Approche hybride

De la correction des erreurs à la sélection de variables

G.M. Saulnier[1], W. Castaing[2]

[1] Laboratoire EDYTEM (UMR 5204, CNRS, Université de Savoie)

[2] TENEVIA (http://www.tenevia.com)

Plan de la présentation

1 Introduction

2 Correction des erreurs

3 Modélisation semi-physique

4 Anticipation des précipitations

5 Conclusions

Plan de la présentation

1 Introduction

2 Correction des erreurs

3 Modélisation semi-physique

4 Anticipation des précipitations

5 Conclusions

Introduction

EDYTEM Environnements, Dynamiques et Territoires de la Montagne

Problématique

- Améliorer la justesse, precision et robustesse des prévisions pour des horizons temporels permettant d'améliorer la sécurité des personnes et des biens
- Apports respectifs et complémentarités entre l'apprentissage statistique (DBM) et la modélisation physique (PBM)

Approche disciplinaire

- Modélisation par apprentissage statistique avec développement des capacités d'adaptativité
- Modélisation basée sur la description des processus avec procédure de mise à jour des variables de contrôle

Quelles sont les complémentarités et les possibilités de synergie ? Comment les exploiter?

Introduction

Problématique

- Améliorer la justesse, precision et robustesse des prévisions pour des horizons temporels permettant d'améliorer la sécurité des personnes et des biens
- Apports respectifs et complémentarités entre l'apprentissage statistique (DBM) et la modélisation physique (PBM)

Approche disciplinaire

- Modélisation par apprentissage statistique avec développement des capacités d'adaptativité
- Modélisation basée sur la description des processus avec procédure de mise à jour des variables de contrôle

Quelles sont les complémentarités et les possibilités de synergie ? Comment les exploiter?

Plan de la présentation

1 Introduction

2 Correction des erreurs

3 Modélisation semi-physique

4 Anticipation des précipitations

5 Conclusions

Correction des variables simulées par PBM/DBM

EDYTEM Environnements, Dynamiques et Territoires de la Montagne

Motivations

- Modèles imparfaits, contraints et forcés par des données incertaines, interaction des sources d'incertitudes
- Erreurs non indépendantes et identiquement distribuées
- Autocorrélation des résidus principalement déterminée par la structure du PBM

Principe

- Mise à jour des sorties du modèle étant donné les erreurs constatées au cours des pas de temps précédents: forme particulière d'assimilation de données
- Faire le réseau de neurones apprendre les erreurs commises par le modèle en mode simulation afin de pouvoir les corriger en phase de prévision

Corrections des erreurs par RN

Principe

- Constater les erreurs commises par le modèle physique
- Faire apprendre au RN les erreurs du modèle (régularités? systématismes?)
- Ajouter l'erreur calculée par le RN aux calculs du modèle physique.

Résultats

- Le RN n'apporte rien en terme d'améliorations de la correction triviale du modèle physique.

Corrections des erreurs par RN

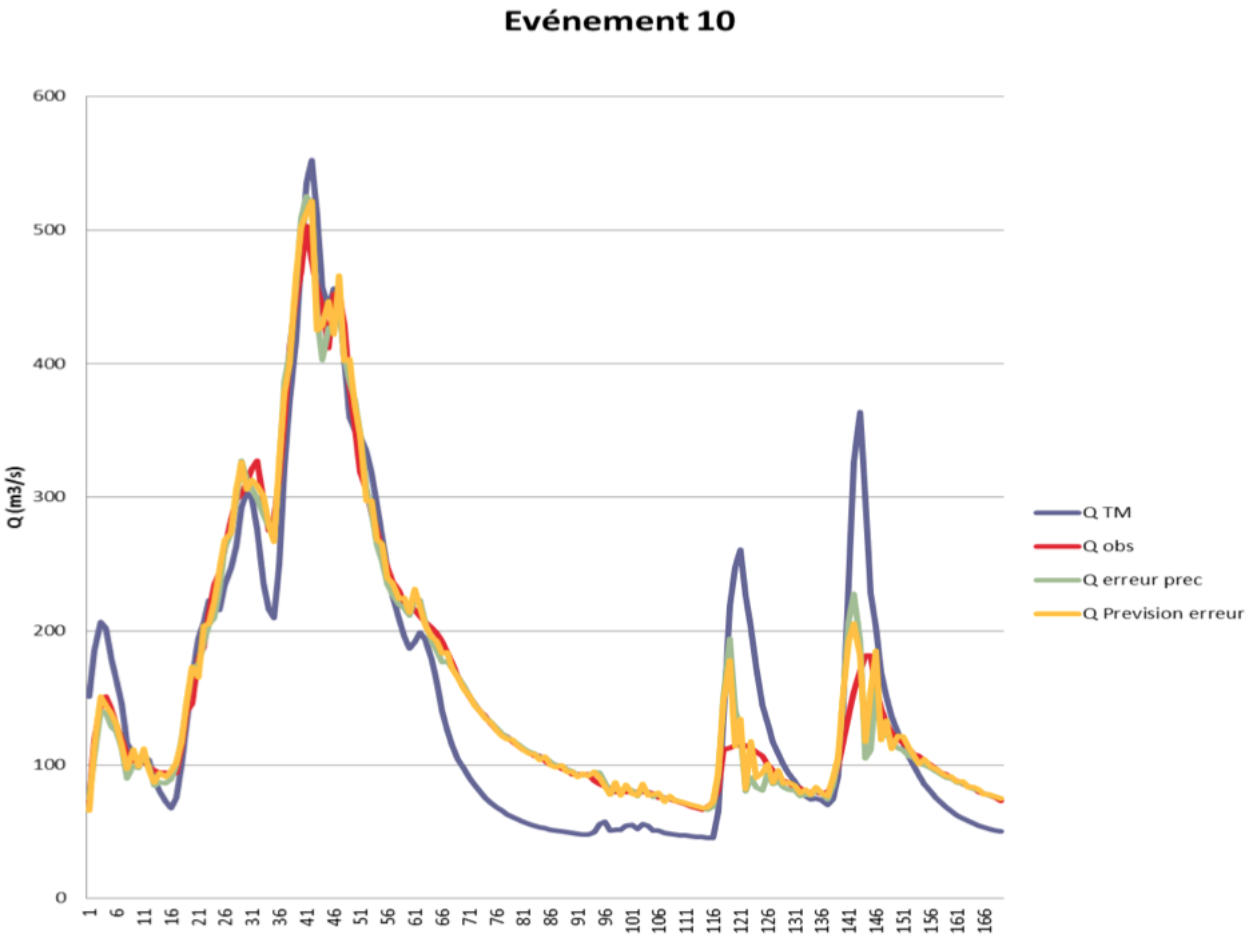


Figure : Erreurs calculées par le RN vs erreur du dernier pas de temps du modèle physique.

Corrections des erreurs par RN

Principe

- Constater les erreurs commises par le modèle physique
- Faire apprendre au RN les erreurs du modèle (régularités? systématismes?)
- Ajouter l'erreur calculée par le RN aux calculs du modèle physique.

Résultats

- Le RN n'apporte rien en terme d'améliorations de la correction triviale du modèle physique.
- Modèle physique incertain mais non biaisé?
- ou mauvaise approche du semi-physique?

Autocorrélation des erreurs

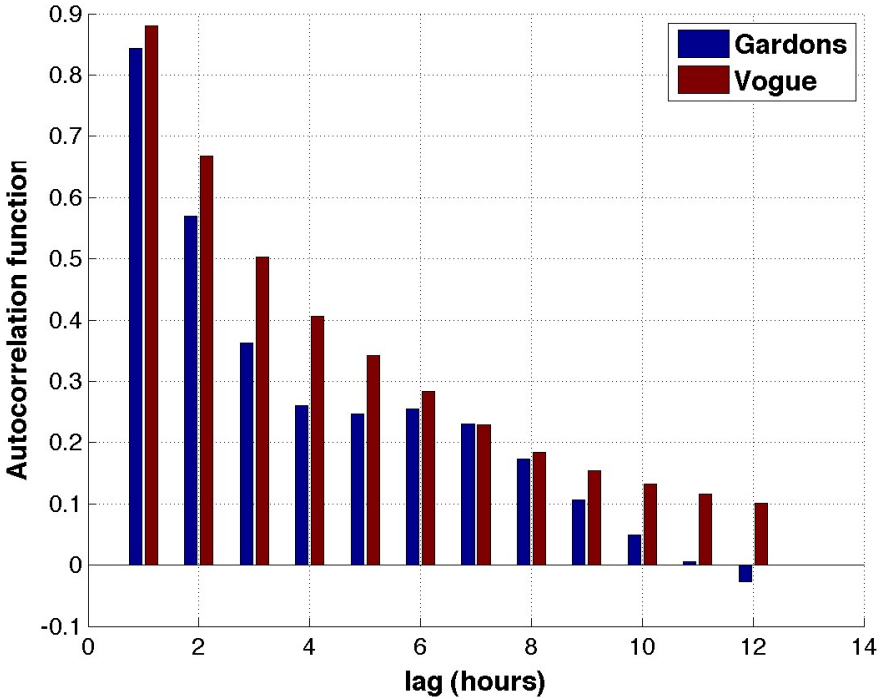


Figure : Fonction d'autocorrélation moyenne de l'erreur modèle en mode simulation sur les épisodes disponibles

Influence de la connaissance des pluies futures sur cette dépendance ?

