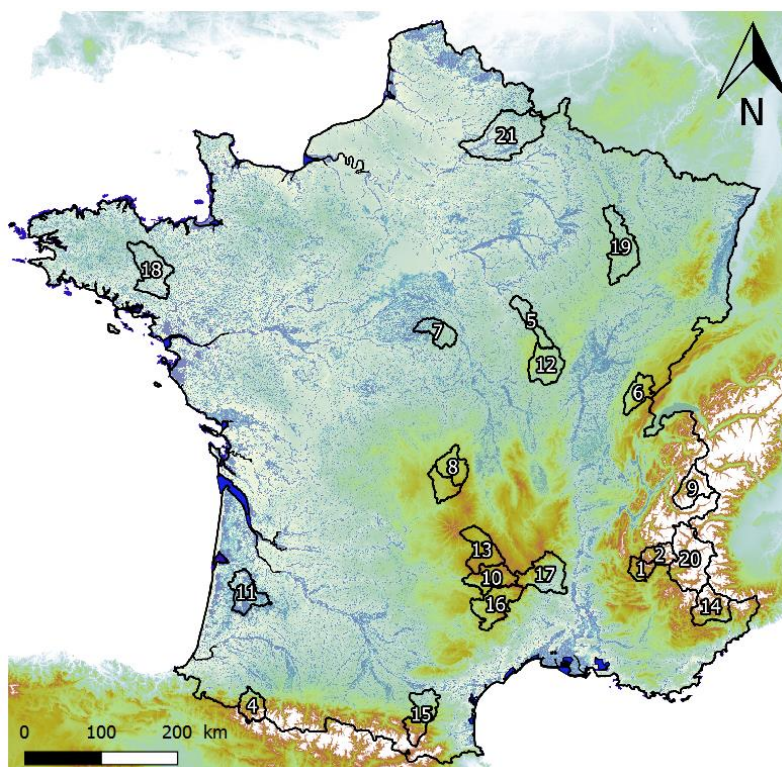


Figure 5 - Localisation des 21 bassins versants d'étude triés par ordre croissant de surface

Numéro	Rivière et station de jaugeage	Identifiant	Surface (km ²)	Précipitation moyenne annuelle mm/an	Fraction solide des précipitations (%)	Débit moyen annuel (m ³ /s)
1	Le Buech à Serres [Les Chambons]	X1034020	731	1138	21,5	9
2	Le Drac à Corps [Le Sautet]	W2222010	984	1299	39,3	25
3	La Dordogne à Bort-les-Orgues	P0190010	1005	1230	10,3	17
4	Le Gave d'Oloron à Oloron-Sainte-Marie [Oloron-SNCF]	Q7002910	1100	1899	22,6	43
5	Le Serein à Chablis [Pont de la déviation]	H2342020	1119	842	4,2	5
6	L'Ain à Cernon [Vouglans]	V2322010	1194	1697	14,4	24
7	La Sauldre à Salbris [Valaudran]	K6402520	1220	805	2,8	6
8	La Sioule à Saint-Priest-des-Champs [Fades-Besserve]	K3292020	1300	1000	10,1	12
9	L'Isère à Aigueblanche	W0300010	1581	1370	54,6	45
10	Le Lot à Lassouts [Castelnau]	O7131510	1632	1072	12,5	17
11	L'Eyre à Salles	S2242510	1678	1038	0,6	13
12	L'Arroux à Étang-sur-Arroux [Pont du Tacot]	K1321810	1792	978	5,2	15
13	La Truyère à Neuvéglise [Grandval]	O7502510	1794	955	15,5	18
14	Le Var à Malaussène [La Mescla]	Y6432010	1828	1179	22,6	29
15	L'Aude à Carcassonne [Pont Neuf]	Y1232010	1828	935	10,5	16
16	Le Tarn à Millau	O3401010	2142	1183	8,3	30
17	L'Ardèche à Saint-Martin-d'Ardèche [Sauze-Saint-Martin]	V5064010	2264	1398	5	34
18	L'Oust à Saint-Gravé [Ecluse Le Guélin]	J8502310	2453	869	1,4	18
19	La Meuse à Saint-Mihiel	B2220010	2543	936	5,9	21
20	La Durance à Espinasses [Serre-Ponçon]	X0500010	3580	1035	43,2	70
21	L'Oise à Sempigny	H7401010	4320	804	3	30

Tableau 1 - Caractéristiques des bassins versants d'étude

Les bassins versants H2342020, K6402520, K3292020, K1321810, J8502310, B2220010, H7401010, S2242510 (numéros 5, 7, 8, 12, 18, 19, 21, 11) sont situés en basse altitude, où les précipitations liquides sont proches de la moyenne de France, voire un peu en dessous (entre 804 mm et 1000 mm) et les fractions de neige sont relativement faibles (entre 0,6 % et 10,1 %). Le régime hydrologique qui les caractérise est relativement régulier et proche d'un régime pluvial.

Les bassins versants P0190010, V2322010, O7131510, O7502510, O3401010, et V5064010 (numéros 3, 6, 10, 13, 16, 17) sont situés dans des zones de moyenne montagne (Massif central, Alpes) où l'on observe des précipitations supérieures à la moyenne nationale (entre 955 mm et 1697 mm). Le régime de ces bassins est un régime pluvio-nival et est caractérisé par un débit maximum et constant (plateau) pendant les mois d'hiver et de printemps, expliqué en partie par la fonte des neiges (fraction de neige entre 8,3 % et 14,4 %). Le bassin V5064010 se distingue des autres par un régime plus complexe. En effet, le débit de la rivière augmente rapidement au cours de l'automne et atteint un maximum non en hiver mais dès l'automne (novembre), suivi d'une baisse progressive du débit les mois suivants.

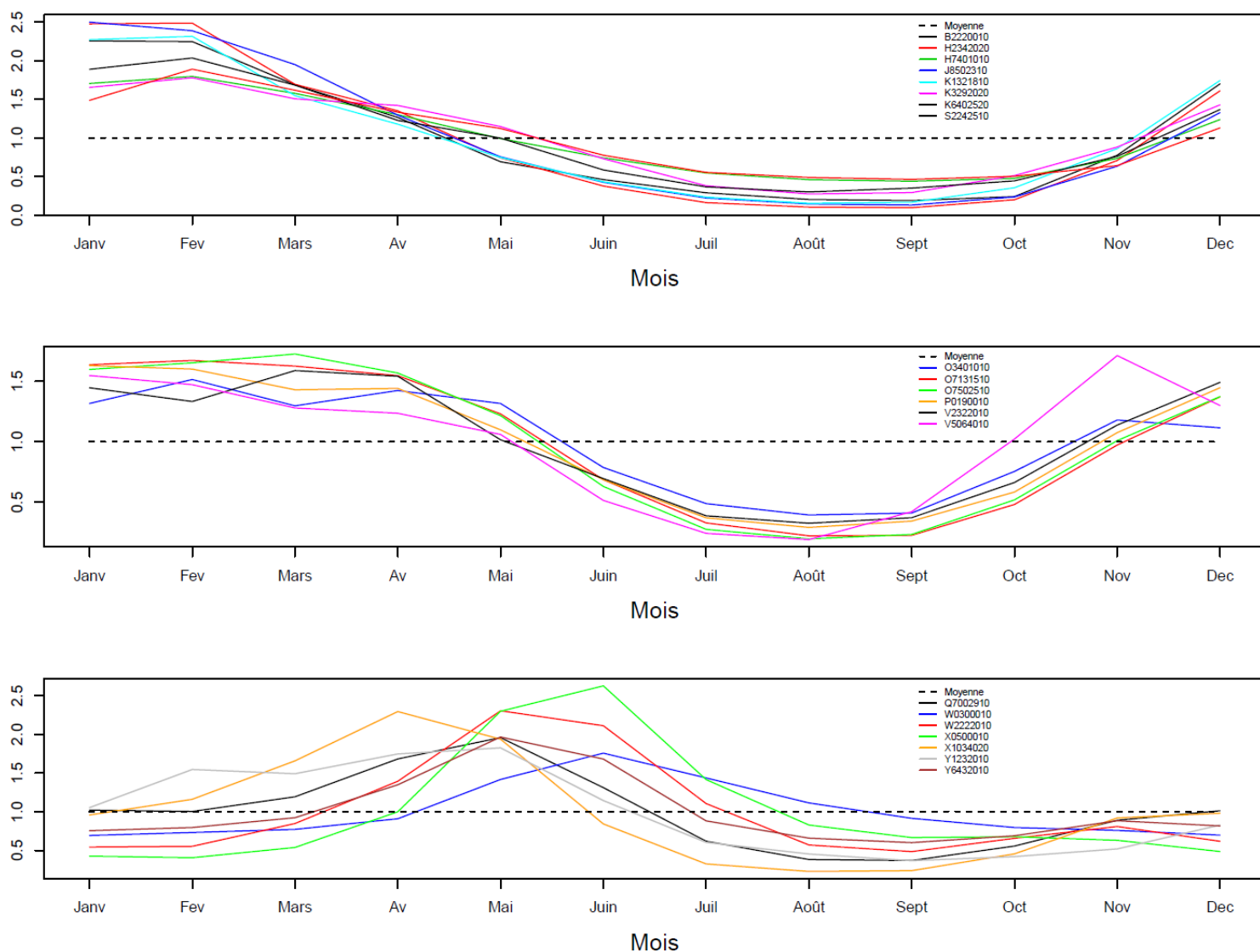


Figure 6 - Régime hydrologique des 21 bassins versants de l'étude, regroupés en trois types de régime. Chaque courbe représente le débit mensuel par mois de l'année relatif à la moyenne interannuelle par bassin versant.

Les bassins versants (Q7002910, W0300010, W2222010, X0500010, X1034020, Y1232010, Y6432010) (numéros 4, 9, 2, 20, 1, 15, 14) se situe également au niveau des massifs montagneux (Alpes, Pyrénées) avec des précipitations proches, voire très supérieures à la moyenne annuelle nationale (entre 935 mm et 1370 mm). Leur régime hydrologique est proche d'un régime glaciaire avec un pic de débit très important (2,5 fois le débit moyen) aux mois de printemps (avril, mai, juin). Ceci peut être expliqué par la fonte du manteau neigeux (fraction solide des précipitations entre 10,5 % et 54,6 %).

III.5. Structure du modèle hydrologique GR6J

Le modèle journalier GR6J (à 6 paramètres) a été initialement développé pour améliorer l'efficacité des modèles GR à prévoir également les bas débits. Le modèle fonctionne de la manière suivante (Figure 7) : lorsqu'il pleut, une partie de la pluie est captée par les végétaux et part du modèle sous forme d'évapotranspiration potentielle. La pluie non captée (appelée « pluie nette ») est ensuite divisée en deux parties.

La première partie alimente un réservoir de production tandis que l'évapotranspiration nette le vide. De ce réservoir, l'eau percole et s'ajoute à la deuxième partie de la pluie non captée. La pluie transférée ainsi obtenue passe par deux hydrogrammes unitaires (HU) pour assurer un décalage temporel mais dans des proportions différentes. Une petite partie de la pluie transférée (10 %) passe par l'hydrogramme unitaire HU2 et le débit partiel résultant va directement jusqu'à l'exutoire. La majorité de pluie transférée restante (90 %) passe par l'hydrogramme unitaire HU1 et alimente un réservoir de routage et un réservoir exponentiel afin de libérer progressivement les débits partiels restant. Le débit à l'exutoire est alors la somme des deux débits partiels.

Les paramètres de calage du modèle GR6J interviennent notamment pour la taille des différents réservoirs, le temps de base des hydrogrammes unitaire et dans les échanges qu'il pourrait y avoir entre les différents aquifères des bassins versants. Ces paramètres ont la nomination suivante (voir Figure 7):

- X1 (mm) : la capacité du réservoir de production
- X2 (mm/jour) : l'échange maximum entre les aquifères environnant.
- X3 (mm) : la capacité du réservoir de routage
- X4 (jour) : le temps de base de l'hydrogramme unitaire
- X5 (-) : la limite d'inversion des flux entre les aquifères
- X6 (mm) : le coefficient de sortie du réservoir exponentiel

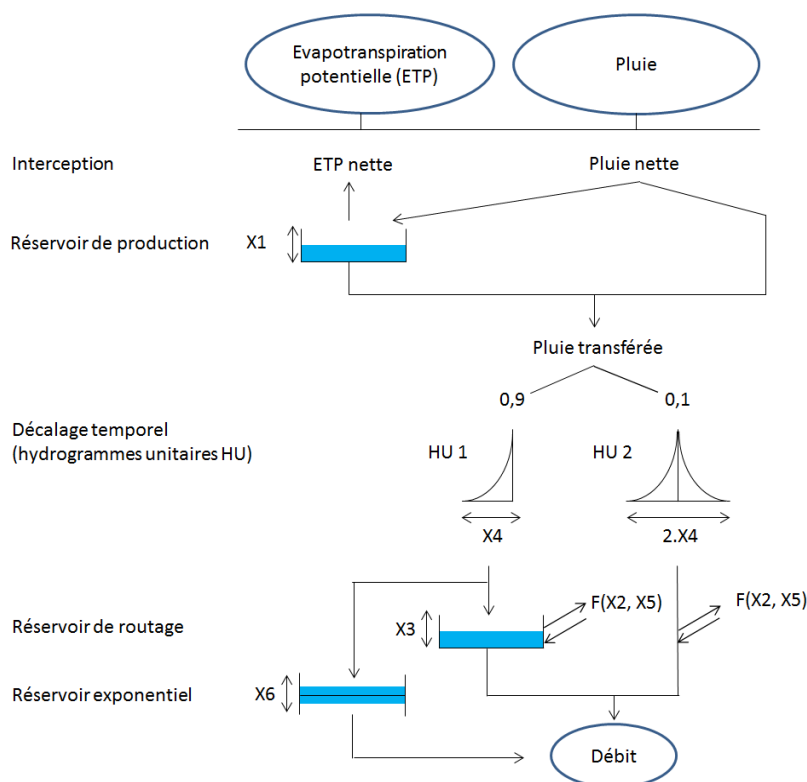


Figure 7 - Structure du modèle GR6J – modifié à partir de Pushpalatha (2011). Le modèle est composé de 3 réservoirs, représentés en bleu, et deux fonctions de décalage temporaire, représentées par les courbes HU1 et HU2. Le modèle a six paramètres de calage, représentés par X1 à X6.

Le modèle GR6J est complété dans cette étude par le module CemaNeige. Il s'agit d'un module mis au point par les travaux de thèse de Valéry (2010). Le but est de simuler le couvert neigeux d'un bassin versant et d'en estimer la fonte, facteurs qui influencent grandement les débits des bassins de moyenne et hautes montagnes.

Pour ce faire, le module discrétise le bassin versant en cinq zones d'altitude qui sont égales en surface, ceci afin de simuler un manteau neigeux en fonction de l'altitude. A partir des données de précipitation et de température en entrée du module, ce dernier divise les précipitations en une fraction liquide et une fraction solide pour chaque zone d'altitude. Pour chacun zone, le manteau neigeux est représenté par un réservoir conceptuel issu des précipitations solides qui retarde le déclenchement de la fonte. Grâce à une fonction de transfert, le module calcule une lame de fonte écoulee et l'ajoute à la lame d'eau issue des précipitations liquides. Le total sera ensuite utilisé en entrée du modèle hydrologique GR6J (voir l'annexe 2 pour le détail de la structure du module CemaNeige).

Le module CemaNeige fonctionne avec deux paramètres libres, qui doivent aussi être calées à savoir :

- C_{TG} , le coefficient de pondération (adimensionnel) de l'état thermique du manteau, compris entre 0 et 1, et
- K_f , le facteur degré-jour (en $\text{mm} \cdot ^\circ\text{C}^{-1}$), généralement compris entre 2 et 6 $\text{mm} \cdot ^\circ\text{C}^{-1}$.

Le modèle « Pluie-Débit » utilisé dans cette étude fonctionne donc avec huit paramètres à caler dont six propres à GR6J et deux issus du module CemaNeige. Un processus de calage est nécessaire afin de définir les paramètres du modèle par bassin versant.

III.6. Calage et validation du modèle GR6J

Le calage des paramètres du modèle GR6J se fait en testant les valeurs des différents paramètres de manière à ce que l'écart entre le débit simulé et celui observé soit le plus faible possible. Cet écart est traduit en score de qualité de la simulation hydrologique. Les scores les plus connus en hydrologie sont le critère de Nash (Nash et Sutcliffe, 1970) et le KGE (Gupta *et al.*, 2009). Ces critères sont présentés en détail dans la section IV.2. Lors du calage, une période de mise en route (supérieure à une année hydrologique) est souvent nécessaire pour initialiser les états du modèle (les taux de remplissage des différents réservoirs et les états relatifs aux hydrogrammes unitaires). Une fois calé, la capacité du modèle à prévoir correctement le débit est contrôlé en comparant les simulations et les observations sur une période différente de celle utilisée pour le calage des paramètres (voir section III.5).

Pour caler et valider le modèle GR6J, l'ensemble des données de pluies, évapotranspiration et de débits disponibles par bassin versant est séparé en deux séries. Deux sous-périodes (P1 et P2) de taille équivalente sont ainsi obtenues. Pour la première sous-période P1, un calage est réalisé suivi d'une validation sur P2 et réciproquement.

Dans notre cas d'étude, les paramètres sont calés (avec une période de mise en route de trois ans) et validés pour chaque bassin versant en s'appuyant sur 30 ans de données (1981-2010), selon les périodes suivantes :

- P1 : 01/01/1981 au 31/12/1995 (période de mise en route : 1978-1980)
- P2 : 01/01/1996 au 31/12/2010 (période de mise en route : 1993-1995)

Ceci permet d'obtenir deux jeux de paramètres en validation croisée par bassin versant. Lors de la prévision, ces jeux seront utilisés en fonction de la période cible de la prévision.

III.7. Prévision des débits

La prévision de débit sur la période P2 se fait avec les paramètres calés sur la période P1. De même, la prévision de débit sur la période P1 se fait avec les paramètres calés sur la période P2. De cette façon, les données observées pendant les périodes de prévision ne sont pas utilisées lors du calage du modèle hydrologique, ce qui garantit une évaluation indépendante du calage.

En prévision, pour chaque bassin versant et à une date d'initialisation donnée, le modèle hydrologique utilise en entrée les prévisions de précipitation ainsi que les données de température de chaque membre du système de prévision d'ensemble SEAS5. L'évapotranspiration et la température utilisées sont celles observées (issu de la réanalyse météorologique SAFRAN). Le modèle utilise aussi l'ensemble de données météorologiques précédant la date de la prévision pour initialiser les états du modèle hydrologique. On obtient alors une prévision de débit pour chaque mois d'initialisation SEAS5, avec un horizon de prévision choisi de 120 jours, soit quatre mois. Plusieurs travaux (Demirel *et al.*, 2015 ; Crochemore *et al.*, 2016) suggèrent, en effet, que la qualité de la prévision saisonnière des débits est proche de celle d'une prévision climatologique au-delà de plusieurs semaines, voire quelques mois.

Le modèle GR6J utilisé est celui mis en place dans le cadre de l'outil de prévision saisonnière PREMHYCE à IRSTEA. Dans ce cas de figure, les débits simulés par le modèle hydrologique sont corrigés à chaque initialisation au travers d'un facteur correctif qui prend en compte la dernière erreur commise par la prévision et la propage au long des échéances de prévision.

Equation 1

$$Q_{sim(J)} = Q_{GR6J(J)} \cdot FC_{(J)}^{e^{(-0.02 \cdot J)}}$$

Où $Q_{sim(J)}$ et $Q_{GR6J(J)}$ sont, respectivement, les débits prévus (débits simulés après correction) et le débit généré (sans correction) par le modèle GR6J au jour J , pour la première échéance. Le facteur correctif $FC_{(J)}$ au jour J est donné par :

Equation 2

$$FC(J) = \left(\frac{Q_{obs(J-1)}}{Q_{GR6J(J-1)}} \right)$$

Où $Q_{obs(J-1)}$ est le débit observé au jour $J-1$ et $Q_{GR6J(J-1)}$ est le débit généré (sans correction) par le modèle GR6J au jour $J-1$.

Pour les échéances suivantes, le facteur de correction est diminué exponentiellement, afin de faire décroître l'effet de la dernière erreur au fur et à mesure qu'on s'éloigne de la date d'initialisation de la prévision. A chaque date d'initialisation, le facteur correctif est recalculé et appliqué aux sorties du système de prévision.

IV. Méthode d'évaluation de la qualité (scores)

IV.1. Scores appliqués aux prévisions du système SEAS 5 et GR6J

La qualité d'une prévision peut être évaluée grâce à sa comparaison avec l'observation et ce selon plusieurs attributs (précision, justesse, finesse, discrimination ; (Murphy et al ; 1993).

La justesse est un attribut souvent considéré pour évaluer, dans un premier temps, les biais et les erreurs moyennes des prévisions saisonnières. Il correspond à l'écart entre la valeur prévue et celle observée. Etant donné que SEAS5 est un modèle de prévision d'ensemble et que plusieurs prévisions sont associées à une même date, les erreurs de prévision sont souvent évaluées en comparant la prévision obtenue à partir de la moyenne des 25 membres de la prévision d'ensemble avec l'observation. Pour évaluer cet attribut, nous avons calculés les scores de : Biais moyen, RMSE (*Root Mean Square Error*) et le coefficient de Pearson.

Un autre score est calculé dans ce mémoire : le score de compétence. Il permet d'estimer si la prévision est meilleure qu'un modèle de référence (l'ESP dans notre cas), pour une échéance donnée en comparant le score RMSE des deux modèles.

IV.1.a. Biais

Le biais peut être défini comme la correspondance entre la prévision moyenne et l'observation moyenne (<http://www.cawcr.gov.au/projects/verification/>). Ici, l'écart est évalué en considérant la moyenne de l'ensemble à chaque prévision. Pour un mois cible et une échéance donnée, les moyennes d'ensemble sont moyennées sur toutes les réalisations disponibles (35 années pour les données météorologiques et 30 années pour les données de débit) et cette moyenne est comparée à la moyenne des observations correspondantes sur le même mois cible. Le biais est calculé de la manière suivante pour une maille donnée :

Equation 3

$$Biais_{(M,E)m} = \frac{\sum_{i=1}^N P_{(M,E)m}}{N} - \frac{\sum_{i=1}^N O_{(M)m}}{N}$$

Où $P_{(M,E)}$ et $O_{(M)}$ sont, respectivement, la moyenne des membres de l'ensemble et l'observation pour un mois cible M , une échéance associée E et une maille m . N est le nombre de réalisations sur la période d'évaluation.

Les valeurs du biais ne sont pas bornées. Plus le biais est proche de 0, meilleure est la qualité de la prévision. Un biais supérieur à 0 indique une surestimation des précipitations SEAS5 par rapport aux observations et une sous-estimation lorsque le biais est inférieur à 0.

Une fois le score calculé pour une maille, on détermine alors le biais médian pour toute la France (médiane de l'ensemble des mailles. On obtient alors $Biais_{(M,E)mediane}$

Pour connaître la représentativité du biais, l'écart type du biais est calculé pour chaque échéance (tous les mois cibles confondus). Pour une échéance donnée, l'écart type est :

Equation 4

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Biais_{(i,E)mediane} - \overline{Biais_{(E)mediane}})^2}{N}}$$

Où $\overline{Biais_{(E)}}$ et $Biais_{(i,E)}$ étant, respectivement, le biais moyen et le biais pour une échéance E . N est le nombre de jeu de données SEAS5 à disposition (421 mois de janvier par exemple).

Etant donné que le modèle SEAS5 réalise une prévision sur 7 mois et que la prévision de débit se fait sur 4 mois, on obtient, respectivement, 7 et 4 valeurs d'écart type.

IV.1.b. RMSE

La RMSE est un score qui estime l'écart moyen entre la prévision et l'observation. Il pénalise souvent les écarts plus importants, puisque les écarts sont considérés au carré. La RMSE varie entre 0 et l'infini et se calcule de la manière suivante pour une maille :

Equation 6

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_{(M,E)m} - O_{(M)m})^2}$$

Où $O_{(M)m}$ et $P_{(M,E)m}$ sont, respectivement, la valeur observée et la moyenne des membres de l'ensemble pour un mois cible M , pour l'échéance associée E et pour une maille m . N est le nombre de réalisations sur la période d'évaluation.

Tout comme pour le biais, on détermine alors le RMSE médian pour toute la France (médiane de l'ensemble des mailles). On obtient alors $RMSE_{(M,E)mediane}$

Plus le score RMSE est faible, meilleure est la qualité de la prévision. Ce score est aussi utilisé pour estimer la qualité des prévisions de débit dans cette étude (Voir IV.2)

IV.1.c. Coefficient de corrélation de Pearson

Quant au coefficient de corrélation de Pearson, il s'agit d'un coefficient qui compare les valeurs prévues et observées à chaque réalisation d'une prévision et qui renseigne sur l'évolution de ces deux variables. Le coefficient de corrélation de Pearson se calcule de la manière suivante :

Equation 7

$$r = \frac{Cov_{(prev, obs)m}}{\sigma_{prev(m)}\sigma_{obs(m)}}$$

Où $Cov_{(prev, obs)m}$, $\sigma_{prev(m)}$ et $\sigma_{obs(m)}$ sont, respectivement, la covariance des prévisions (SEAS5) et des observations (SAFRAN), l'écart type des prévisions et l'écart type des observations pour une maille m .

Sans unité, il varie entre -1 et 1, avec 1 comme meilleur score de qualité. Dans ce cas, cela indique que prévision et observation sont bien reliées (prévision cohérente à l'observation) et que les prévisions suivent les mêmes tendances que les observations. En revanche, un coefficient négatif indique que les deux modèles ont des tendances opposées.

Tout comme pour le RMSE, on détermine alors le coefficient de Pearson médian pour toute la France (médiane de l'ensemble des mailles). On obtient alors $r_{(M,E)mediane}$.

IV.1.d. Normalisation des scores

Les score de biais, RMSE et de Pearson sont souvent normalisé à une constante. Dans cette étude, il s'agit de la climatologie.

Equation 8

$$S_{(SEAS5, climatologie)} = \frac{S_{(M,E)}}{\bar{x}obs_{(M)}}$$

Où $S_{(M,E)}$ et $\bar{x}obs_{(M)}$ étant respectivement le score calculé pour un le mois cible M (Janvier à Décembre) à une échéance E (1 à 7) et la moyenne des observations passées pour le mois cible M .

IV.1.e. Le score de compétence

Le score de compétence permet de comparer dans le temps la qualité d'un modèle de prévision par rapport à une référence choisie. Ce score se calcule de la manière suivante :

Equation 9

$$SS_M = \frac{RMSE_M^{CLIM} - RMSE_M^P}{RMSE_M^{CLIM}}$$

Où $RMSE_M^{CLIM}$ et $RMSE_M^P$ sont, respectivement, le scores RMSE de la climatologie et le score RMSE du système de prévision évalué, pour le mois M . Un score de compétence positif indique un gain du système de prévision par rapport au système de référence, et inversement, lorsque ce score est négatif, le système de référence est meilleur que le système évalué.

IV.2. Scores appliqués aux sorties du modèle hydrologique GR6J

IV.2.a. Critère de Nash (NSE)

Le critère de Nash est un indicateur de la qualité des simulations du modèle et traduit l'écart entre les débits simulés et les débits observés. Il se calcule par la formule suivante :

Equation 10

$$NSE_{(Q)} = 100 \cdot \left(1 - \frac{\sum_{t=1}^N (Qo_{(t)} - Qc_{(t)})^2}{\sum_{t=1}^N (Qo_{(t)} - \bar{Qo})^2} \right)$$

Où $Qo_{(t)}$ et $Qc_{(t)}$ sont, respectivement, le débit observé et le débit calculé (simulé) au pas de temps t , et \bar{Qo} est le débit moyen observé. N est la taille de la série de débits. Le critère de Nash est évalué à partir de la somme des écarts sur une longue série de données.

Le score NSE doit être supérieur à 0 pour que le modèle de simulation soit meilleur que le modèle naïf où le débit simulé $Q_c(t)$ correspond au débit moyen $\overline{Q_0}$. Un critère NSE proche de 100 indique des courbes de débits simulés très proches aux courbes de débits observés.

Le calcul sur les débits directement est pratique quand on s'intéresse à l'étude des crues d'un cours d'eau. Si l'objectif d'une l'étude se porte cependant plutôt sur les étiages, il convient de faire les calculs avec le logarithme des débits ($\log Q$). Si l'étude s'intéresse plutôt à l'écart entre débits observés et simulés, indépendamment s'il s'agit des hauts ou bas débits, alors le calcul du critère NSE sur la racine carrée des débits (\sqrt{Q}) est adapté.

IV.2.b. Critère de Kling-Gupta (KGE)

Gupta *et al.* (2016) ont développé un score censé être plus représentatif que le critère de Nash. Le critère de KGE est un critère qui évalue simultanément le biais, l'erreur en écart type et la corrélation entre débits simulés et observés.

Equation 11

$$KGE(Q) = 1 - \sqrt{(r - 1)^2 + (\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2}$$

Où :

$$\alpha = \frac{\sqrt{\sum_{t=1}^N (Q_{c(t)} - \overline{Q_c})^2}}{\sum_{t=1}^N (Q_{o(t)} - \overline{Q_o})^2}, \beta = \frac{\sum_{t=1}^N Q_{c(t)}}{\sum_{t=1}^N Q_{o(t)}}$$

Où r est le coefficient de corrélation de Pearson et N est la taille de la chronique de débits. $Q_{c(t)}$ et $Q_{o(t)}$ sont respectivement le débit simulé et le débit de référence au pas de temps t . $\overline{Q_c}$ et $\overline{Q_o}$ correspondent à la moyenne des débits simulés et observés, respectivement, sur l'ensemble de la période considérée.

Le critère KGE varie entre $-\infty$ et 1, avec 1 meilleur score. Comme pour le critère de Nash, il est possible d'ajuster son calcul en fonction de l'objectif choisi. Dans notre cas, la fonction objective principale est le KGE sur la racine carrée sur des débits (\sqrt{Q}).

IV.2.c. RMSE sur les débits

Comme pour la prévision météorologique, le score de RMSE (Equation 6) est utilisé pour évaluer la qualité de la prévision de débit. Pour chaque bassin versant, les prévisions à l'exutoire sont comparées aux observations. Dans cette étude, le calcul du RMSE se fait au pas de temps journalier, qui est le pas de temps des sorties du modèle hydrologique.

V. Résultats

V.1. Exemple de prévisions météorologiques SEAS5 sur la France

Avant de présenter les résultats de l'application des critères numériques sur l'ensemble de prévisions émises, il convient de visualiser succinctement quelques prévisions afin de s'assurer de la bonne lecture des données à disposition et de leur cohérence. Pour cela, nous présentons en Figure 8 la moyenne (sur 35 années de prévision) des cumuls mensuels des prévisions saisonnières de précipitation pour quelques mois d'initialisation (janvier, avril, juillet et octobre) et échéances cibles (1, 3 et 6 mois).

La première carte en haut à gauche, par exemple, illustre les cumuls moyens prévus quand on considère tous les 1^{er} janvier (de 1981 à 2016) à la 1^{ère} échéance (cumuls prévus pour le mois de janvier). La carte en bas à droite présente la moyenne des cumuls mensuels prévus les 1^{er} octobre (de 1981 à 2016) pour le mois de mars, c'est-à-dire, à une échéance de 6 mois à partir de la date d'initialisation (1^{er} octobre). Cette figure permet d'observer l'évolution des prévisions en fonction de la saison considérée (mois d'initialisation) pour une même échéance (comparaison entre les lignes). On observe ainsi, que les prévisions indiquent bien plus de pluie en mois d'hiver qu'en mois d'été. De même, les précipitations prévues sont plus importantes au niveau des massifs montagneux de France (notamment les Alpes, les Cévennes, et les Pyrénées) et plus faibles dans le sud (Provence-Alpes-Côte d'Azur et Occitanie) et l'ouest (Pays de la Loire) de la France.

La Figure 9 illustre, quant à elle, la variabilité d'une prévision pour un même mois cible. Nous y présentons l'évolution des précipitations mensuelles prévues (en mm) pour le mois cible de septembre, et ce en fonction du mois d'initialisation. La première carte, à gauche, montre ainsi la moyenne des cumuls mensuels prévus au mois d'avril pour le mois de septembre (donc, à 6 mois d'anticipation).

Les annexes 3 et 4 présentent la moyenne (sur 35 années de prévision) des températures des prévisions saisonnières selon le même principe que la Figure 8 et 9.