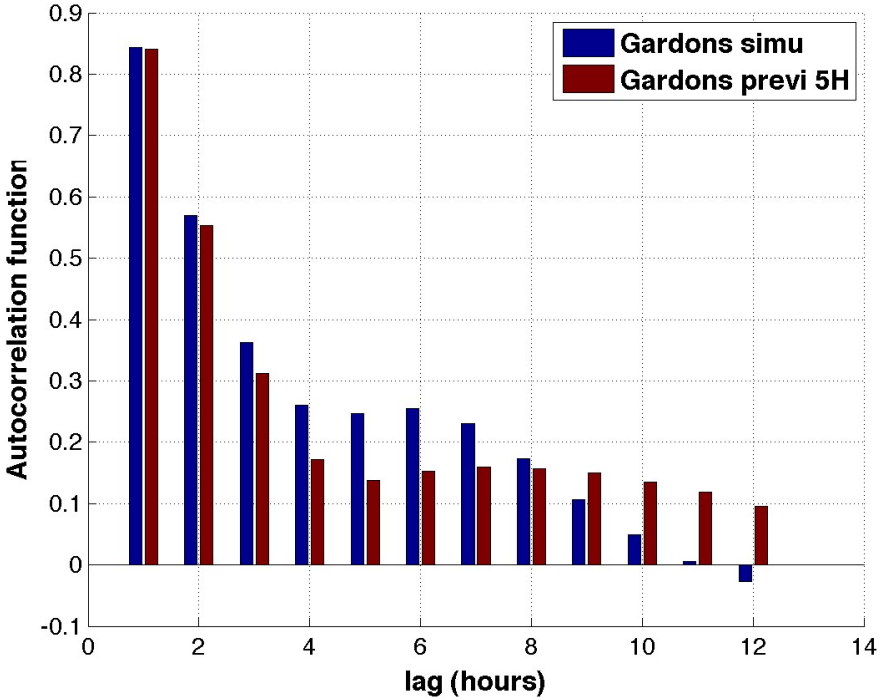


Figure : Comparaison des fonctions d'autocorrélation moyennes de l'erreur modèle sur les épisodes disponibles en mode simulation et en mode prévision (5h)

Influence de la connaissance des pluies futures sur cette dépendance ?

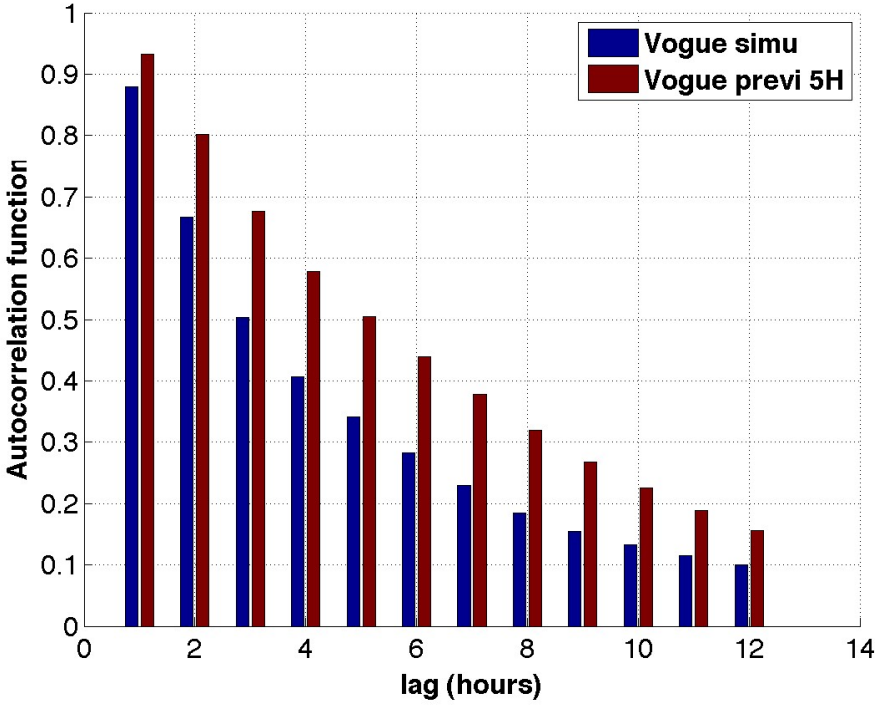


Figure : Comparaison des fonctions d'autocorrélation moyennes de l'erreur modèle sur les épisodes disponibles en mode simulation et en mode prévision (5h)

Influence de la connaissance des pluies futures sur cette dépendance ?

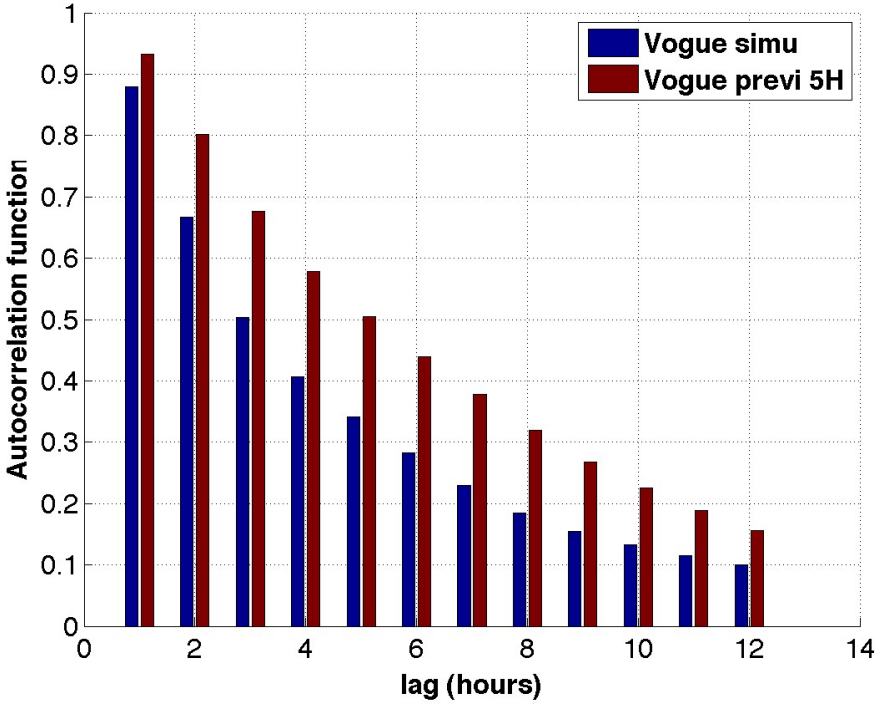


Figure : Comparaison des fonctions d'autocorrélation moyennes de l'erreur modèle sur les épisodes disponibles en mode simulation et en mode prévision (5h)

Commentaires ...

EDYTEM Environnements, Dynamiques et Territoires de la Montagne

- **L'analyse de l'autocorrélation semble indiquer que cette dépendance est renforcée par la méconaissance des pluies à venir ...!?**
- Concept d'Information Mutuelle Moyenne (théorie de l'information), capture les dépendances non-linéaires ...

Influence de la connaissance des pluies futures sur cette dépendance ?

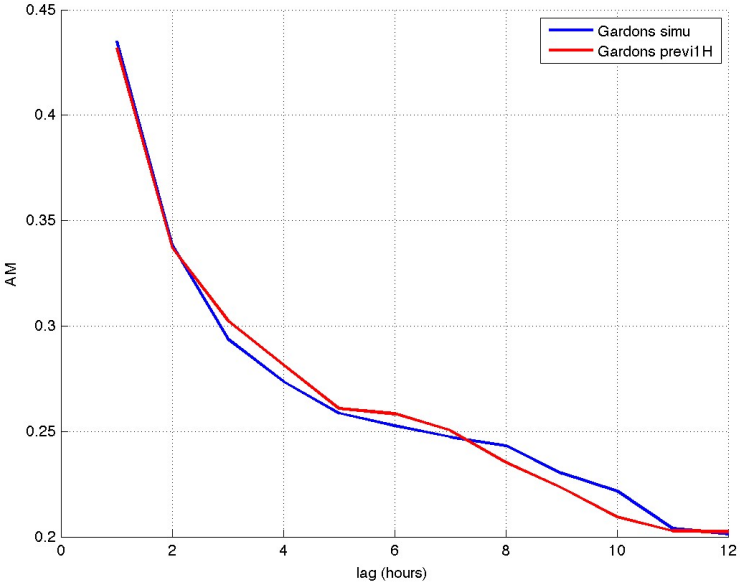


Figure : AMI Gardons

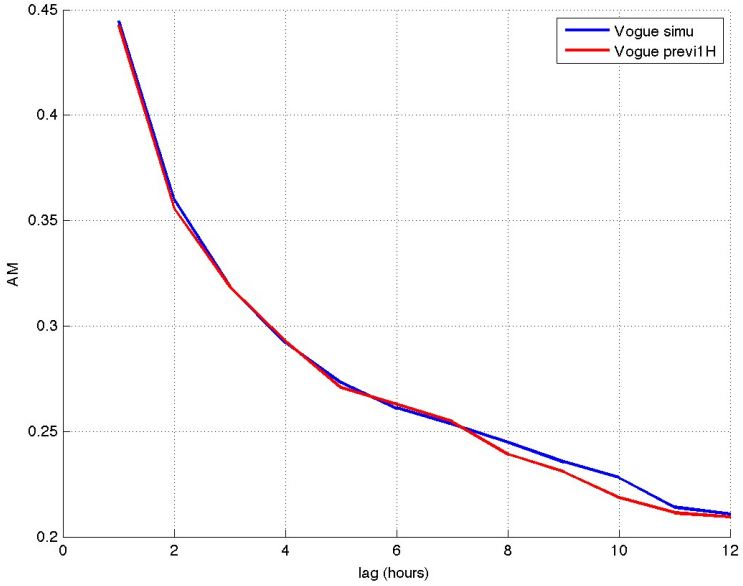


Figure : AMI Vogue

Influence de la connaissance des pluies futures sur cette dépendance ?