Si, d'un côté, ces cartes permettent de bien visualiser les aspects liés à l'initialisation et au mois cible de la prévision saisonnière (les deux aspects étant liés par la notion d'échéance), elles ne permettent cependant pas d'évaluer la précision ou la justesse des prévisions par rapport aux observations. Pour cela, nous allons maintenant présenter les résultats sur la qualité des prévisions en fonction de trois critères numériques : le biais, la RMSE, et le coefficient de corrélation de Pearson.

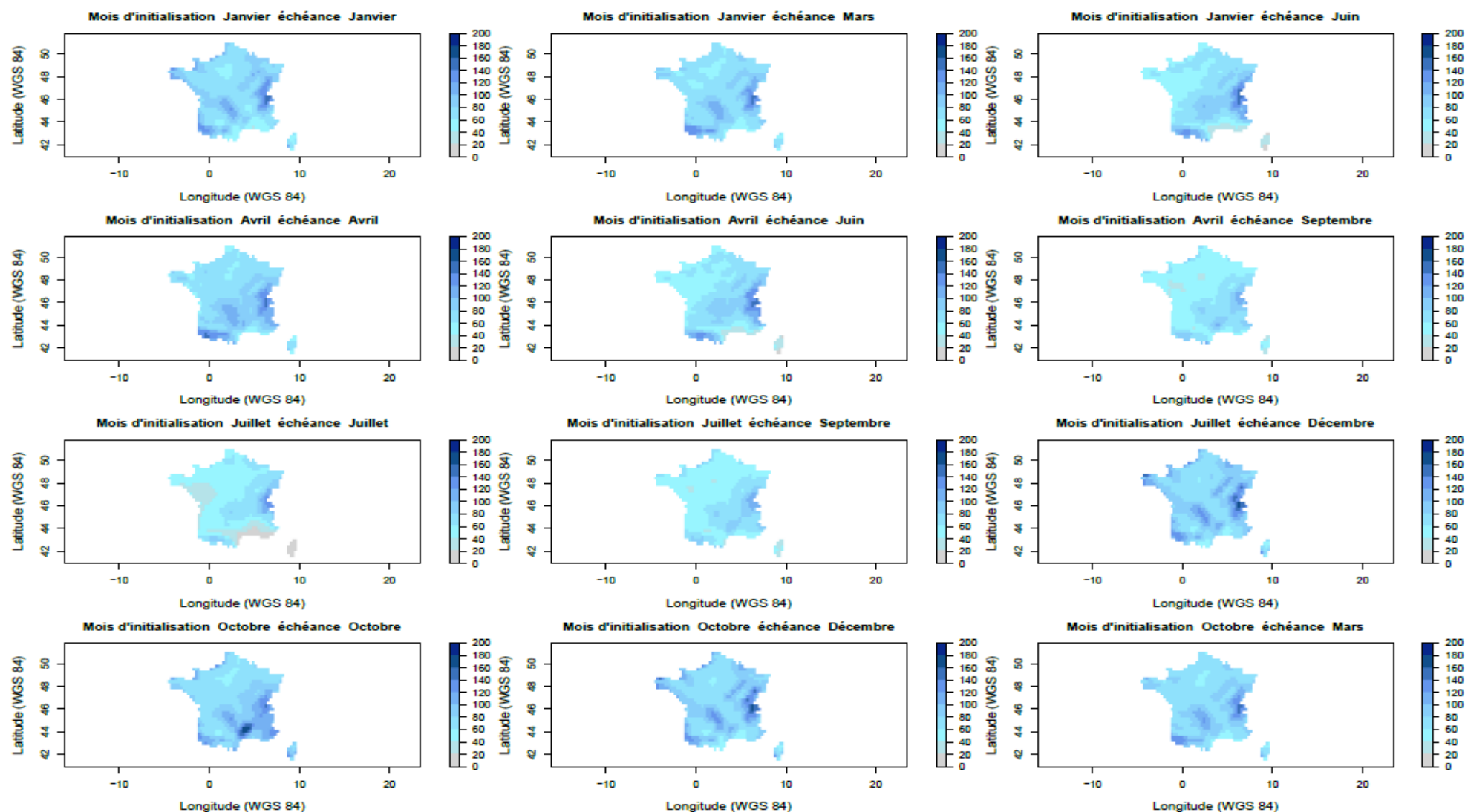


Figure 8 - Cumuls mensuels des précipitations prévues (en mm) sur la France pour les mois d'initialisation de janvier, avril, juillet et octobre (en lignes) et pour les échéances de 1,3 et 6 mois (en colonnes). Pour chaque mois d'initialisation et échéance, les cumuls sont moyennés sur 35 années de prévisions SEAS5 (1981-2016).

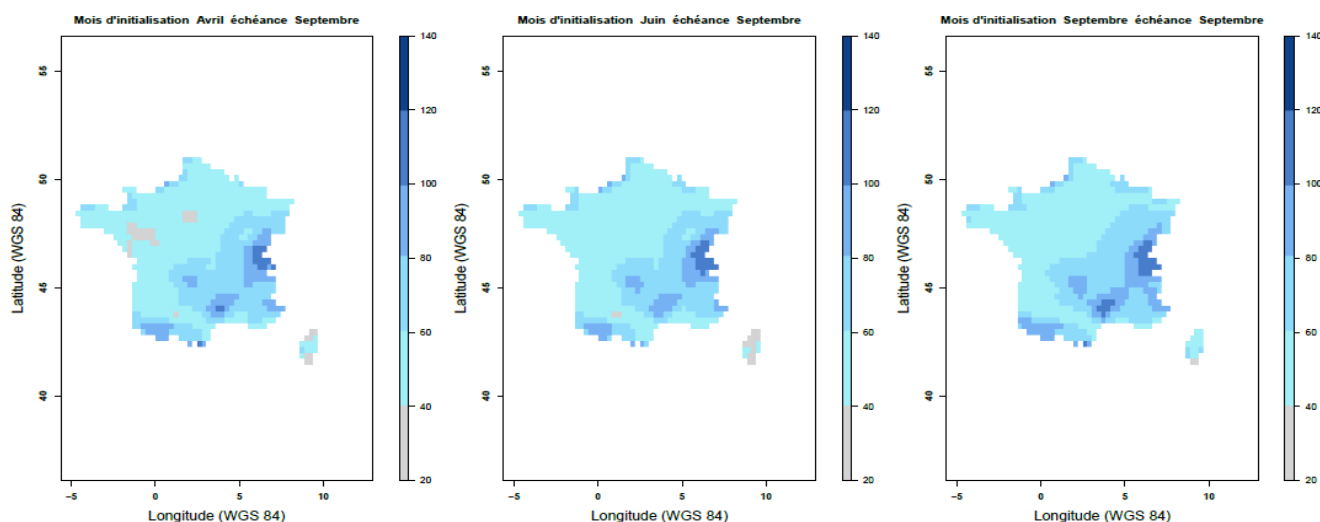


Figure 9 - Cumuls mensuels des précipitations prévues (en mm) sur la France par SEAS5 pour le mois cible de septembre en fonction du mois d'initialisation : à gauche, initialisations au mois d'avril (c.-à-d., à 6 mois d'anticipation) ; au centre, initialisations au mois de juin (c.-à-d., à 4 mois d'anticipation) et à droite, initialisations au mois de septembre (c.-à-d., à 1 mois d'anticipation).

V.2. Qualité de la prévision mensuelle de précipitations de SEAS5

V.2.a. Biais des précipitations prévues

Les scores présentés en Figure 10 correspondent au biais obtenu pour chaque mois cible de l'année et selon plusieurs échéances, de 1 à 7 mois. Ce biais correspond à la moyenne des biais évalués par l'équation 3 sur chaque pixel du territoire français (les pixels sont représentés dans les Figures 8 et 9). Un biais positif indique, en moyenne, une surestimation par SEAS5 du cumul mensuel des précipitations observées et, inversement, un biais négatif indique, en moyenne, une sous-estimation par les prévisions. On observe ainsi que les prévisions faites pour le mois d'hiver, d'été et d'automne ont un biais négatif et celles de printemps, un biais positif.

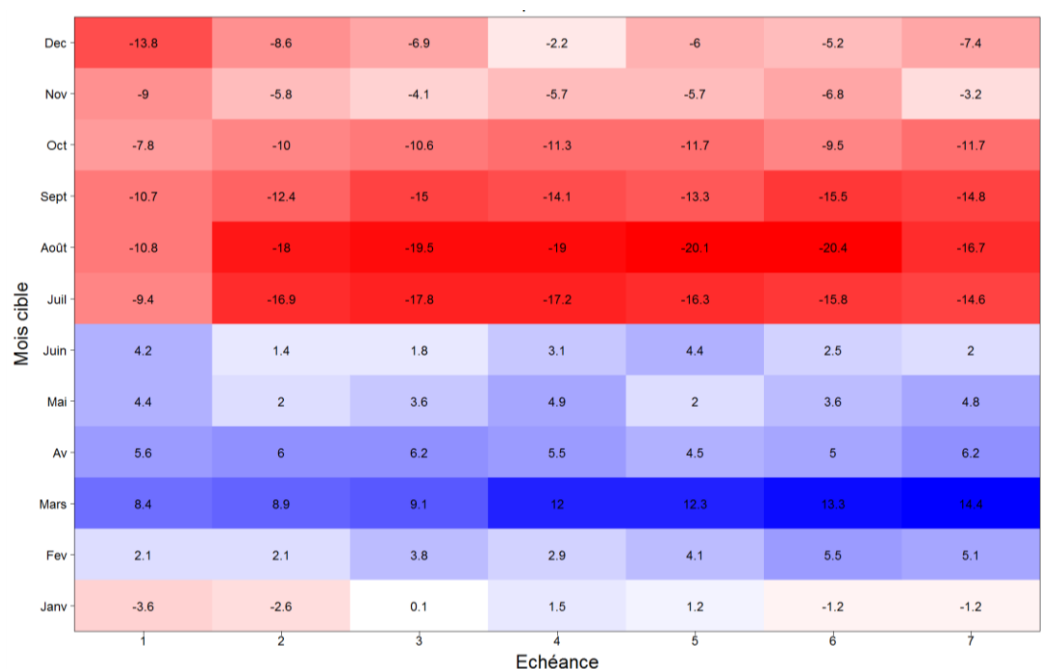


Figure 10 - Biais des prévisions de précipitation SEAS5 sur la France (en mm) par mois cible (en ordonnée) et selon les échéances (en abscisse).

Une analyse directe des résultats est possible, mais elle ne tient pas compte de la saisonnalité. En effet, par exemple, on peut se poser la question : pour l'échéance 3, est-ce qu'un biais négatif de $-9,1$ mm en mars est comparable à un biais négatif de $-4,1$ mm en novembre, sachant qu'il pleut plus dans le deuxième cas que dans le premier ? (voir Figure 4).

Pour répondre à cette question, les biais obtenus ont été divisés par la climatologie de chaque mois, soit la moyenne des pluies observées pour le mois considéré (équation 4). Les résultats des biais normalisés sont présentés en Figure 11. Pour un même mois cible, on observe, en général, des biais plus importants avec l'augmentation de l'échéance : par exemple, pour le mois d'octobre, le biais moyen est de $-9,5\%$ à la première échéance et $-14,1\%$ à l'échéance de 7 mois. On observe également que, pour une même échéance, les biais sont, en général, plus importants en été, automne et hiver et plus faibles au printemps.

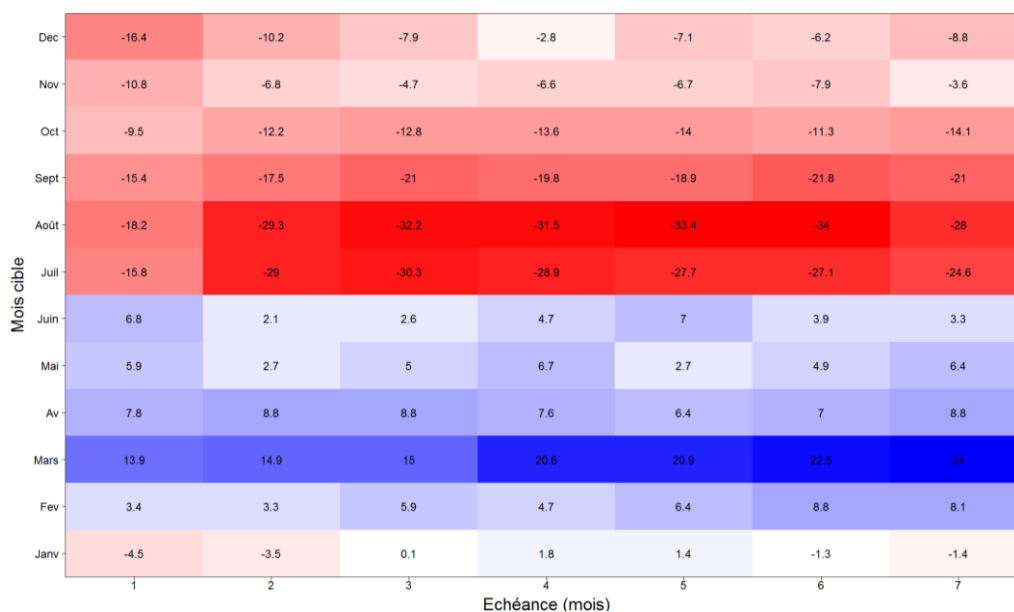


Figure 11 - Biais normalisés des prévisions de précipitation SEAS5 sur la France (en %) par mois cible (en ordonnée) et selon les échéances (en abscisse). Les biais ont été normalisés par rapport à la climatologie du mois cible (moyenne des précipitations observées sur la période d'évaluation)

Un exemple concret des conséquences d'un bon et d'un mauvais score de biais (non normalisé) est représenté en Figure 12. Cette figure présente les cartes de France des biais pour deux situations : les biais pour un mois d'hiver (février) à l'échéance de 1 mois et les biais pour un mois d'été (août) à l'échéance de 5 mois. En moyenne, sur l'ensemble de pixels de France, le biais normalisé pour février est de 0% , tandis que pour le mois d'août, ce biais vaut 26% , malgré les forts biais observés ponctuellement sur les cartes (de -110 mm à $+70$ mm).

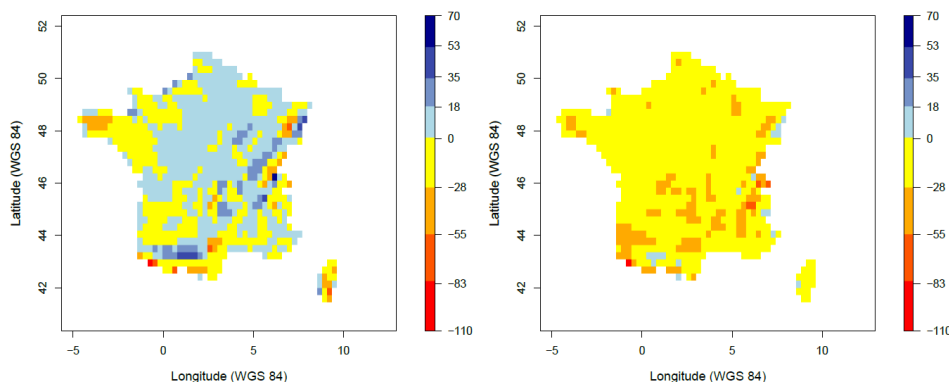


Figure 12 - Comparaison des scores de biais des prévisions de précipitations (en mm) de SEAS5 sur deux cartes de France pour : à gauche, le mois cible de février et l'échéance 1 mois avec un score de biais médian relativisé à la climatologie de 3,4 % et, à droite, le mois cible d'août et l'échéance de 5 mois avec un score de biais médian relativisé à la climatologie de -33,4 %.

La synthèse des résultats de biais est présentée en Figure 13. On observe que, en moyenne, les prévisions de précipitation SEAS5 sous-estiment les précipitations (biais négatifs), quelle que soit l'échéance et si on considère tous les mois d'initialisation confondus. Bien que le biais moyen soit relativement constant avec l'échéance, on remarque que le score est de plus en plus dispersé, traduisant une difficulté croissante du modèle climatique à maintenir une qualité de prévision dans le temps.

Une analyse par mois cible du biais moyen sur les échéances 2 à 7 mois confondues (Fig. 13, à droite) révèle que SEAS5 sous-estime très clairement les pluies pour les mois d'été, d'automne et d'hiver, dans des proportions importantes, pouvant aller de $-1,1\%$ en janvier à $-29,5\%$ en août. En revanche, le système de prévision surestime à la fin de l'hiver, pour les mois de printemps, et au début de l'été, dans des proportions bien plus faibles, sauf pour le mois de mars où l'excédent peut atteindre $7,8\%$. Ces résultats peuvent sembler surprenants, mais il faut considérer que le biais moyen est ici calculé maille à maille et qu'une pluie peut survenir en un endroit que SEAS5 n'avait pas projeté mais que le volume d'eau, sur une zone plus étendue que la taille du pixel, soit conservé.

Quant à la dispersion du biais pour un même mois cible, mais à différentes échéances (équation 5 ; Figure 14), on observe que les mois d'automne, d'hiver ainsi que le mois d'avril sont les plus dispersés, traduisant une influence plus importante de l'échéance de prévision sur la qualité de la prévision. Les autres mois de l'année sont quant à eux, très peu influencés par l'échéance.

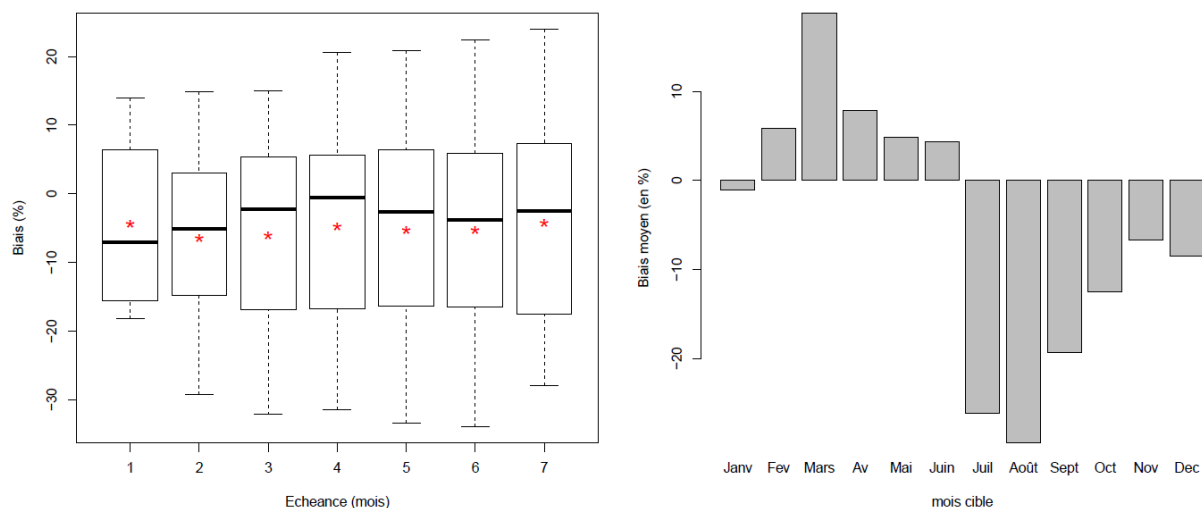


Figure 13 – Boîte à moustaches du biais normalisé moyen des précipitations prévues par SEAS5 (médiane sur les pixels en France) pour l'ensemble des mois de l'année par échéance et tous mois cibles confondus (à gauche) et par mois cible et échéances 2 à 7 mois confondues (à droite). La moyenne des résultats est représentée en rouge.

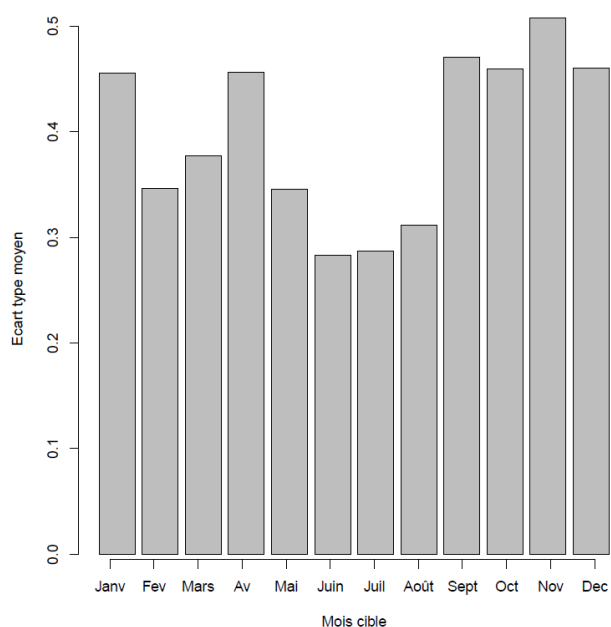


Figure 14 - Ecart type des biais des précipitations par mois cible des échéances 2 à 7 du biais normalisé des précipitations SEAS5 sur la France

V.2.b. RMSE des précipitations prévues

Les scores présentés en Figure 15 correspondent aux RMSE, moyennés par échéance (à gauche) et mois cible (à droite). Tout comme pour le biais, ces scores ont été normalisés à la climatologie du mois cible.

Comme pour le biais, la qualité des prévisions de précipitation SEAS5 décroît rapidement après la première échéance (RMSE de 52,9 %) jusqu'à atteindre un seuil entre 57,4 % et 58,2 % pour les échéances de 2 à 7 mois. Quant aux mois cible, on constate que les mois de fin de printemps et début d'été (mai, juin) sont les mois qui présentent des scores de RMSE les plus faibles (49,4 % à 52,6 %). Cela veut dire que, en moyenne, les écarts entre prévisions et observations sont faibles, donc que le biais calculé est représentatif. En revanche, pour les mois de mars, avril, juillet, août, les scores de RMSE sont plus importants (58,5 % à 63,8 %).

Cela indique que, pour ces mois cible, les écarts de prévisions sont plus importants. Les autres mois cible présentent des écarts entre prévisions et observations moyennement importantes.

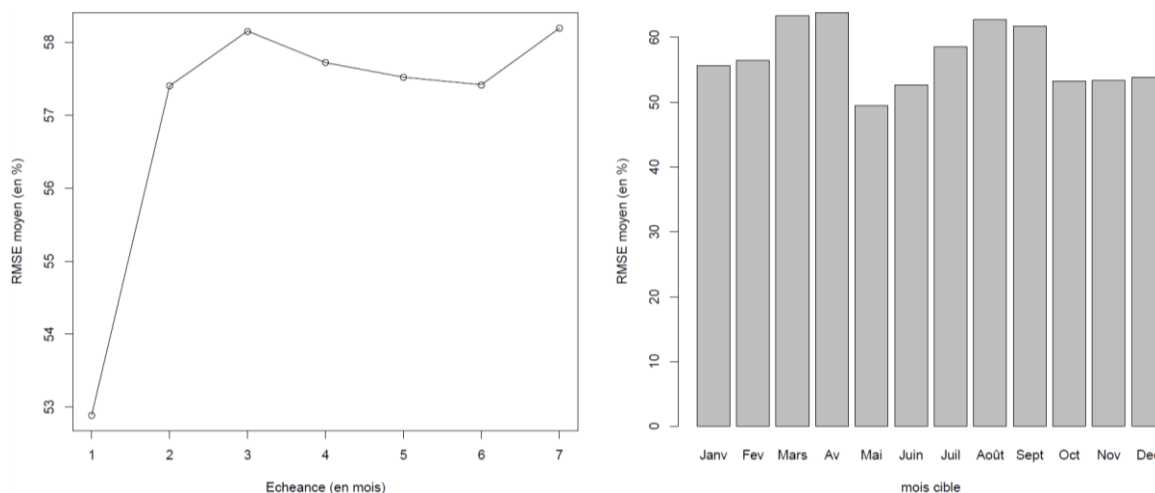


Figure 15 - RMSE normalisé moyen des précipitations prévues par SEAS5 (médiane sur les pixels en France) par échéance et tous mois cibles confondus (à gauche) et par mois cible et échéances 2 à 7 mois confondus (à droite)

V.2.c. Corrélation entre précipitations prévues et observées

Il convient de vérifier si la prévision et l'observation suivent la même tendance. La Figure 16 montre que, tous les mois d'initialisation confondus, la relation entre prévision et observation est relativement faible au-delà de la 1^{ère} échéance. A échéance courte (1 mois), elle est de 0,51 % et décroît rapidement à une valeur proche de zéro ensuite.

Au cours de l'année, sur les échéances 2 à 7 mois, ce sont les mois de janvier et de juin qui ont les meilleurs scores (0,21 % et 0,24 % respectivement ; Figure 16 à droite). Les mois de février à avril (printemps) et d'août à octobre (automne) ont les scores moyens (entre 0,08 % et 0,13%). Pour les autres mois de l'année le coefficient est très faible (entre 0,003 % et 0,03%) et, par conséquent, la corrélation entre prévisions et observations est moins évidente.

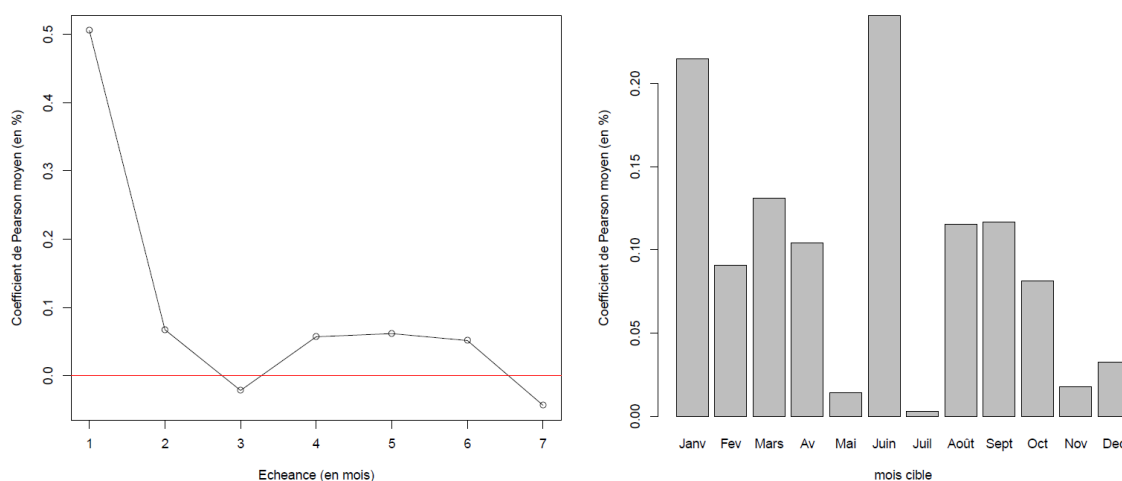


Figure 16 - Coefficient de Pearson moyen normalisé des précipitations prévues par SEAS5 (médiane sur les pixels en France) par échéance et tous mois cibles confondus (à gauche) et par mois cible et échéances 2 à 7 mois confondus (à droite).

V.2.d. Conclusion sur la qualité des précipitations mensuelles prévues par SEAS5 sur la France

L'analyse des scores de qualité de SEAS5 montre que les performances du modèle sont les meilleures pour le premier mois d'échéance. Ce résultat n'est pas surprenant compte tenu de la nature chaotique de l'atmosphère et les difficultés des modèles de climat à prévoir à la longue échéance. Il suit les résultats de la littérature sur les régions tempérées, qui indiquent une bonne performance des prévisions saisonnières de précipitation jusqu'à quelques semaines, voire un mois d'échéance (Crochemore *et al.*, 2016). La performance du système reste relativement constante sur les échéances au-delà d'un mois.

L'évaluation par mois cible montre que les mois de printemps et début d'été (d'avril à juin) sont les mieux prévus par SEAS5, si on prend en compte les scores de biais et de RMSE. En intégrant le coefficient de corrélation, le mois de juin présente les meilleurs résultats. Ce constat peut s'expliquer par un climat relativement régulier et plus homogène sur la France pendant ces mois cibles. D'ailleurs, cela correspond aux mois pour lesquels on observe un cumul de précipitations mensuel proche de la moyenne (Figure 6), donc correspondant à des mois ni trop secs, ni trop humides. Il n'en est pas de même pour les autres mois cible. Pour les mois d'été, juillet et août, SEAS5 a tendance à sous-estimer les volumes mensuels, quelle que soit l'échéance, avec des coefficients de corrélations variables.

Le constat est similaire pour les mois d'automne, septembre et octobre, pour les scores de biais et de coefficient de Pearson si ce n'est en proportions plus faibles. Cependant, l'échéance semble beaucoup influencer ces mois. Ceci peut s'expliquer par des précipitations plus importantes pour ces mois (cumuls mensuels plus éloignés de la moyenne) et par des phénomènes météorologiques singuliers (événements cévenols et méditerranéens), souvent très difficiles à prévoir, en particulier pour un modèle de prévision saisonnier. Pour les mois de novembre, décembre et janvier (fin d'automne, début hiver), il y a aussi une sous-estimation des volumes d'eau mensuels et une influence de l'échéance sur la qualité des prévisions. En revanche, les scores de corrélation sont les plus bas pour les deux premiers mois, suggérant que SEAS5 a des difficultés à « suivre » la tendance donnée par les observations. Quant au mois de janvier, il présente l'un des meilleurs scores de Pearson sur l'année.

Les mois de février et mars (fin d'hiver, début de printemps) sont des mois peu influencés par l'échéance. Le mois de février présente de bons scores (5,8 % de biais, RMSE de 56,4 %). Son score de corrélation est relativement faible (18,6 %). Le mois de mars est caractérisé par un biais positif de 18,8 %.

V.3. Qualité de la prévision mensuelle des températures de SEAS5

V.3.a. Biais des températures prévues

Les méthodes d'évaluation des températures sont équivalentes à celles employées pour l'analyse des précipitations, à savoir, nous évaluons les données agrégées par mois cible et échéance.

L'analyse par échéance (Figure 17, à gauche) montre que le modèle SEAS5 a tendance à surestimer les températures. Le biais des températures prévues a tendance à être de plus en plus dispersé avec l'échéance, indiquant que le modèle climatique a plus de difficulté à prévoir la température à un horizon lointain.

L'analyse par mois cible des biais de températures (Figure 17, à droite) met en évidence un biais moindre pour les mois d'hiver et de printemps et début d'été (de janvier à juillet excepté février). Ce biais se révèle important au long de l'année avec un maximum atteint au mois de septembre.

L'étude de la dispersion de biais pour les échéances 2 à 7 mois (biais normalisés par la climatologie) (Figure 18) montre que le biais des températures est dispersé pour les mois d'hiver, notamment janvier et février. Cela indique que l'initialisation a une grande influence pour ces mois. En revanche, l'écart type est plus faible pour les autres mois de l'année, traduisant une influence plus modérée de l'échéance sur la qualité de la prévision.

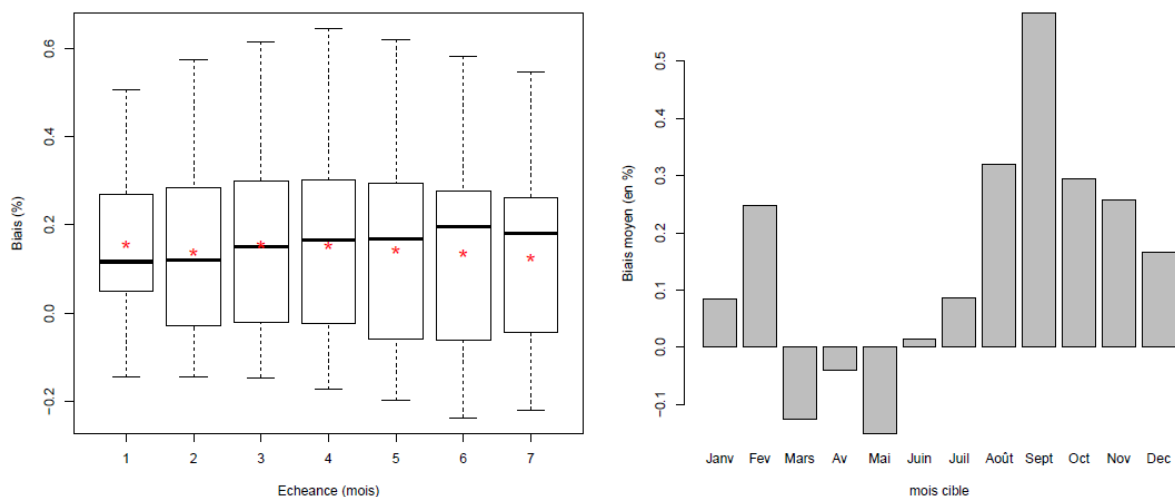


Figure 17 - Boite à moustaches du biais normalisé moyen des températures prévues par SEAS5 (médiane sur les pixels en France) pour l'ensemble des mois de l'année par échéance et tous mois cibles confondus (à gauche) et par mois cible et échéances 2 à 7 mois confondues (à droite). La moyenne des résultats est représentée en rouge.