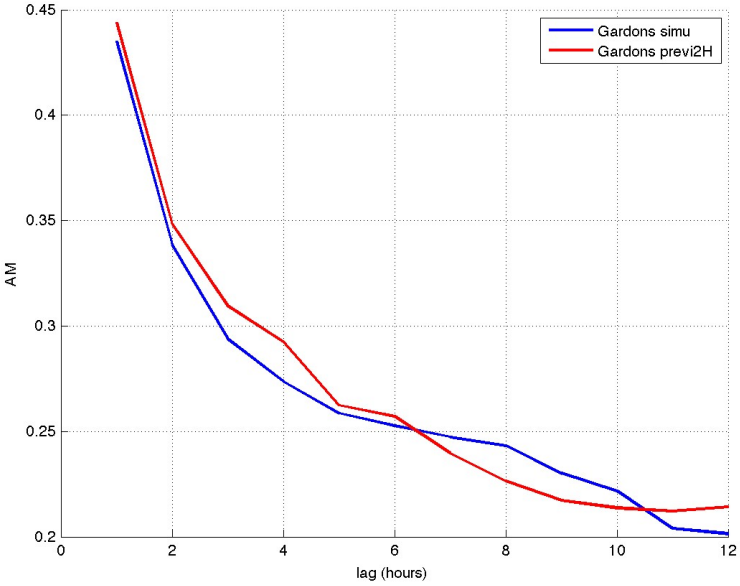


Figure : AMI Gardons

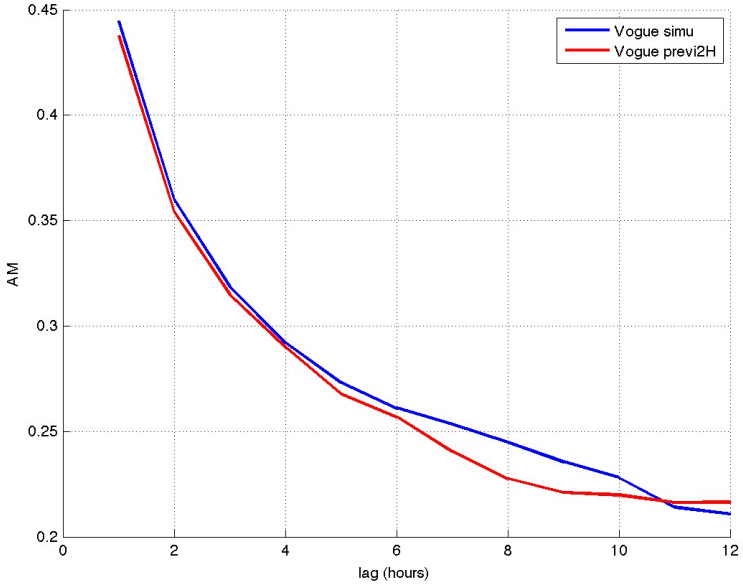


Figure : AMI Vogue

Influence de la connaissance des pluies futures sur cette dépendance ?

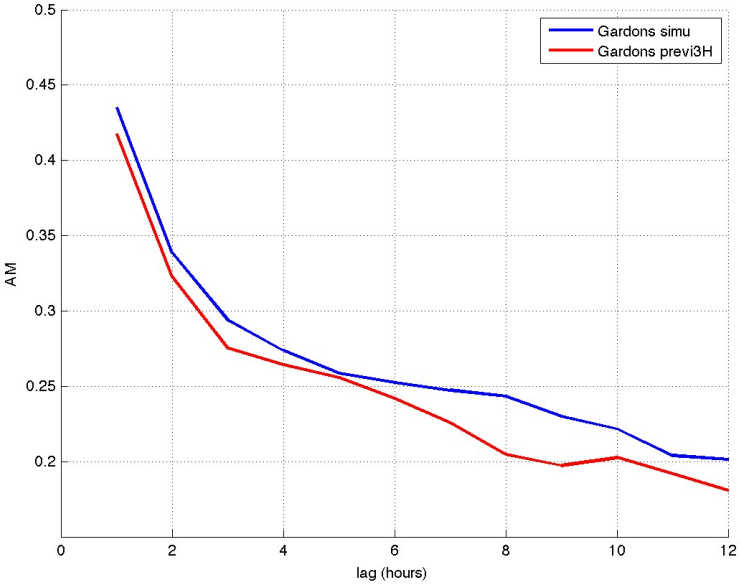


Figure : AMI Gardons

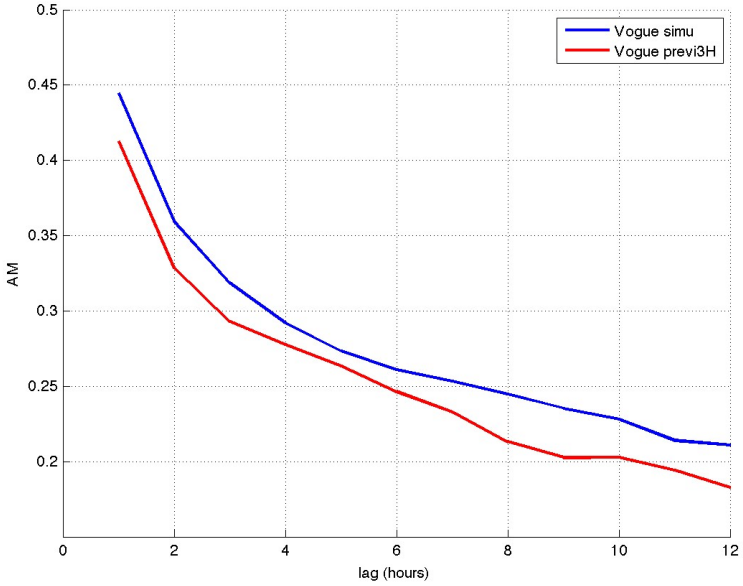


Figure : AMI Vogue

Influence de la connaissance des pluies futures sur cette dépendance ?

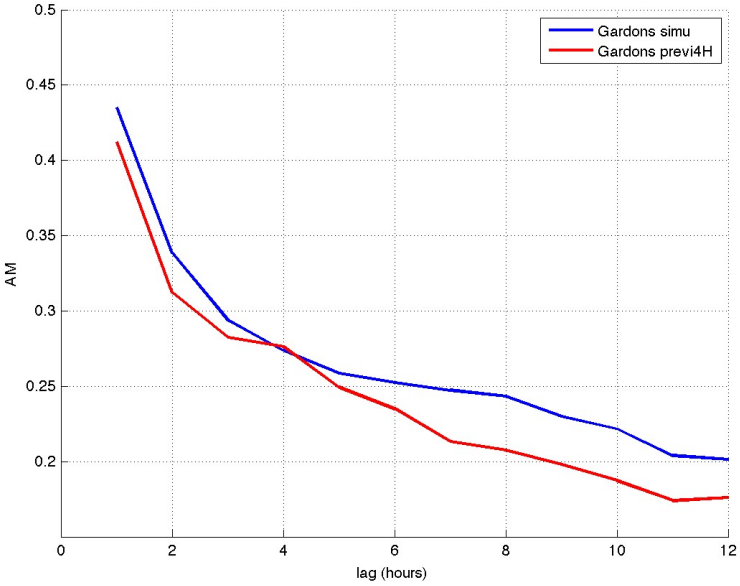


Figure : AMI Gardons

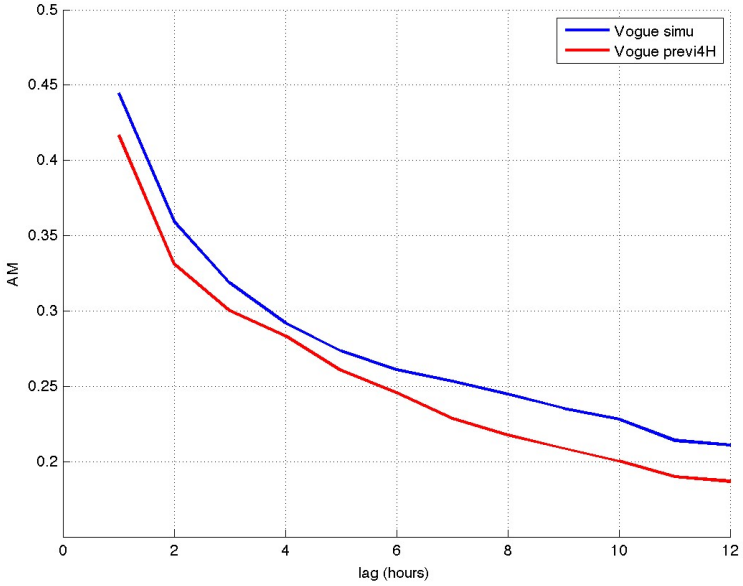


Figure : AMI Vogue

Influence de la connaissance des pluies futures sur cette dépendance ?