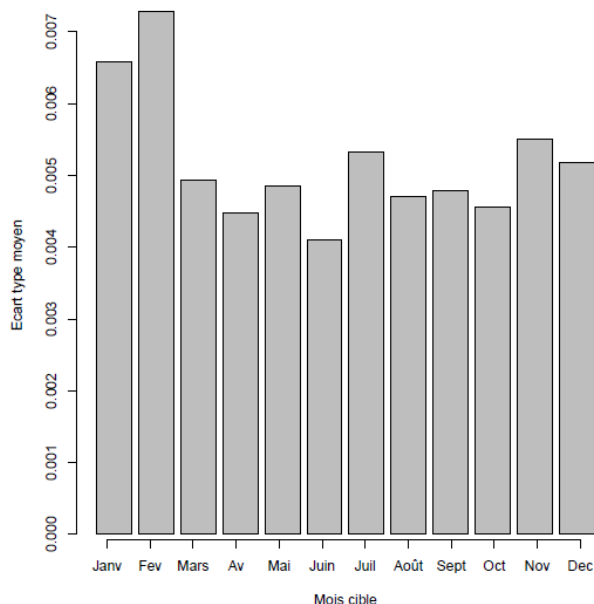


Figure 18 - Ecart des températures par mois cible des échéances 2 à 7 du biais normalisées prévisions SEAS5 sur la France

V.3.b. RMSE des températures prévues

Les scores présentés en Figure 19 correspondent aux RMSE, moyennés par échéance (à gauche) et mois cible (à droite) et normalisés à la climatologie du mois cible.

La qualité des prévisions de températures SEAS5 décroît rapidement après la première échéance (RMSE de 0,53 % à l'échéance de 1 mois et entre 0,63 % et 0,65 % pour les échéances de 2 à 7 mois). Quant aux mois cible, on constate que les mois de printemps et d'été (de mars à août) ainsi que le mois d'octobre sont les mois qui présentent les scores de RMSE les plus faibles (0,45 % à 0,60 %). Cela veut dire que, en moyenne, les écarts de prévisions et d'observations sont faibles, donc que le biais calculé est représentatif. En revanche, pour les mois d'automne (septembre, novembre) et d'hiver (décembre, janvier, février), les scores de RMSE sont plus importants (0,65 % à 0,82 %).

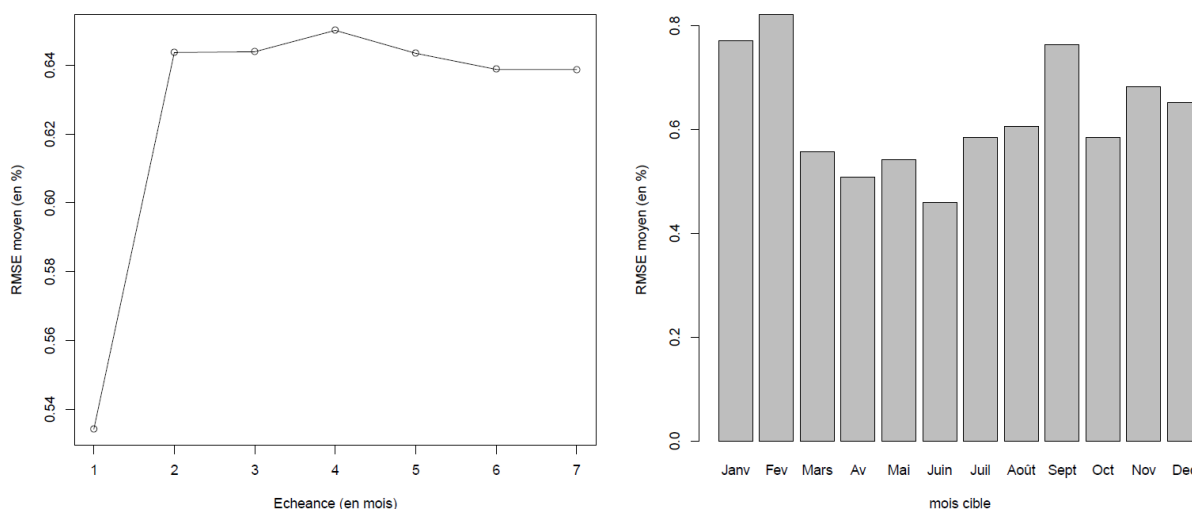


Figure 19 - RMSE normalisé moyen des températures prévues par SEAS5 (médiane sur les pixels en France) par échéance et tous mois cibles confondus (à gauche) et par mois cible et échéances 2 à 7 mois confondues (à droite)

V.3.c. Corrélation entre températures prévues et observées

La Figure 20 montre la relation entre prévisions de températures et observations, à travers le coefficient de corrélation de Pearson. Quelle que soit l'échéance, cette corrélation est relativement faible. A échéance courte (1 mois), elle n'est que de 0,21 % et décroît rapidement entre 0,03 % et 0,05 %. Par mois cible, le coefficient est meilleur au printemps (avril, mai et juin) et moyen en automne et hiver (octobre). Pour les autres mois de l'année et plus particulièrement en été, le coefficient est faible (entre 0,026 % et 0,4 %) et par conséquent la corrélation entre prévisions et observations est moins évidente.

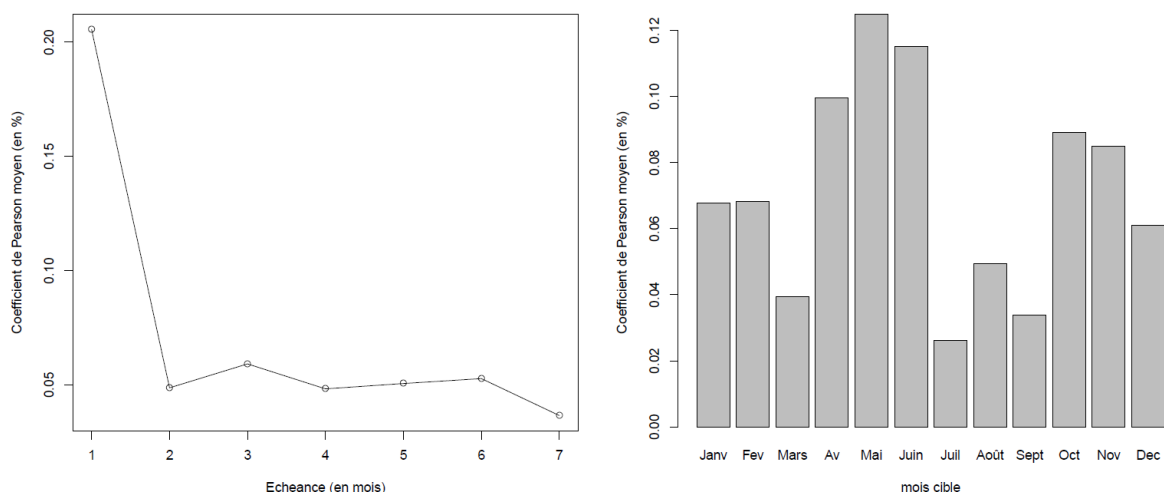


Figure 20 - Coefficient de Pearson moyen normalisé des températures prévues par SEAS5 (médiane sur les pixels en France) par échéance et tous mois cibles confondus (à gauche) et par mois cible et échéances 2 à 7 mois confondus (à droite).

V.4. Conclusion sur la qualité des températures mensuelles prévues sur la France

L'analyse des scores de qualité des températures prévues par SEAS5 montre, de même que pour les précipitations prévues, que les performances du système de prévision sont les meilleures pour le premier mois d'échéance. Pour les échéances 2 à 7 mois, les scores sont moins bons et la performance reste relativement constant.

L'évaluation par mois cible montre que les températures ont tendance à être mieux prévus les mois de printemps (mars à juin) bien que l'échéance de prévision semble peu modifier la qualité des prévisions. Pour les mois d'été, juillet et août, SEAS5 a tendance à surestimer les températures, quelle que soit l'échéance, et à avoir un score de corrélation faible.

Les mois d'automne, septembre et octobre ont les scores de biais les plus importants (associé à un score RMSE aussi important) mais présentent une meilleure corrélation qu'en été. L'échéance semble peu influencer ces mois.

Les mois d'hiver (décembre, janvier, février) ont des scores de biais et de corrélation moyens par rapport aux autres mois de l'année. Cependant, ce sont les mois les plus sensibles à l'échéance ce qui fait de cette saison une saison de qualité intermédiaire entre la saison avec les meilleurs scores (printemps) et les saisons présentant les moins bons scores (été et automne).

V.5. Qualité des simulations et des prévisions de débit GR6J

V.5.a. Qualité des simulations en calage

Les Figures 21 et 22 montrent les résultats de calage des paramètres du modèle GR6J pour les périodes P1 et P2, respectivement (voir section III.6). Les paramètres X7 et X8 du module CemaNeige des bassins numéros 5, 8, 12, 19, 11, 3 et 17 ont été fixés respectivement à 0.04 et 8.7, suite à la thèse de Riboust *et al.* (2018) pour respecter la cohérence hydrologique. Chaque jeu de calage des paramètres sur une période permet la prévision sur la période suivante.

L'étude des paramètres de calage obtenus sur la période P1 montre que la capacité du réservoir de production et la limite d'inversion des flux entre les aquifères (paramètres X1 et X5) sont dispersées en fonction du bassin versant, mais peu dépendants du régime hydrologique. La capacité du réservoir de routage et le coefficient de sortie du réservoir exponentiel (paramètres X3 et X6) sont homogènes quel que soit le régime hydrologique considéré sauf pour le bassin versant numéro 9, pour lequel les valeurs sont très élevées par rapport aux autres. Cette anomalie peut être expliquée par le fait que ce bassin est fortement impacté par les activités humaines (influence 3 dans la base de données). L'échange maximum entre les aquifères environnants (paramètre X2) semble être de plus en plus dispersé à mesure que les bassins sont en altitude et impactés par la neige. Le temps de base de l'hydrogramme unitaire (X4) est homogène et relativement court (moins de 3 jours) pour les bassins en régime glaciaire et pluvio-nival alors qu'il peut être plus long (jusqu'à 7 jours) pour les bassins à régime pluvial. Quant au coefficient de pondération du module CemaNeige (paramètre X7), on aurait pu s'attendre à voir un lien entre les bassins soumis au régime pluvial, pluvio-nival et glacier, mais il n'en est rien. En revanche, pour le facteur degré-jour (paramètre X8), il y a bien un lien : plus les bassins sont en basse altitude, plus le paramètre tend à être élevé.

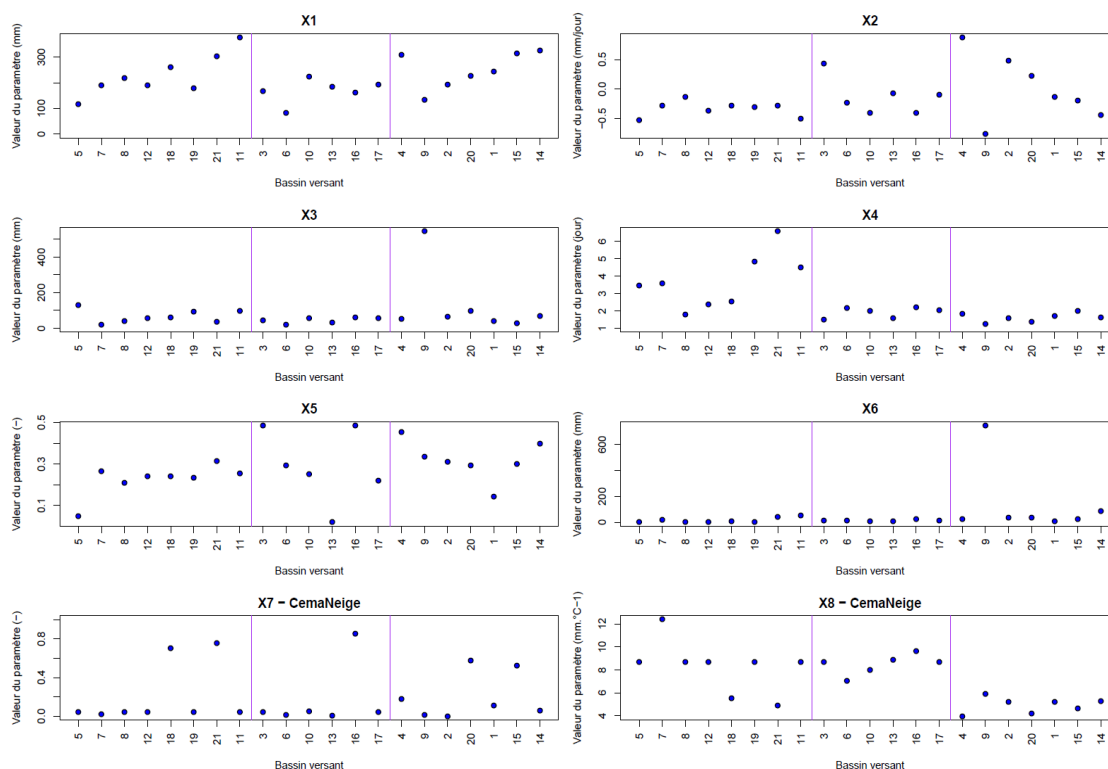


Figure 21 - Paramètres de calage sur la période P1 pour l'ensemble des bassins versants. Dans chaque graphique, les groupes de bassins sont présentés de gauche à droite selon leur régime hydrologique (pluvial, pluvio-nival et glacier). Les paramètres CemaNeige des bassins 5, 8, 12, 19, 11, 3 et 17 ont été fixés suite à la thèse de Riboust et al, (2018) pour respecter la cohérence hydrologique.

Pour les paramètres de calage P2, on observe que la capacité du réservoir de production et le coefficient de sortie du réservoir exponentiel (paramètres X1 et X6) sont dispersés en fonction du bassin versant et varient peu selon le régime hydrologique. L'échange maximum entre les aquifères environnants (paramètre X2) semble être relativement faible (proche de zéro) pour tous les bassins versants si ce n'est pour le bassin versant 9.

La capacité du réservoir de routage (paramètres X3) est homogène, quel que soit le régime hydrologique considéré sauf pour le bassin versant 20, pour lequel le paramètre est très élevé par rapport aux autres. Quant au paramètre d'inversion des flux entre les aquifères (paramètre X5), il est homogène quel que soit le régime hydrologique considéré, si ce n'est pour les bassins 3 et 4. Le temps de base de l'hydrogramme unitaire (X4) pour les bassins en régime glaciaire et pluvio-nival est homogène et relativement court (moins de 3 jours) alors que, pour les bassins à régime pluvial, ce temps peut être beaucoup plus long (jusqu'à 5 jours). Pour les paramètres X7 et X8, on remarque des tendances similaires à celles observées sur la période de calage P1.