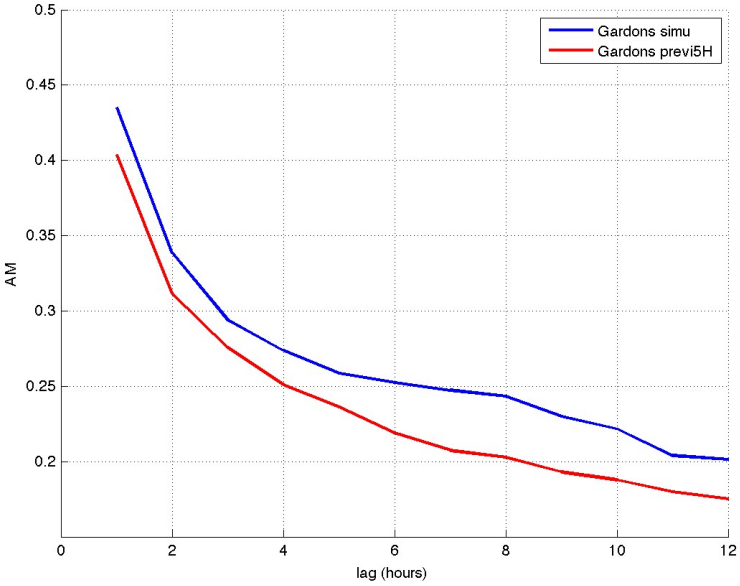


Figure : AMI Gardons

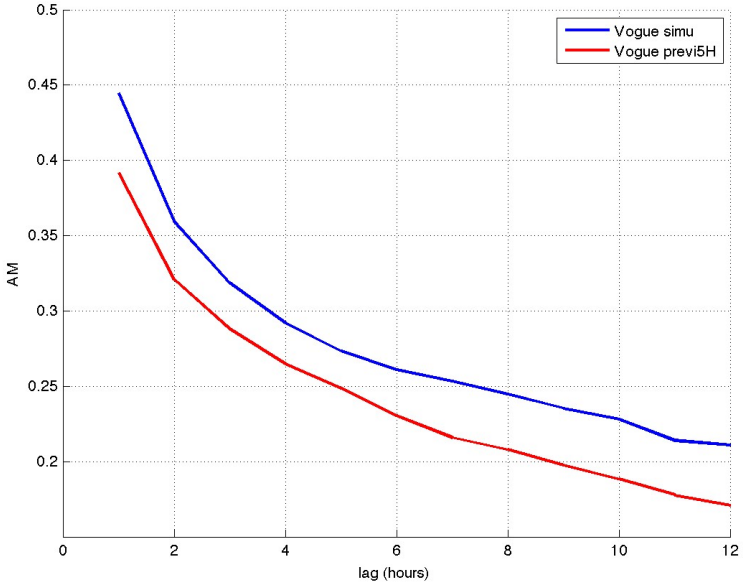


Figure : AMI Vogue

Commentaires ...

- Apprentissage de l'erreur plus complexe en mode prévision (erreur également due à l'hypothèse sur les précipitations futures)
- Résultats plaidant pour une analyse des performances de l'apprentissage de l'erreur avec connaissance des pluies futures

Evaluation avec pluies futures connues afin de vraiment étudier la correction des incertitudes paramétriques et structurelles

Comment aider l'apprentissage?

- Quelle autre information peut être utile au réseau de neurones afin de mieux prévoir l'erreur que fera le modèle sur les pas de temps suivants?
- Variables internes du modèle ? Quelle type d'analyse peut nous indiquer la/les variable(s) pertinente(s) ?

Commentaires ...

- Apprentissage de l'erreur plus complexe en mode prévision (erreur également due à l'hypothèse sur les précipitations futures)
- Résultats plaidant pour une analyse des performances de l'apprentissage de l'erreur avec connaissance des pluies futures

Evaluation avec pluies futures connues afin de vraiment étudier la correction des incertitudes paramétriques et structurelles

Comment aider l'apprentissage?

- Quelle autre information peut être utile au réseau de neurones afin de mieux prévoir l'erreur que fera le modèle sur les pas de temps suivants?
- Variables internes du modèle ? Quelle type d'analyse peut nous indiquer la/les variable(s) pertinente(s) ?

Commentaires ...

- Apprentissage de l'erreur plus complexe en mode prévision (erreur également due à l'hypothèse sur les précipitations futures)
- Résultats plaidant pour une analyse des performances de l'apprentissage de l'erreur avec connaissance des pluies futures

Evaluation avec pluies futures connues afin de vraiment étudier la correction des incertitudes paramétriques et structurelles

Comment aider l'apprentissage?

- Quelle autre information peut être utile au réseau de neurones afin de mieux prévoir l'erreur que fera le modèle sur les pas de temps suivants?
- Variables internes du modèle ? Quelle type d'analyse peut nous indiquer la/les variable(s) pertinente(s) ?

Selection d'autres variables explicatives ...

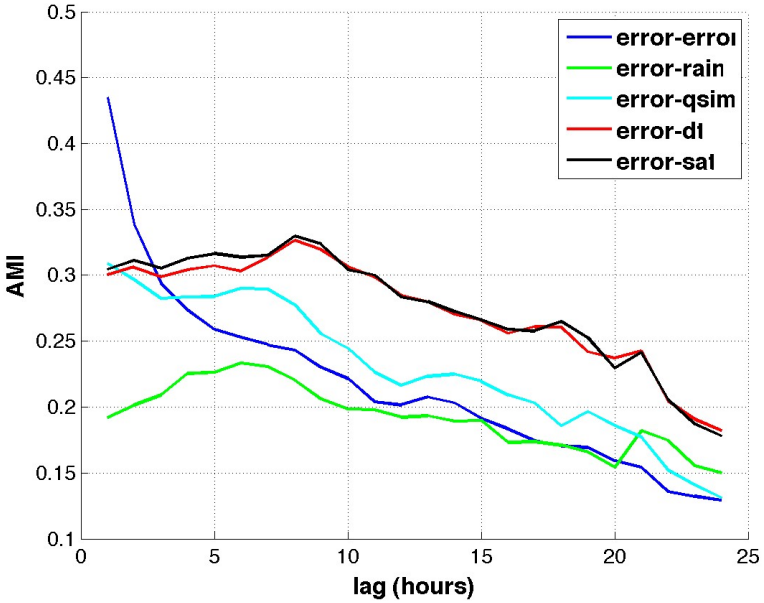


Figure : Information mutuelle moyenne pour différentes variables explicatives (Gardons)

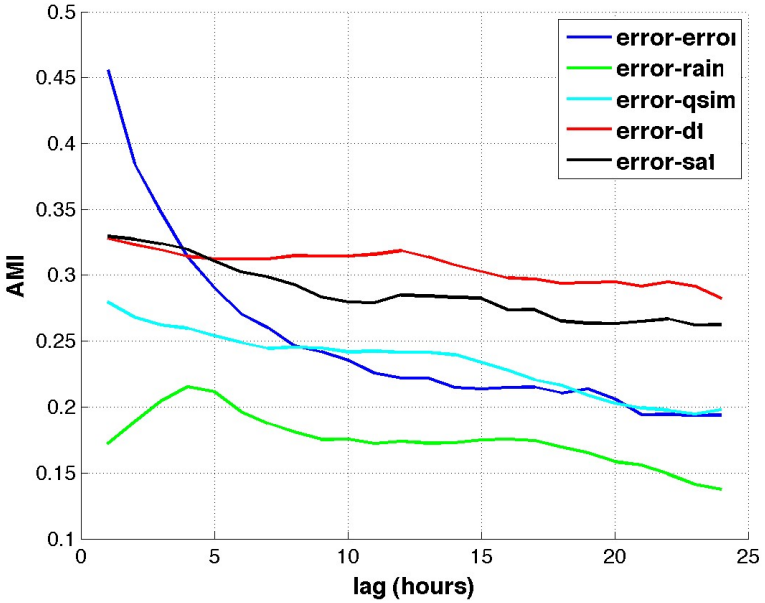


Figure : Information mutuelle moyenne pour différentes variables explicatives (Vogue)

Commentaires ...

- Analyse corroborant le *sens physique*
- Variables internes du modèle de nature à aider l'apprentissage des erreurs commises par le modèle pour des horizons temporels plus lointains

Plan de la présentation

1 Introduction

2 Correction des erreurs

3 Modélisation semi-physique

4 Anticipation des précipitations

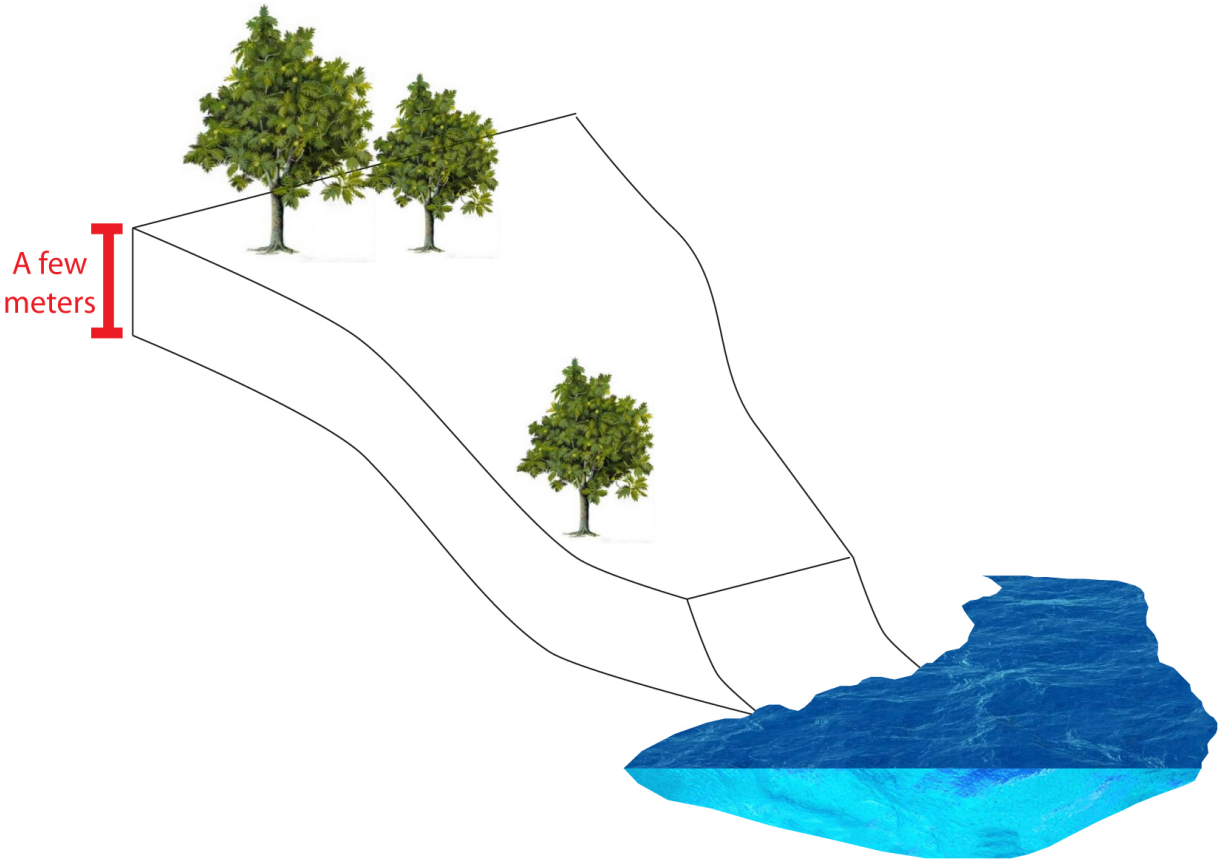
5 Conclusions

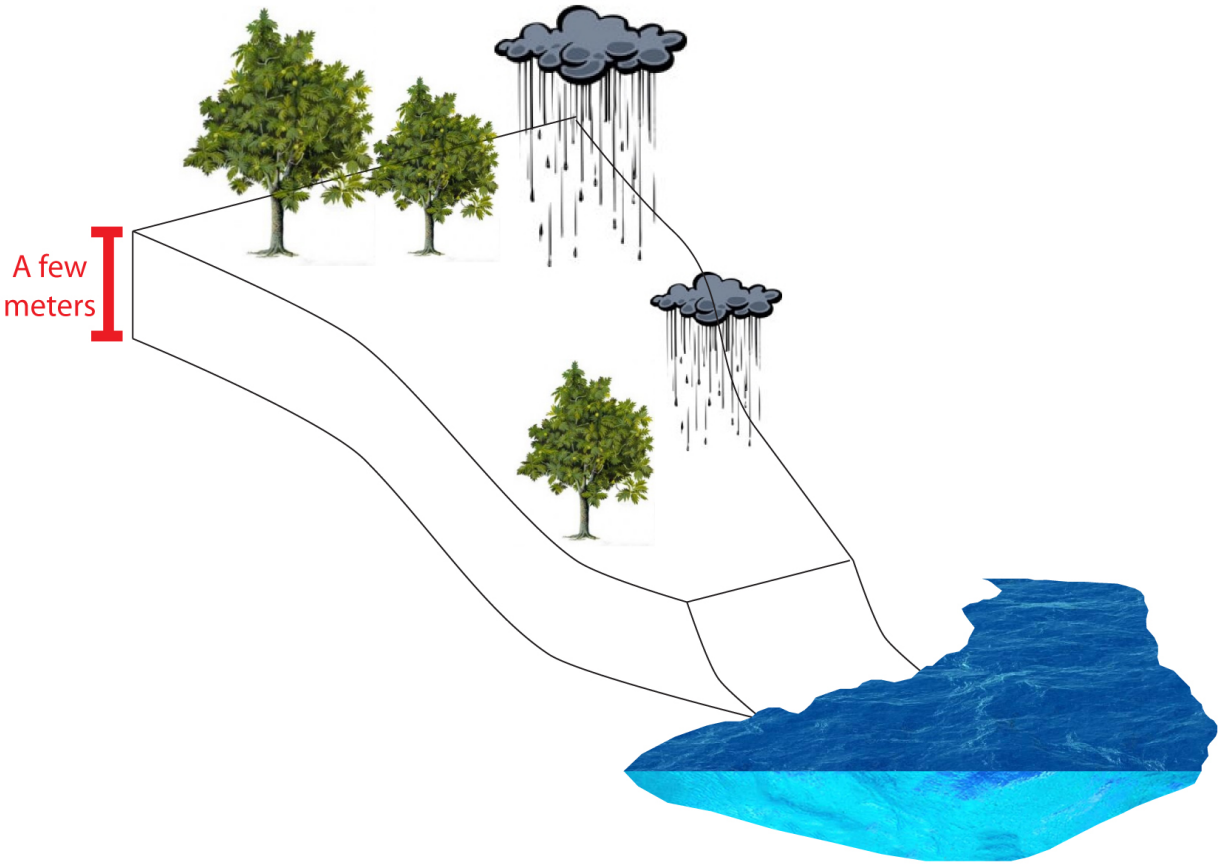
Principe et enjeux

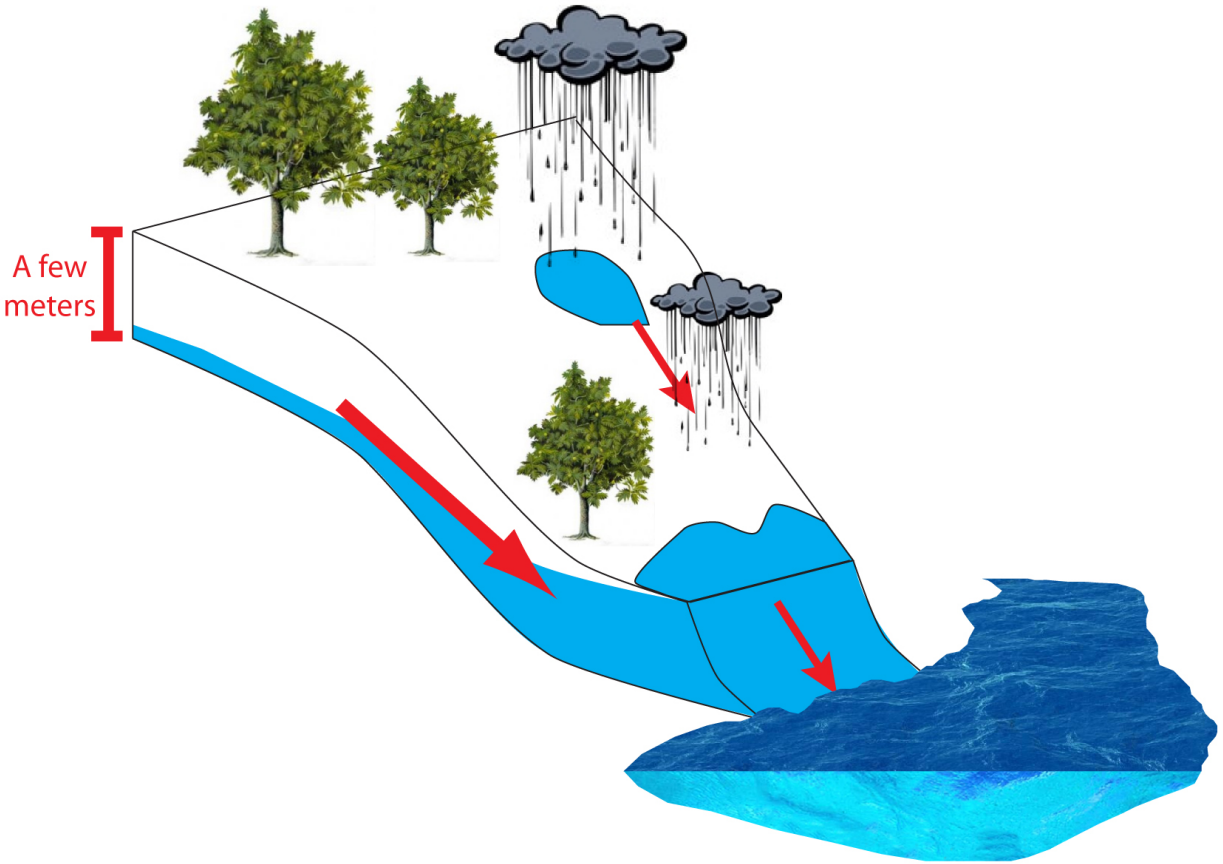
Utiliser la flexibilité/souplesse de l'apprentissage statistique pour réduire l'incertitude structurelle/paramétrique

Nécessaire de concilier ...