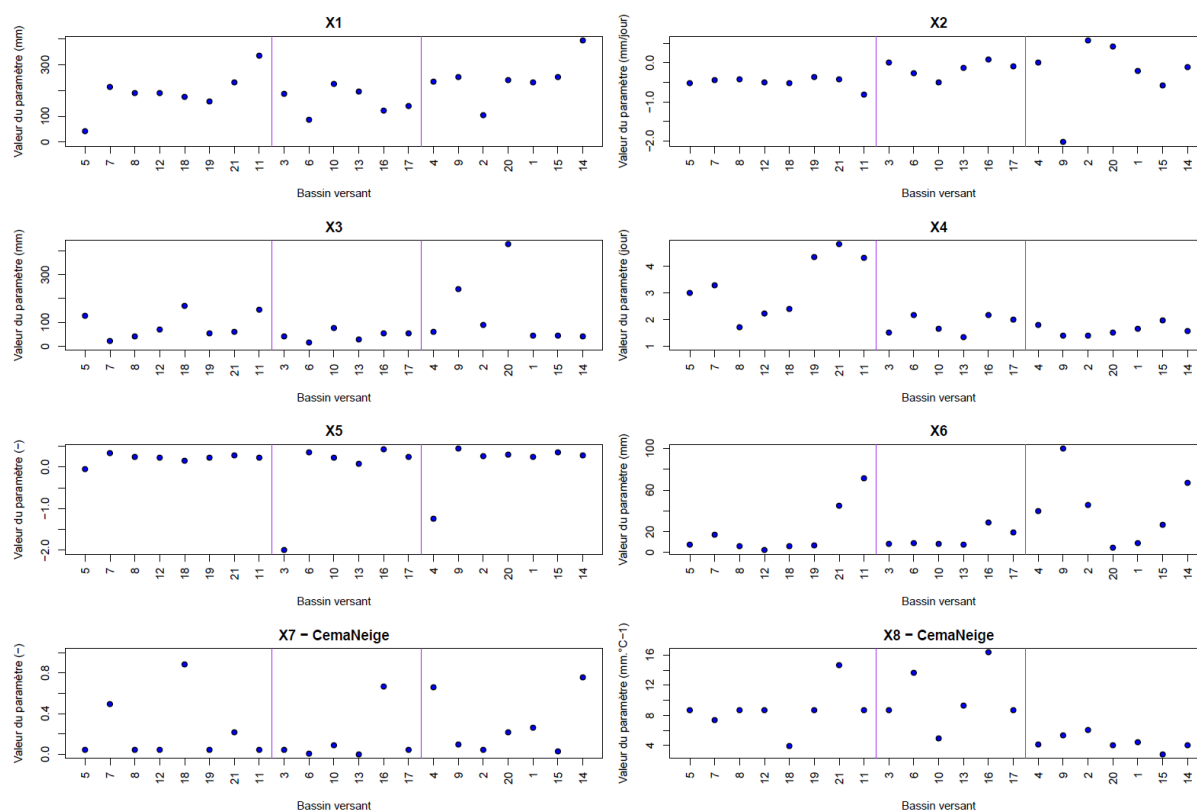


Figure 22 - Paramètres de calage sur la période P2 pour l'ensemble des bassins versants. Dans chaque graphique, les groupes de bassins sont présentés de gauche à droite selon leur régime hydrologique (pluvial, pluvio-nival et glaciaire). Les paramètres CemaNeige des bassins 5, 8, 12, 19, 11, 3 et 17 ont été fixés suite à la thèse de Riboust et al, (2018) pour respecter la cohérence hydrologique.

L'analyse des scores de calage sur les périodes P1 et P2 (Figure 23) montre que les scores de KGE_{rQ} (critère utilisé pour la fonction objectif du calage), dans l'ensemble, sont très bons (entre 0.81 et 0.98) et relativement homogènes, si ce n'est pour le bassin versant numéro 9, qui présente le plus mauvais score. Des critères de $Nash_{rQ}$ élevés (calculés à partir des débits simulés et observés sur la période P1 et P2) sont aussi élevés, ce qui indique une bonne performance du modèle en procédure de calage/validation. Les scores semblent être les meilleurs pour les bassins à régime pluvial, suivi des bassins à régime pluvio-nival et ensuite à régime glaciaire. Cette légère baisse des scores pourrait être expliquée par la dynamique rapide des bassins à régime glaciaire, ce qui entraînerait une plus grande difficulté du modèle GR6J à prévoir certains écoulements.

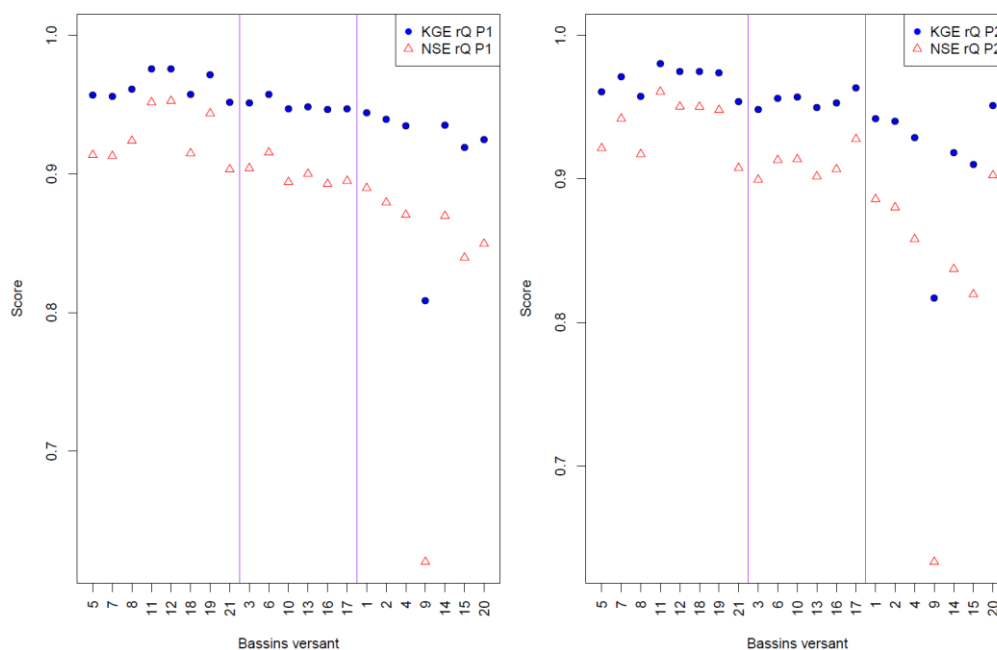


Figure 23 - Score de la fonction objectif (critère KGE_{rQ}) et score de qualité associé (NSE_{rQ}) sur la période P1 et P2 de calage du modèle hydrologique GR6J (débits journaliers) sur les 21 bassins versant d'étude

V.5.b. Exemple de prévisions du modèle hydrologique GR6J

Avant de présenter les résultats numériques de la qualité des prévisions du modèle hydrologique, il convient de présenter une visualisation des données d'entrée du modèle hydrologique GR6J (prévision SEAS5) et des prévisions produites par le modèle GR6J en sortie. En entrée, le modèle reçoit les précipitations et les températures prévues par SEAS5, moyennées spatialement sur la surface du bassin versant. Tous les 25 membres de la prévision d'ensemble sont utilisés. La Figure 19 montre un exemple des cumuls de la prévision d'ensemble de précipitations émises le 01/01/1996 pour les 120 jours (soit 4 mois) à venir pour le bassin versant B2220010 (numéro 19 dans la carte de la Figure 5). Nous pouvons observer les écarts de cumul de précipitation pour chaque membre SEAS5 au fur et à mesure que les échéances avancent sur les 120 jours de prévision.

La Figure 20 présente un exemple de prévisions de débit sur la même date d'initialisation et les mêmes 120 jours d'échéance, obtenues pour le même bassin versant à partir du modèle GR6J et l'outil PREMHYCE. On observe une prévision relativement bonne sur les deux premiers mois (février et mars 1983) et une surestimation des volumes écoulés au-delà.

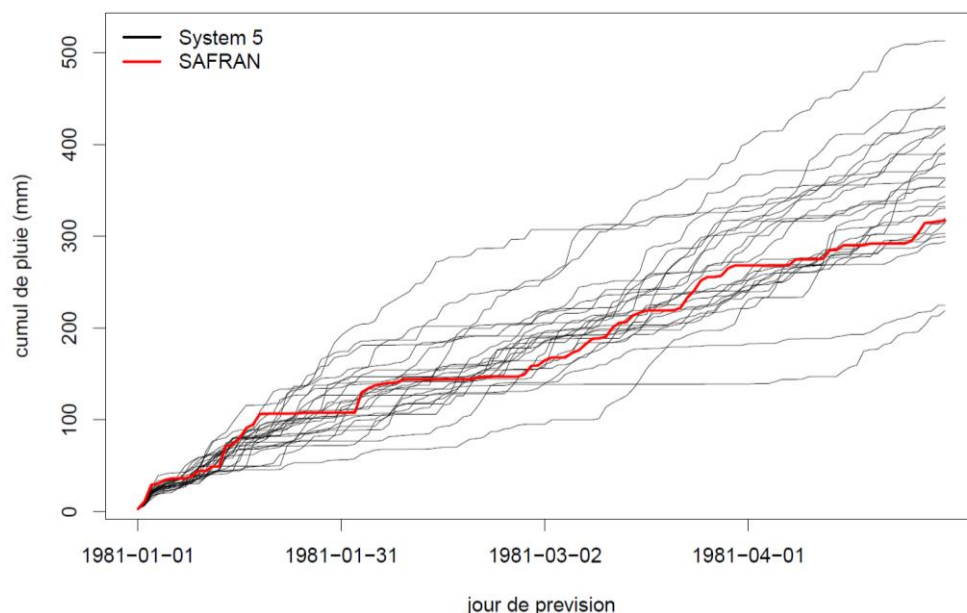


Figure 24 - Exemple de dispersion des membres SEAS5 par rapport à SAFRAN pour un bassin versant B2220010

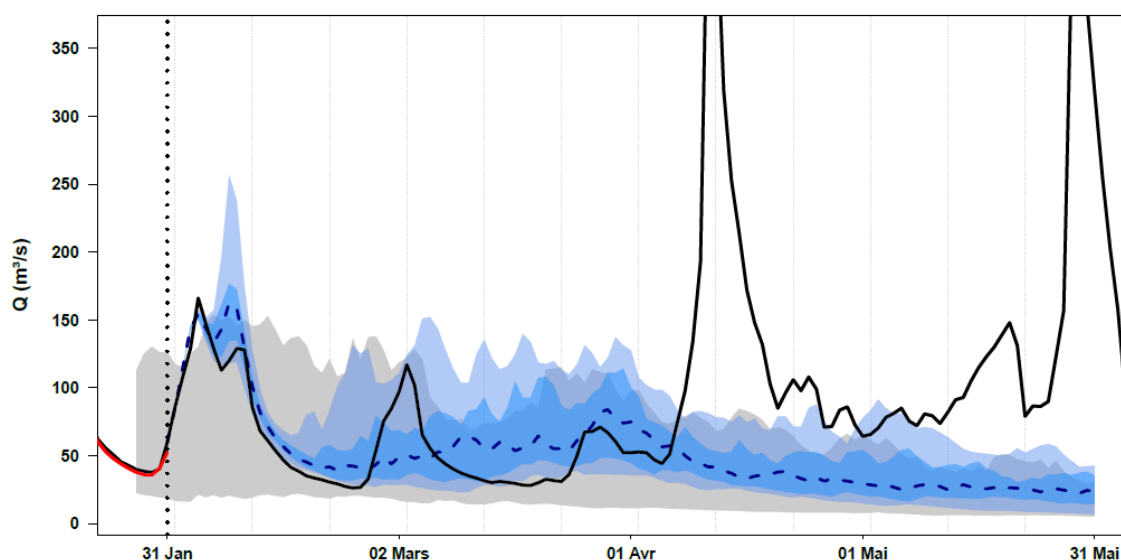


Figure 25 - Exemple de prévision de débits du modèle GR6J sur 120 jours à partir de la date d'initialisation du 01/02/1983 pour le bassin B2220010. Les précipitations prévues en entrée du modèle sont celles des 25 membres de la prévision saisonnière d'ensemble de SEAS5. La ligne noire représente le débit observé et la bande grise, la dispersion des débits observés dans le passé sur la même période (hors l'année en cours) aux quantiles 10 % et 90 %. La ligne pointillée représente la moyenne des membres de la prévision d'ensemble, et la bande bleue, la dispersion des 25 membres des débits prévus à partir des précipitations prévues par SEAS5 (quantiles 10 % et 90 %).

V.5.c. RMSE des prévisions de débits

A partir des observations et des prévisions journalières GR6J, les débits ont été agrégés par mois, pour chaque bassin versant, puis triés par saison cible et échéances. Les scores de RMSE ont été ensuite évalués sur les débits mensuels.

La Figure 26 montre le score RMSE calculé sur les 30 ans de données (1981-2010) observées et prévisions SEAS5-GR6J pour la saison cible d'hiver (initialisation aux mois de décembre, janvier, février), pour les 4 mois d'échéance de prévision et pour l'ensemble de bassins versant étudiés.

Les résultats indiquent que les écarts sont les faibles pour les 30 premiers jours de prévision et que par la suite, ces écarts deviennent de plus en plus importants. Ce constat est similaire pour les autres saisons.

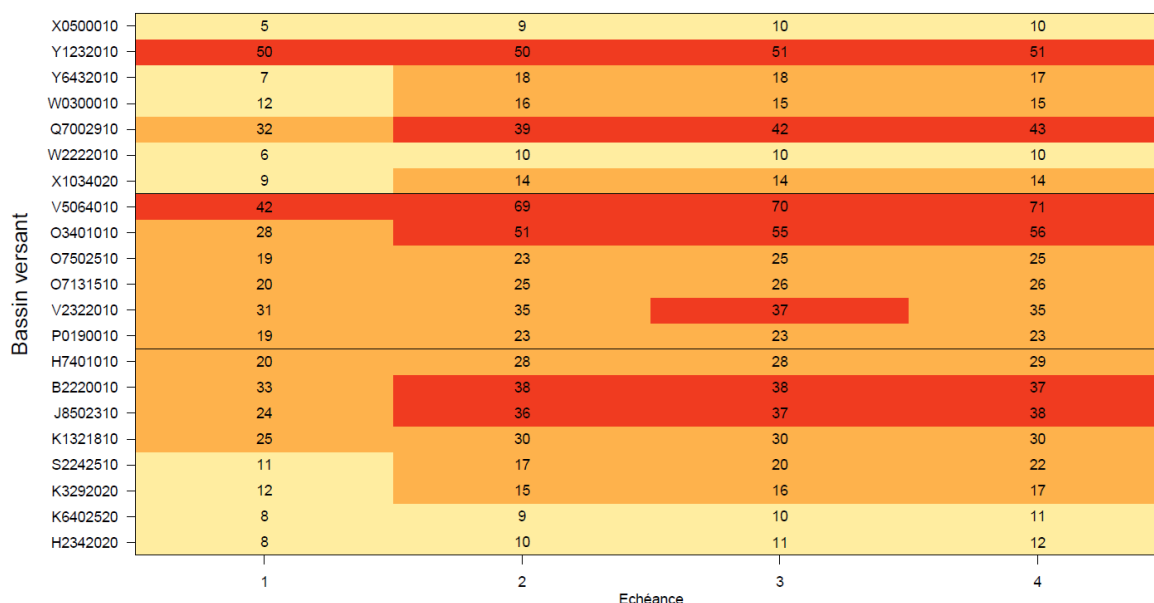


Figure 26 - Scores RMSE pour la saison d'hiver (DJF : mois cible de décembre, janvier, février) et les 4 mois d'échéance à venir, calculés sur les prévisions de débits GR6J agrégées par mois pour l'ensemble des bassins versants de l'étude. Les bassins sont triés par régime hydrologique (de haut en bas : régime glacier, pluvio-nival, pluvial).

La procédure d'évaluation a été reproduite pour toutes les autres saisons. La Figure 27 présente la dispersion des scores RMSE obtenus pour chaque bassin versant (triés de gauche à droite selon qu'il s'agit d'un bassin de régime pluvial, pluvio-nival ou glacier), quand on considère toutes les saisons et échéances confondues.

Les bassins à régime pluvial ont tendance à avoir de meilleurs résultats que les autres bassins : leurs scores RMSE sont meilleurs mais surtout moins dispersés. Les pires scores sont obtenus pour les bassins versants se situant à proximité des Alpes, des Cévennes et des Pyrénées.

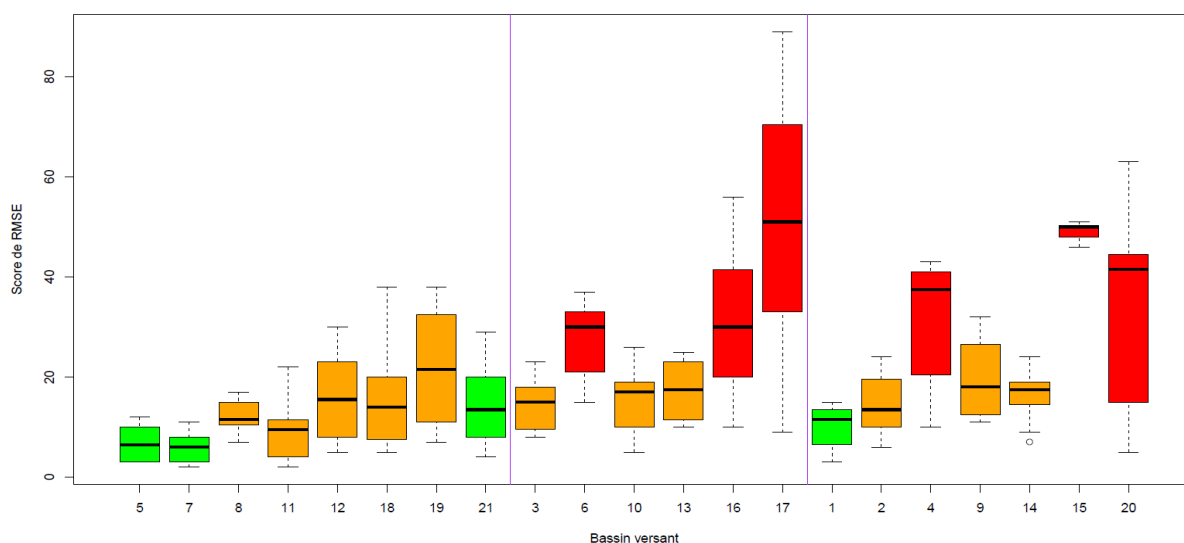


Figure 27 - Score RMSE des débits GR6J agrégées par mois (saison cible et échéances confondues) par bassin versant triés par régime hydrologique (de gauche à droite ; régime pluvial, pluvio-nival et glacier). Les couleurs vert, orange et rouge indiquent, respectivement, les bassins versants ayant de bons, moyens et mauvais scores RMSE.