- Arguments de nature physique motivant la *modularisation et l'hybridation*
- Prise en compte des difficultés liées à la mise en œuvre du modèle semi-physique et à la phase d'apprentissage


A few
meters


A few
meters


A few
meters

Informations utilisées pour le transfert vers l'extutoire

EDYTEM Environnements, Dynamiques et Territoires de la Montagne

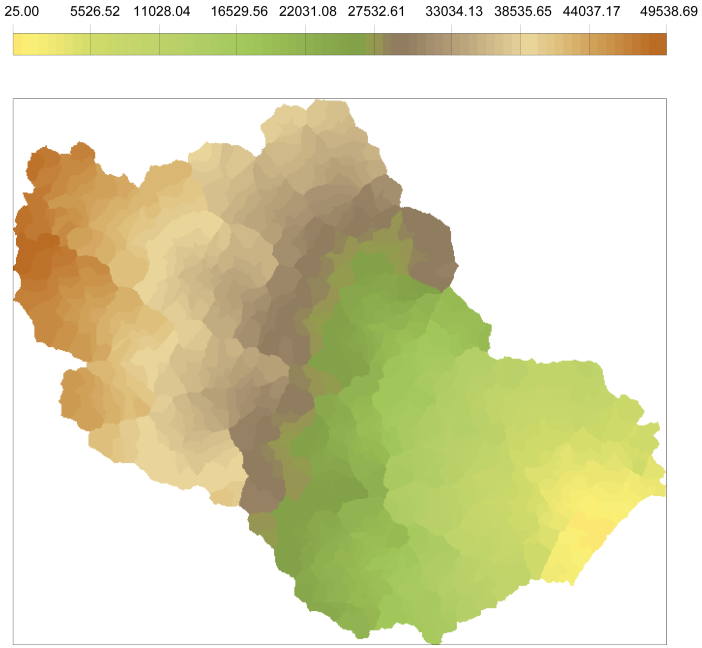


Figure : Gardons distance exutoire

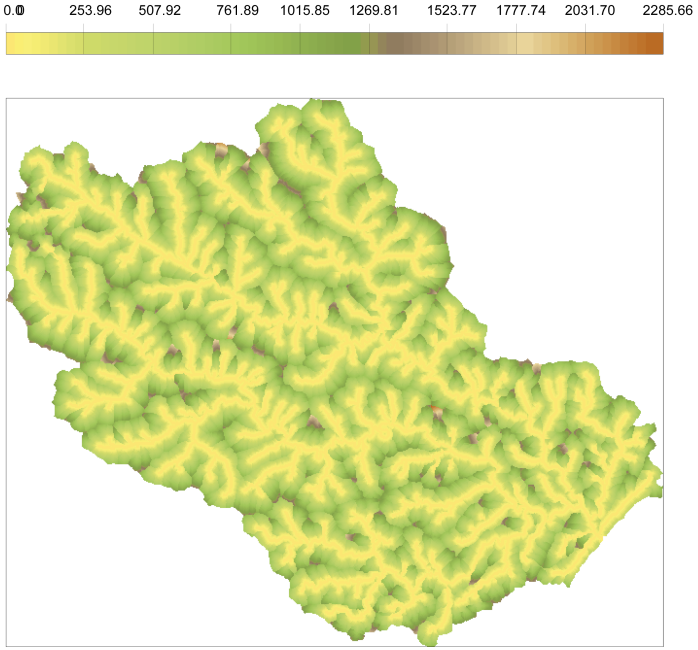


Figure : Gardons longueur versants

Informations utilisées pour le transfert vers l'extutoire

EDYTEM Environnements, Dynamiques et Territoires de la Montagne

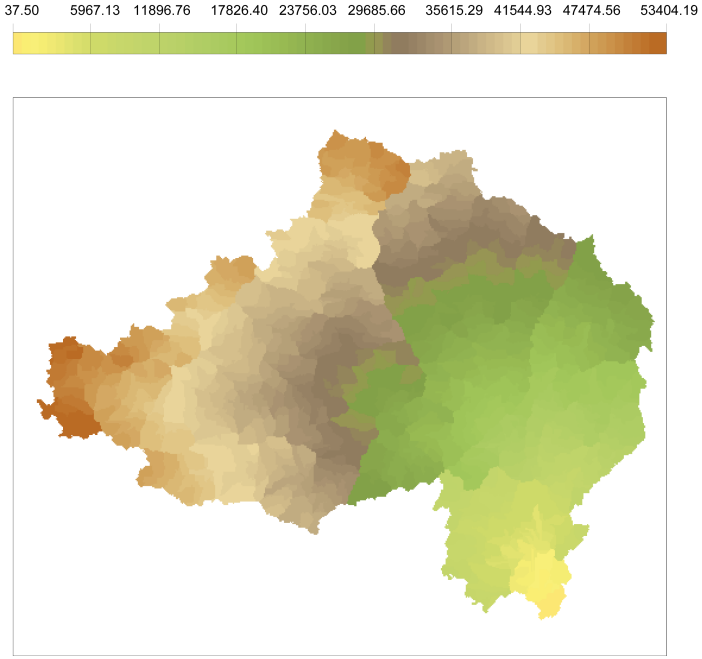


Figure : Vogué distance exutoire

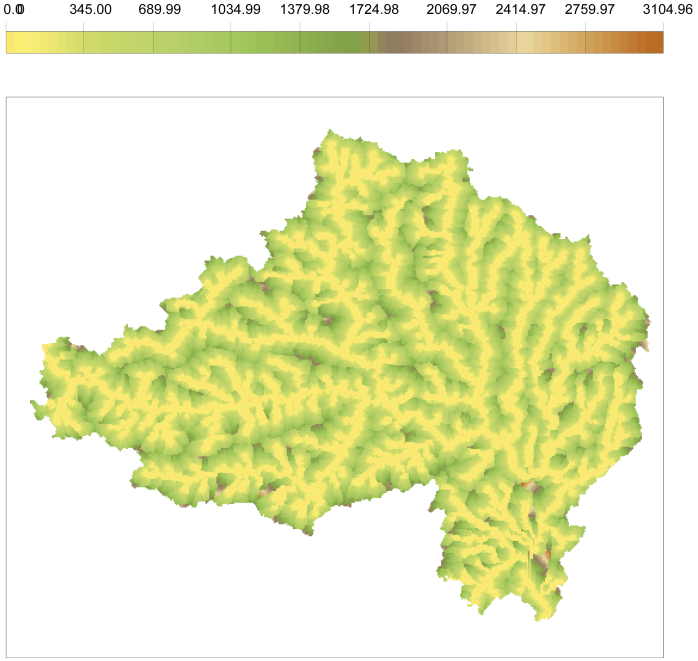


Figure : Vogué longueur versants

Fonctions de transfert calées en mode simulation

EDYTEM Environnements, Dynamiques et Territoires de la Montagne

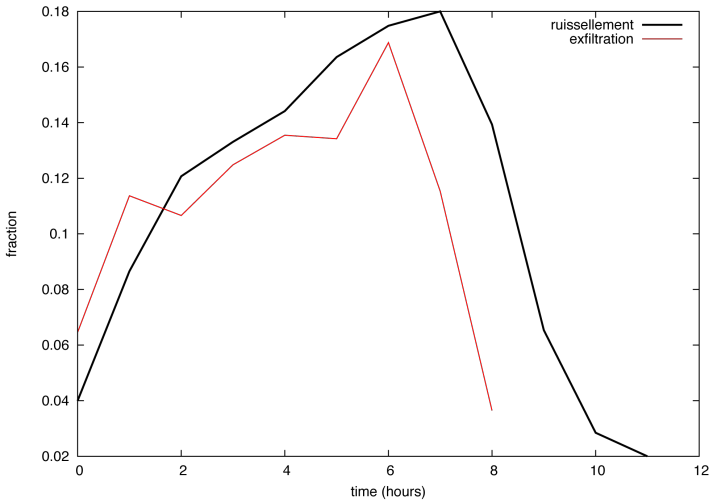


Figure : Transfert sur les Gardons ($V_r = 1.57 m^3/s$)