V.5.d. Score de compétence sur les prévisions de débits

Les scores de compétences ont été calculés à partir de la comparaison des scores RMSE entre les prévisions de débit SEAS5-GR6J et l'observation d'une part, et les prévisions ESP et l'observation d'autre part (voir équation 8), pour chaque bassin versant et pour toutes les saisons. La Figure 28 présente ces résultats.

Les bénéfices apportés par le modèle SEAS5 sont notables pour le premier mois d'échéance pour la majorité des bassins versants. Le score de compétence est ensuite équivalent à celui de l'ESP, voire moins bon à partir du 2^{ème} mois d'échéance. Pour certains bassins versants, le système de prévision SEAS5 semble être moins performant que l'ESP dès la première échéance. Il s'agit notamment des bassins 2, 4, 9, 14, 15 et 20, situés au niveau des Alpes et des Pyrénées. Ce résultat confirme les analyses précédentes et illustre le fait que la prévision saisonnière des débits en montagne, notamment pour les cours d'eau à régime glacier, est particulièrement difficile.

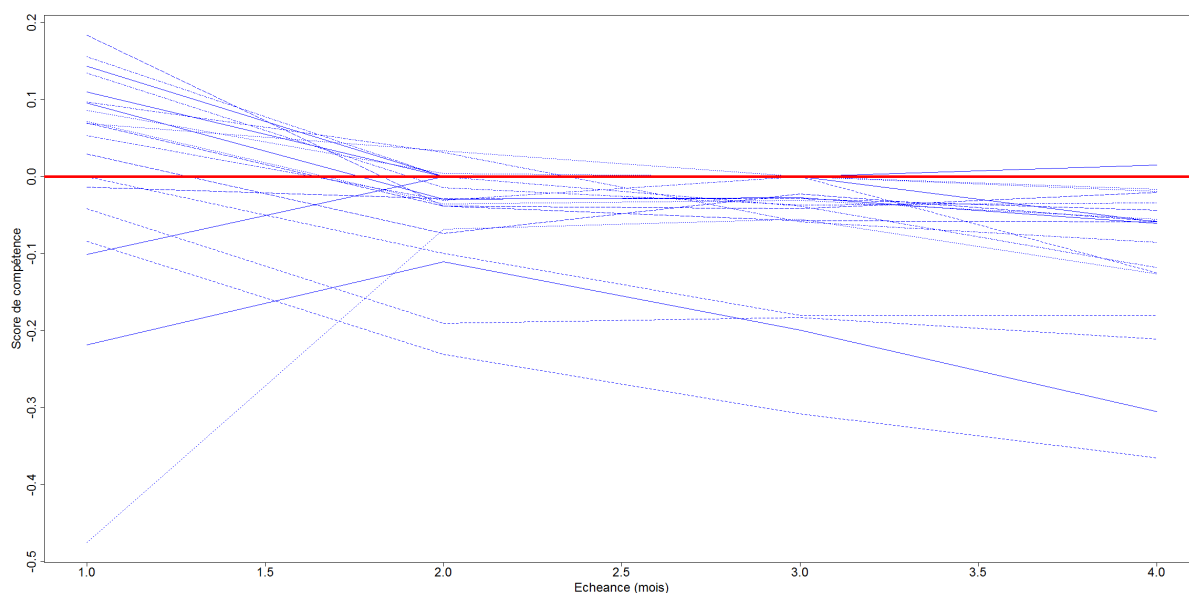


Figure 28 - Score de compétence des débits prévus par le système SEAS5-GR6J pour les 21 bassins versants d'étude, selon l'échéance de prévision et pour toutes les saisons confondues. Le score est calculé en utilisant le score ESP comme référence.

V.5.a. Conclusion sur le calage du modèle GR6J et la qualité des prévisions de débits

Le calage des paramètres du modèle GR6J, avec module CemaNeige, a été réalisé sur les périodes P1 et P2. Les résultats montrent que certains paramètres sont propres à chaque bassin versant et que d'autres peuvent varier peu pour des bassins versant appartenant à un même régime hydrologique (pluvial, pluvio-nival, glacier). Les bassins versants 3, 4, 9 et 20 se démarquent par un jeu de paramètres différents par rapport aux autres bassins versants. Les scores de qualité des simulations du modèle hydrologique sont, en majorité, excellents, que ce soit pour le critère KGE_{rQ} de la fonction objectif en calage (scores entre 0,81 et 0,98) ou pour le critère de NSE_{rQ} , de même qu'en validation (critère de KGE_{rQ} entre 0,77 et 0,96)

Les résultats de l'évaluation des prévisions de débits indiquent que les meilleurs scores de qualité sont obtenus pour les 30 premiers jours de prévision. De même, les prévisions ont tendances à être meilleurs pour les bassins à régime pluvial suivi des bassins à régime pluvio-nival et glacier.

La comparaison des simulations entre les prévisions de débit SEAS5 avec un modèle de référence (ESP) montre que le GCM SEAS5 est principalement utile (plus performant) pour les 30 premiers jours de prévision pour une majorité de bassins versants (en particulier ceux à régime pluvial et pluvio-nival). En revanche, il semblerait que le modèle climatique ne fasse pas mieux que le modèle de référence pour les bassins situés en montagne (Alpes et Pyrénées), et ce dès le premier mois d'échéance de prévision. Une étude à un pas temps plus fin permettrait éventuellement de mieux estimer les gains potentiels que le modèle SEAS5 pourrait apporter pour ces bassins versants.

VI. Conclusions générales et perspectives

Les prévisions de précipitation (cumuls mensuels) et de température (moyennes mensuelles) sur la France et pour 7 mois d'échéance, issues du modèle climatique SEAS5 ont été évaluées par échéance et mois cible sur la période 1981-2016. Les critères de qualité choisis ont été : le biais, le RMSE et le coefficient de Pearson. L'analyse des scores a indiqué que les prévisions de précipitation et de températures SEAS5 ont les meilleures performances lors du premier mois d'échéance. Par la suite, la qualité se dégrade rapidement mais avec des performances moyennes sur la France qui restent plutôt constantes, indiquant des prévisions de qualité très similaire entre 2 et 7 mois d'échéance (en moyenne sur la France).

L'évaluation des scores par mois cible a montré que les mois de printemps (avril et juin) sont ceux qui présentent une meilleure performance. Cela peut être expliqué par un climat relativement plus régulier et homogène sur la France. Pour les autres mois de l'année, le modèle de prévision GCM SEAS5 a tendance à avoir un biais important, notamment une sous-estimation des précipitations et une surestimation des températures.

Les résultats portant sur la qualité des prévisions de débit du modèle GR6J, alimenté par les prévisions météorologiques de SEAS5, sur 120 jours d'échéance de prévision ont été présentés sur un échantillon de bassins versants français sélectionné pour cette étude. Les prévisions de débits ont été obtenues grâce au calage du modèle « Pluie-Débit » GR6J (avec le module neige CemaNeige) et l'utilisation de l'outil de prévision PREMHYCE. Le calage des paramètres a été réalisé alternativement sur la période 1981-1995 (période P1) et 1996-2010 (période P2) permettant une prévision sur les périodes P2 et P1 respectivement, avec des paramètres calés sur une période indépendante de la période de prévision. Les scores de calage sont excellents pour tous les bassins versants, sauf pour le bassin versant numéro 9, dont le cycle hydrologique semble être plus affecté par les activités anthropiques.

Les premiers résultats de l'évaluation de la qualité des prévisions de débit indiquent que les 30 premiers jours de prévision sont ceux qui présentent le moins d'écart moyen à l'observation. Ils présentent aussi une meilleure performance par rapport à une approche de prévision hydrologique basée sur les observations de précipitation et de température (au lieu des prévisions SEAS5), du type ESP (modèle de référence). Cependant, ce gain de prévision n'est pas assuré pour tous les bassins versants. Il est notamment plus difficile à prévoir mieux que la méthode ESP dans les bassins situés dans les Alpes et dans les Pyrénées (régime hydrologique glacier).

Suite à ces résultats, il conviendrait de poursuivre les analyses en calculant de nouveaux scores, plus utilisés en contexte de prévisions d'ensemble (par exemple, le score CRPS : *Continuous Ranked Probability Score*) et d'affiner le pas de temps de l'étude (notamment sur la partie hydrologique). Il serait ainsi intéressant d'évaluer les prévisions de débits sur 15 jours, voire hebdomadaire ou même journalière, par exemple.

De même, un post-traitement des prévisions SEAS 5 pourrait être effectué, afin d'améliorer les performances du modèle de prévision saisonnier de climat, notamment avec des méthodes bayésiennes appropriées aux prévisions probabilistes (par exemple, la méthode BJP, *Bayesian Joint Probability*, développée au CSIRO en Australie).

Il s'agirait notamment de tester une méthode relativement récente, qui a déjà été utilisée sur des modèles GCM en Chine et en Australie (Peng *et al.*, 2014 ; Schepen *et al.*, 2017), mais qui n'a pas encore été testé sur le territoire français. Il serait intéressant de pouvoir estimer la plus-value de ce type de post-traitement pour la correction de biais des prévisions de précipitation et de température, notamment, et l'apport de la correction sur les prévisions de débits.

Avec un modèle de prévision climatique saisonnier de meilleure résolution et un post-traitement des éventuels biais, il semblerait possible de réaliser une prévision hydrologique sur le long terme qui soit plus robuste et meilleure que celles basées sur les modèles précédents, tel que le GCM System 4, ou sur les méthodes basées sur la climatologie, telle que la méthode ESP.

VII. Références bibliographiques

- André, J-C, Caneill J-Y, Déqué M, Rogel P, Terray L, and Tourre Y. 2002: La Prévision Du Climat : De L'échelle Saisonnière À L'échelle Décennale. *Comptes Rendus Geoscience*. 334, 1115-27, doi:[https://doi.org/10.1016/S1631-0713\(02\)01843-6](https://doi.org/10.1016/S1631-0713(02)01843-6)
- Bader, J-C, Pielieuvre J-P, and Lamagat J-P. 2006: Seasonal Forecasting of the Flood Volume of the Senegal River, Based on Results of the Arpege Climate Model. *Hydrological Sciences Journal*. 51, 406-17, doi:10.1623/hysj.51.3.406
- Canal, N, 2014. Application À L'agriculture De La Prévision Saisonnière : Évaluation À L'échelle De La France. Thesis, 239 pp
- Cantelaube, P, and Terres J-M. 2005: Seasonal Weather Forecasts for Crop Yield Modelling in Europe. *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*. 57, 476-87, doi:10.3402/tellusa.v57i3.14669
- Christensen, J, Boberg F, Christensen O, and Lucas-Picher P. On the Need for Bias Correction of Regional Climate Change Projections of Temperature and Precipitation. 10.1029/2008GL0356942008. doi:10.1029/2008GL035694.
- Red Cross Red Crescent (2018). Climate Centre. Disponible sur : <<https://www.climatecentre.org/>>
- Crochemore, L, 2016. Seasonal Streamflow Forecasting for Reservoir Management. Thesis, 213 pp
- Crochemore, L, Ramos M H, and Pappenberger F. 2016: Bias Correcting Precipitation Forecasts to Improve the Skill of Seasonal Streamflow Forecasts. *Hydrol. Earth Syst. Sci*. 20, 3601-18, doi:10.5194/hess-20-3601-2016
- Crochemore, L, Ramos M H, Pappenberger F, and Perrin C. 2017: Seasonal Streamflow Forecasting by Conditioning Climatology with Precipitation Indices. *Hydrol. Earth Syst. Sci*. 21, 1573-91, doi:10.5194/hess-21-1573-2017
- Day, G N. 1985: Extended Streamflow Forecasting Using Nwsrfs. *Journal of Water Resources Planning and Management*. 111, 157-70, doi:doi:10.1061/(ASCE)0733-9496(1985)111:2(157)
- Déqué Michel (2017). La prévision saisonnière. Disponible sur : <<http://www.encyclopedie-environnement.org/air/la-prevision-saisonniere/>>
- Dominique Lucas (2018). Implementation of Seasonal Forecast SEAS5. Disponible sur : <<https://software.ecmwf.int/wiki/display/FCST/Implementation+of+Seasonal+Forecast+SEA+S5>>
- Durand, Y, Brun E L M, Mérindol L, Guyomarc'h G, Lesaffre B, and Martin E. A Meteorological Estimation of Relevant Parameters for Snow Models. Vol. 18,1993. doi:10.1017/S0260305500011277.
- France, M. 2015, Météo-France Seasonal Forecast System 5 for Eurosip-Technical Description. 38

Gudmundsson, L, Bremnes J B, Haugen J E, and Engen-Skaugen T. 2012: Technical Note: Downscaling Rcm Precipitation to the Station Scale Using Statistical Transformations &Ndash; a Comparison of Methods. *Hydrology and Earth System Sciences*. 16, 3383-90, doi:10.5194/hess-16-3383-2012

Gupta, H V, Kling H, Yilmaz K K, and Martinez G F. 2009: Decomposition of the Mean Squared Error and Nse Performance Criteria: Implications for Improving Hydrological Modelling. *Journal of Hydrology*. 377, 8091, doi:https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003

Gutierrez, L. 2017: Impacts of El Niño-Southern Oscillation on the Wheat Market: A Global Dynamic Analysis. *PLOS ONE*. 12, e0179086, doi:10.1371/journal.pone.0179086

Klemeš, V. 1986: Operational Testing of Hydrological Simulation Models. *Hydrological Sciences Journal*. 31, 13-24, doi:10.1080/02626668609491024

Kwon, H-H, Brown C, Xu K, and Lall U. Seasonal and Annual Maximum Streamflow Forecasting Using Climate Information: Application to the Three Gorges Dam in the Yangtze River Basin, China/Prévision D'écoulements Saisonnier Et Maximum Annuel À L'aide D'informations Climatiques: Application Au Barrage Des Trois Gorges Dans Le Bassin Du Fleuve Yangtze, Chine. Vol. 54, 2009. doi:10.1623/hysj.54.3.582.

Marletto, V, Ventura F, Fontana G, and Tomei F. 2007: Wheat Growth Simulation and Yield Prediction with Seasonal Forecasts and a Numerical Model. *Agricultural and Forest Meteorology*. 147, 71-9, doi:https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2007.07.003

Météo-France. Le système climatique. Disponible sur : <<http://www.meteofrance.fr/climat-passe-et-futur/comprendre-le-climat-mondial/le-systeme-climatique>>

Ministère de l'Écologie, du développement durable et de l'énergie. HYDRO - Les principaux services proposés. Disponible sur : <www.hydro.eaufrance.fr>

Principles. *Journal of Hydrology*. 10, 282-90, doi:https://doi.org/10.1016/00221694(70)90255-6

Nicolle, P, Pushpalatha R, Perrin C, François D, Thiéry D, Mathevet T, Le Lay M, Besson F, Soubeyroux J M, Viel C, Regimbeau F, Andréassian V, Maugis P, Augéard B, and Morice E. 2014: Benchmarking Hydrological Models for Low-Flow Simulation and Forecasting on French Catchments. *Hydrol. Earth Syst. Sci*. 18, 2829-57, doi:10.5194/hess-18-2829-2014

Peng, Z, Wang Q, Bennett J, Schepen A, Pappenberger F, Pokhrel P, and Wang Z. Statistical Calibration and Bridging of Ecmwf System4 Outputs for Forecasting Seasonal Precipitation over China. Vol. 119, 2014. doi:10.1002/2013JD021162.

Pushpalatha, R, Perrin C, Le Moine N, Mathevet T, and Andréassian V. 2011: A Downward Structural Sensitivity Analysis of Hydrological Models to Improve Low-Flow Simulation. *Journal of Hydrology*. 411, 66-76, doi:https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.09.034

Red Cross Red Crescent (2018). Climate Centre – Case studies. Disponible sur : <<https://www.climatecentre.org/publications/case-studies>>

Riboust, P. De La Neige Au Débit: De L'intérêt D'une Meilleure Contrainte Et Représentation De La Neige Dans Les Modèles. 2018.

Schepen, A, Zhao T, Wang Q J, and Robertson D E. 2018: A Bayesian Modelling Method for Post-Processing Daily Sub-Seasonal to Seasonal Rainfall Forecasts from Global Climate Models and Evaluation for 12 Australian Catchments. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 22, 1615-28, doi:10.5194/hess-22-1615-2018

Sultan, B, Roudier P, and Quirion P. 2013: Les Bénéfices De La Prévision Saisonnière Pour L'agriculture En Afrique De L'ouest. [In English]. *Science et changements planétaires / Sécheresse*. 24, 304–13, doi:10.1684/sec.2013.0398

Valéry, A, 2010. Modélisation Précipitations – Débit Sous Influence Nivale. Elaboration D'un Module Neige Et Évaluation Sur 380 Bassins Versants. Thesis, AgroParisTech, 405 pp

van den Hurk, B J J M, Bouwer L M, Buontempo C, Döscher R, Ercin E, Hananel C, Hunink J E, Kjellström E, Klein B, Manez M, Pappenberger F, Pouget L, Ramos M-H, Ward P J, Weerts A H, and Wijngaard J B. 2016: Improving Predictions and Management of Hydrological Extremes through Climate Services: *Www.Imprex.Eu. Climate Services*. 1, 6-11, doi:<https://doi.org/10.1016/j.cliser.2016.01.001>

Victoria Mata Espinoza, S. 2017, Airgr Un Package De Modélisation Hydrologique À Améliorer ? Évaluation Sur Un Large Échantillon De Bassins Versants. UPMC, 51

Vidal, J.-P., Martin, E., Baillon, M., Franchistéguy, L., and Soubeyroux, J.-M. (2010) A 50-year high-resolution atmospheric reanalysis over France with the Safran system, *Int. J. Climatol.*, 30, 1627-1644.

Wang, E, Zhang Y, Luo J, Chiew F H S, and Wang Q J. 2011: Monthly and Seasonal Streamflow Forecasts Using Rainfall-Runoff Modeling and Historical Weather Data. *Water Resources Research*. 47, doi:10.1029/2010wr009922

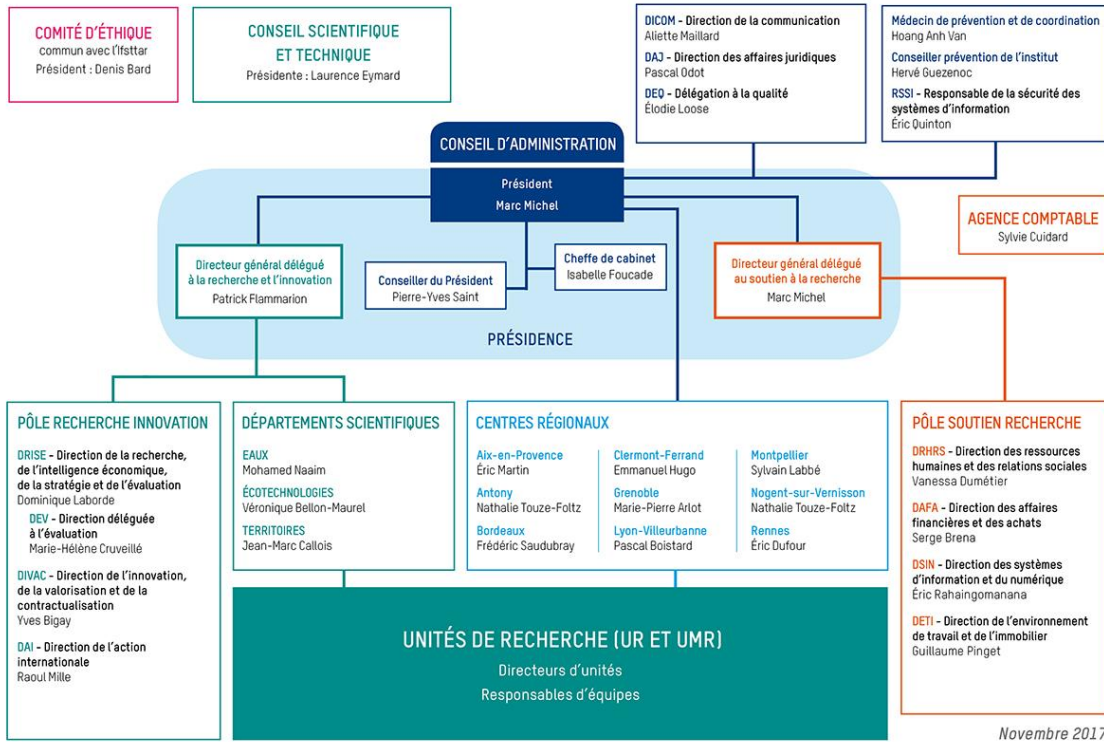
WWRP/WGNE Joint Working Group on Forecast Verification Research (2017). Forecast Verification methods Across Time and Space Scales. Disponible sur : <<http://www.cawcr.gov.au/projects/verification/>>

VIII. Annexes

Annexe 1 : Organigramme d'IRSTEA en novembre 2017



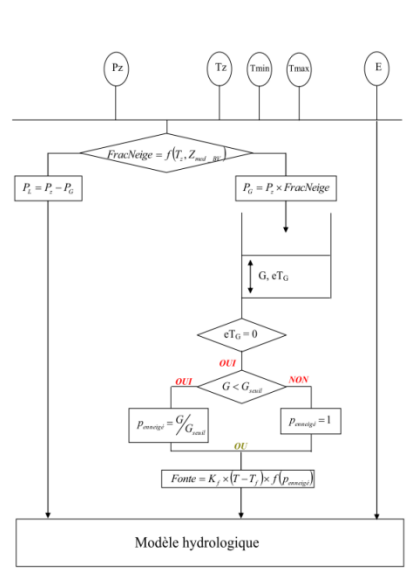
ORGANIGRAMME



Novembre 2017

Annexe 1 – Organigramme d'IRSTEA en novembre 2017
 Source : IRSTEA (<http://www.irstea.fr/institut/organisation/organigramme>)

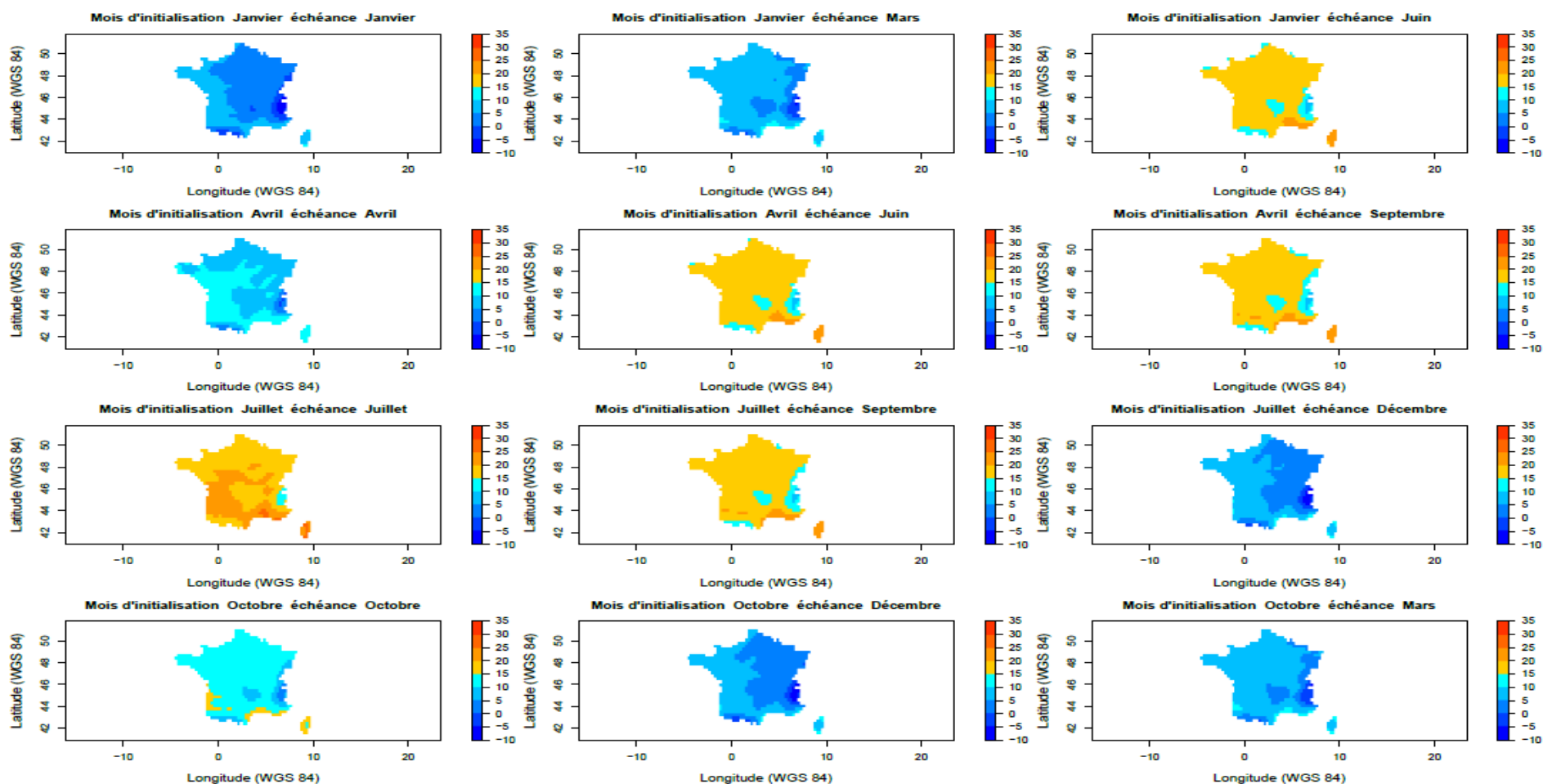
Annexe 2 : Structure du module CemaNeige



Extrapolation des données d'entrée
 $Tz = T + \theta_{altitude} \times (Z_z - Z_{med_BV})$
 $Pz = P \times \exp[\beta_{altitude} \times (Z_z - Z_{med_BV})]$
 Calcul de la fraction solide
 si $Z_{med_BV} < 1500m$, fonction type Turcotte et al. (2007)
 si $(Tz_{max}) \leq 0^\circ C$, $FracNeige = 1$ si $(Tz_{max}) \geq 0^\circ C$, $FracNeige = 0$
 sinon, $FracNeige = 1 - (Tz_{max}) / ((Tz_{max}) - (Tz_{min}))$
 si $Z_{med_BV} \geq 1500m$, fonction type USACE (1956)
 si $(Tz_{moy}) < -1^\circ C$, $FracNeige = 1$ si $(Tz_{moy}) > +3^\circ C$, $FracNeige = 0$
 sinon, $FracNeige = 1 - ((Tz_{moy}) - (-1)) / ((+3) - (-1))$
 $P_o = Pz \times FracNeige$ et $P_l = Pz - P_o$
 Accumulation
 $G = G + P_o$
 $eT_G = C_{Tj} \times eT_G + (1 - C_{Tj}) \times Tz$
 Calcul de la fonte potentielle
 si $eT_G = 0$ et $Tz > T_j$, $F_{pot} = K_j \times (Tz - T_j)$
 si $F_{pot} > G$, $F_{pot} = G$
 Calcul pourcentage de la zone enneigée
 si $G < G_{seuil}$, $p_{enneige} = G / G_{seuil}$, = 1 sinon
 Calcul de la fonte effective
 $FONTE = [(1 - V_{min}) \times p_{enneige} + V_{min}] \times F_{pot}$
 Actualisation réservoir neige
 $G = G - FONTE$
 Calcul de la lame d'eau transmise au modèle hydrologique
 $Lame_eau = P_l + FONTE$

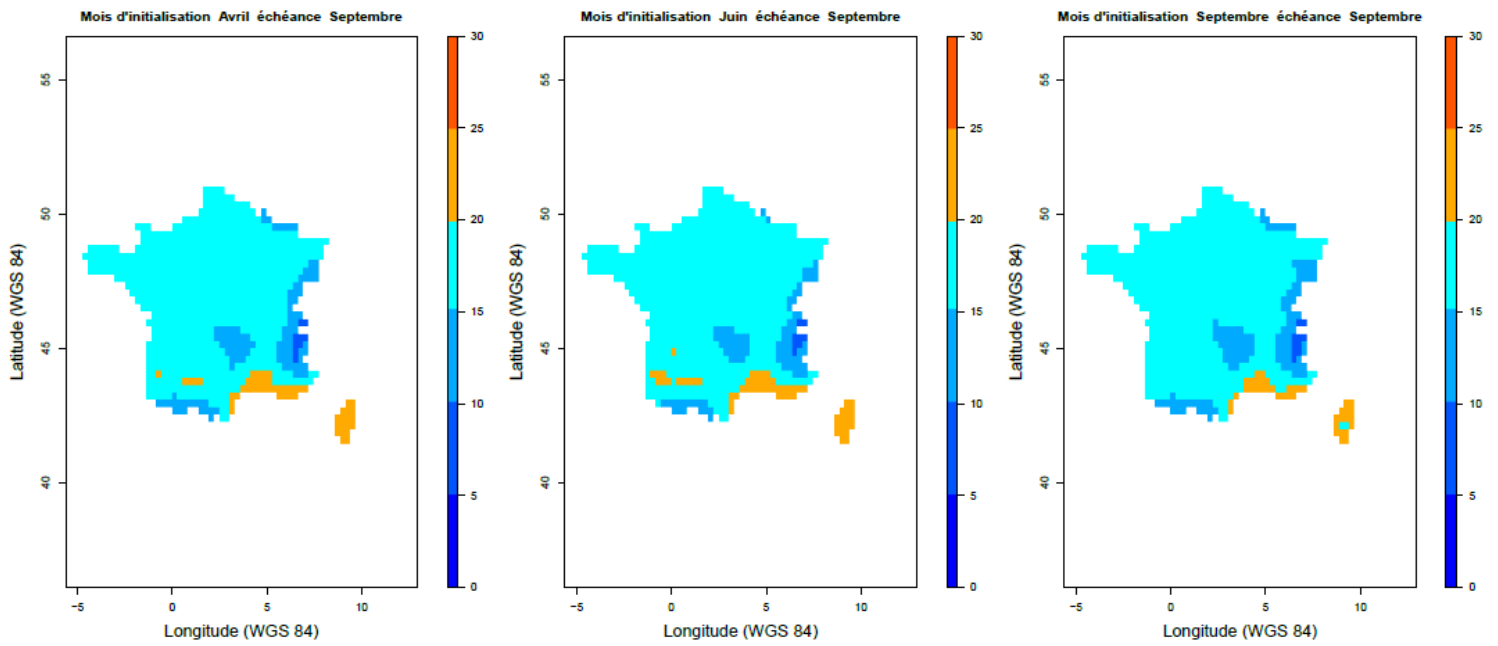
Annexe 2 - Structure et équations d'une bande d'altitude de CemaNeige. (Valéry, 2010)

Annexe 3 : Température moyenne (en °C) sur la France pour les mois d'initialisation de janvier, avril, juillet et octobre (en lignes) et pour les échéances de 1,3 et 6 mois (en colonnes). Pour chaque mois d'initialisation et échéance, les cumuls sont moyennés sur 35 années de prévisions (1981-2016).



Annexe 3— Température moyenne prévues par SEAS5 (en °C) pour les mois d'initialisation de janvier, avril, juillet et octobre aux échéances 1,3 et 6.

Annexe 4 : Exemple de températures prévues par SEAS5 (en °C) pour le mois cible de septembre et en fonction du mois d'initialisation.



Annexe 4 - pour le mois cible de septembre, en fonction du mois d'initialisation