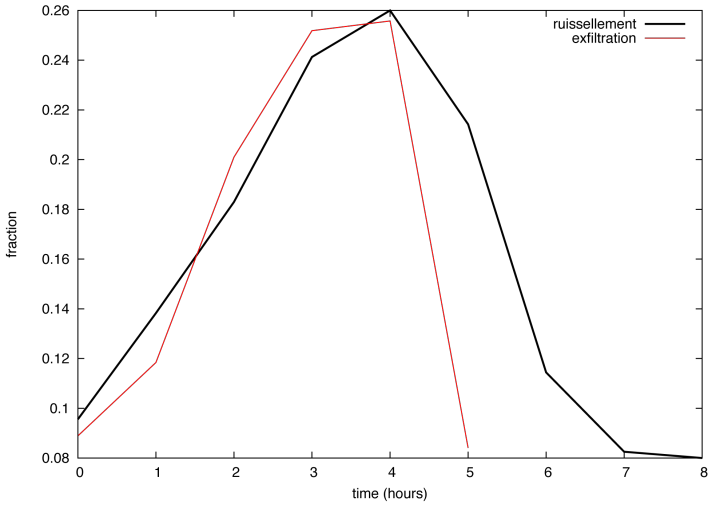
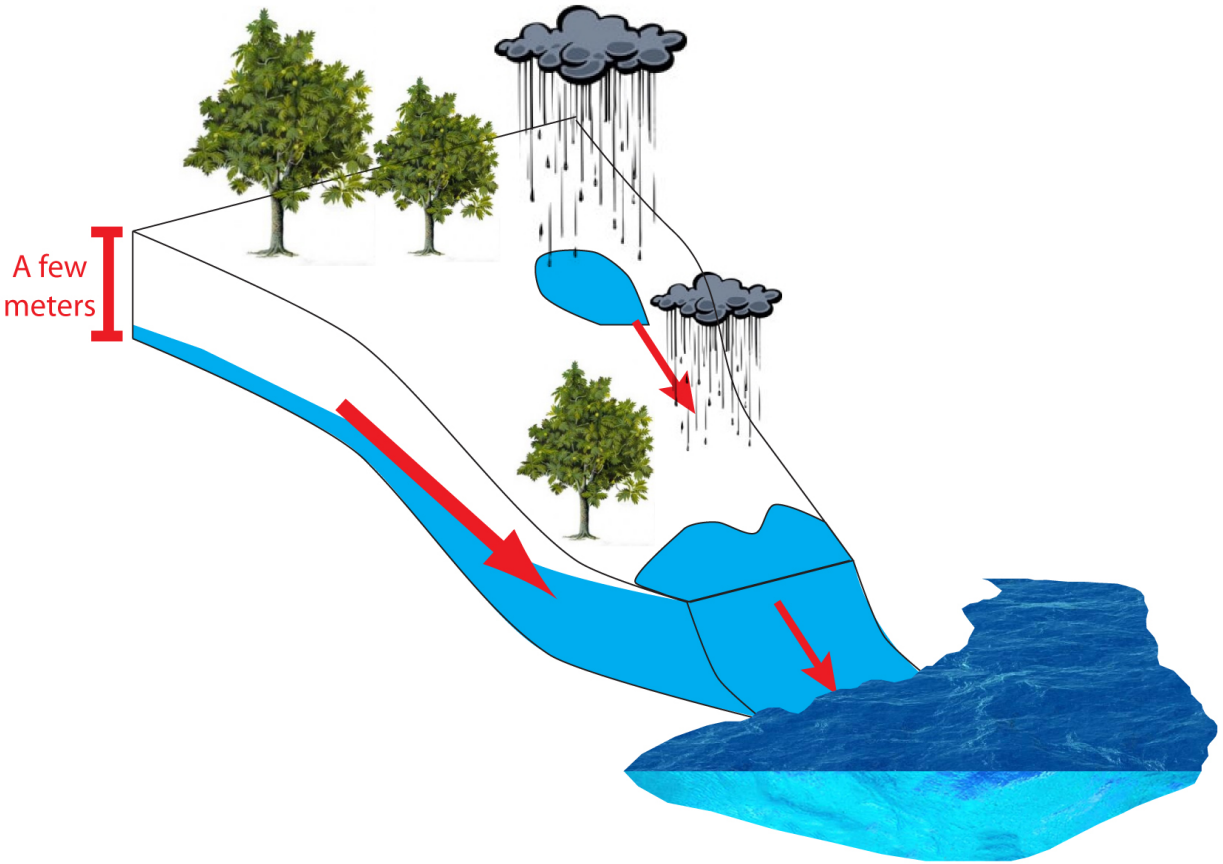


Figure : Transfert sur Vogué ($V_r = 2.55 m^3/s$)

- Raisons physiques motivant une adaptation du transfert en fonction de l'intensité du ruissellement
- Mais ... compensation d'autres sources d'incertitudes (e.g. variabilité spatiale de la pluie)


A few
meters

Exfiltration des écoulements hypodermiques

Hypothèse TOPMODEL

$$Q_b(t) = Q_0 \exp\left(-\frac{\bar{D}_t}{m} - \frac{do}{m}\right) \quad (1)$$

avec Q_0 donné par

$$Q_0 = AT_0 \exp(-\bar{\lambda}) \quad (2)$$

- Hypothèses de dérivation de cette équation discutables
- Incertitude parfois traitée par l'ajout d'un facteur multiplicatif
- Relation entre débit d'exfiltration, déficit moyen et les paramètres de la modélisation par apprentissage statistique

Hybridation, modularité et selection de variables ...

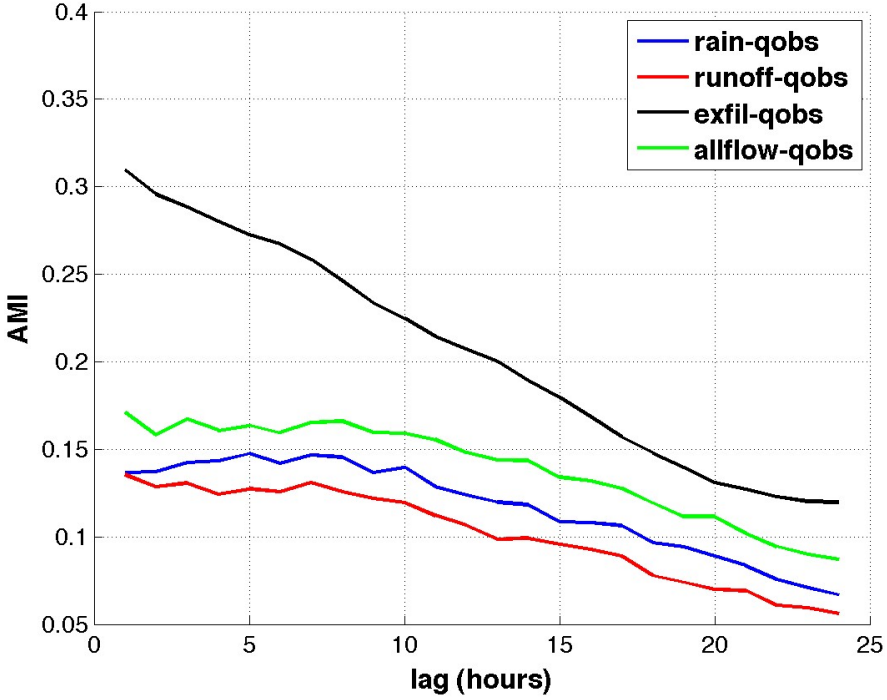


Figure : Information mutuelle moyenne (Gardons)

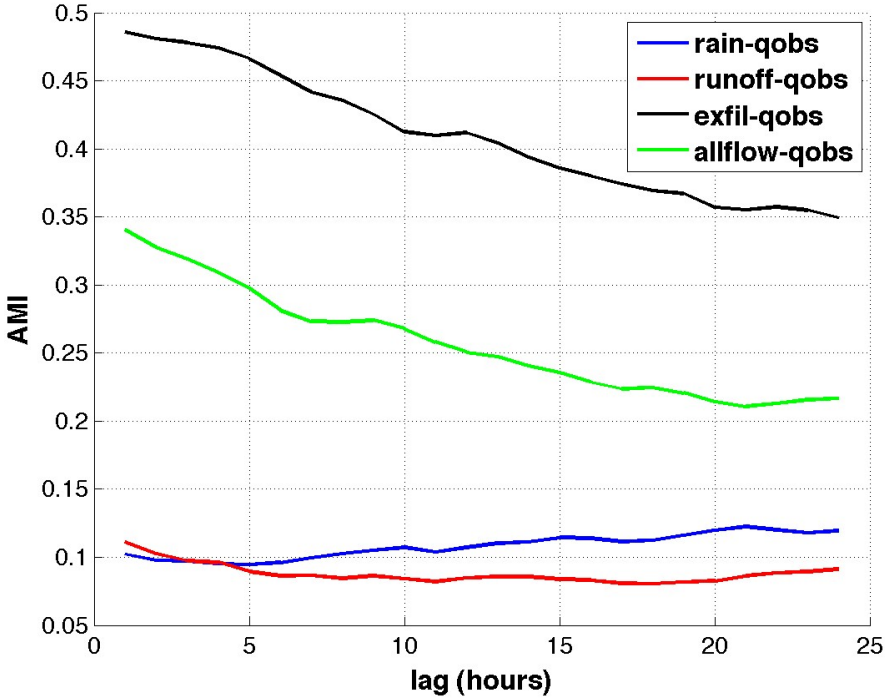


Figure : Information mutuelle moyenne (Vogue)

Plan de la présentation

EDYTEM Environnements, Dynamiques et Territoires de la Montagne

1 Introduction

2 Correction des erreurs

3 Modélisation semi-physique

4 Anticipation des précipitations

5 Conclusions

Prévision TOPMODEL avec hypothèse pluie nulle

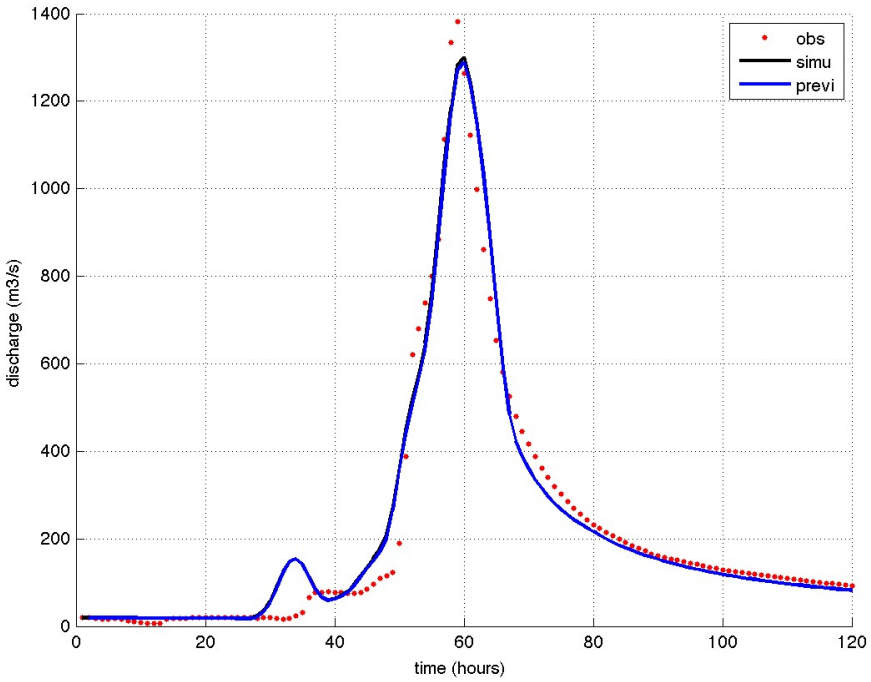


Figure : Débit observé, simulé et prévu avec augmentation de l'horizon de prévision (Vogue)

Prévision TOPMODEL avec hypothèse pluie nulle

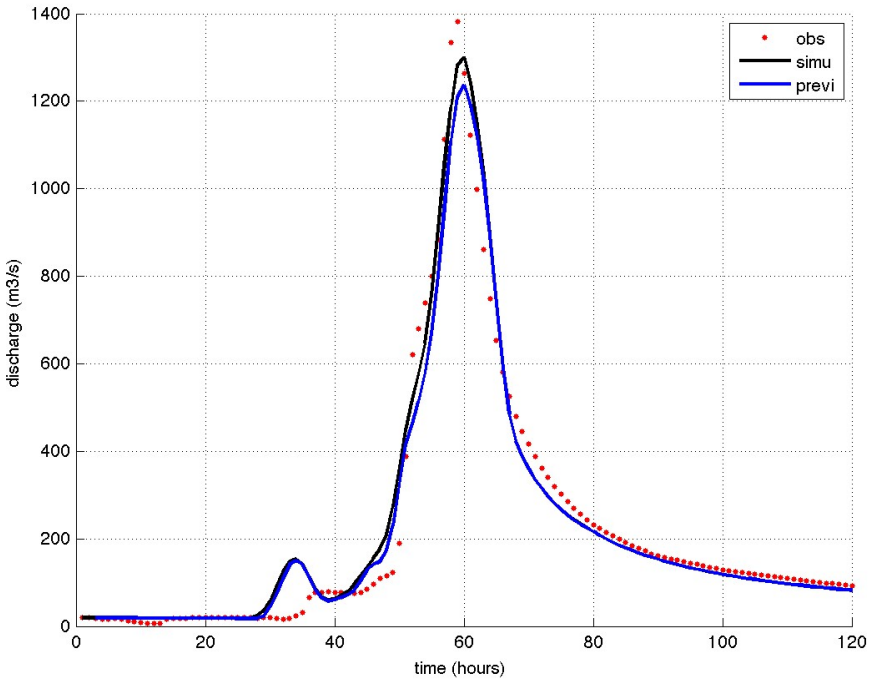


Figure : Débit observé, simulé et prévu avec augmentation de l'horizon de prévision (Vogue)

Prévision TOPMODEL avec hypothèse pluie nulle

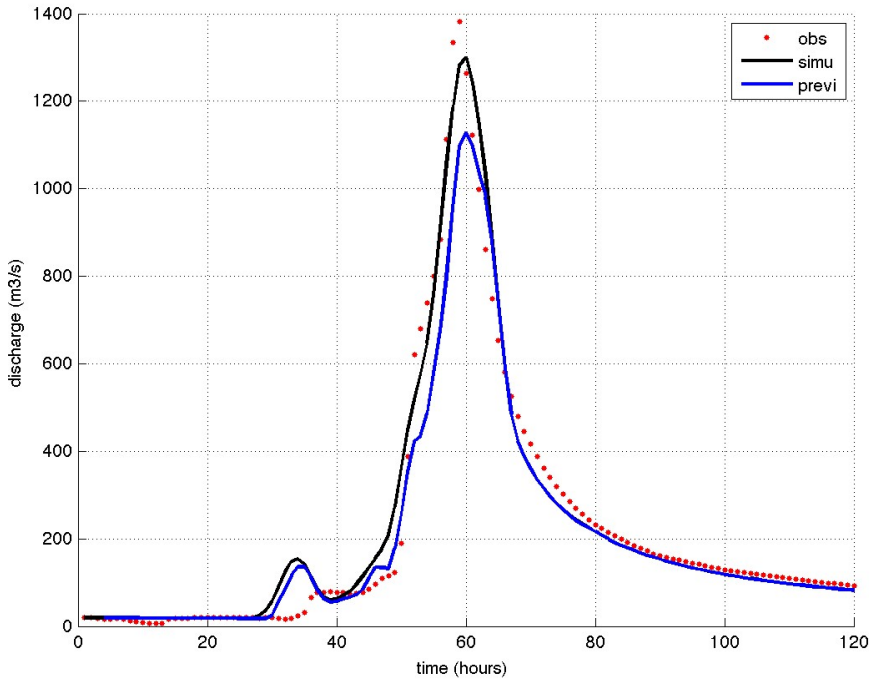


Figure : Débit observé, simulé et prévu avec augmentation de l'horizon de prévision (Vogue)

Prévision TOPMODEL avec hypothèse pluie nulle

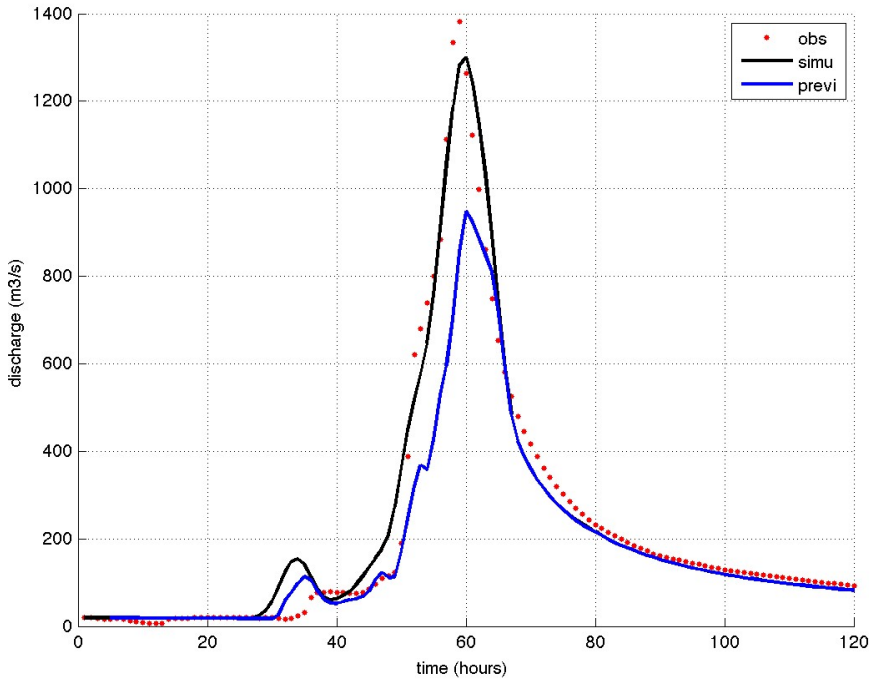


Figure : Débit observé, simulé et prévu avec augmentation de l'horizon de prévision (Vogue)

Prévision TOPMODEL avec hypothèse pluie nulle

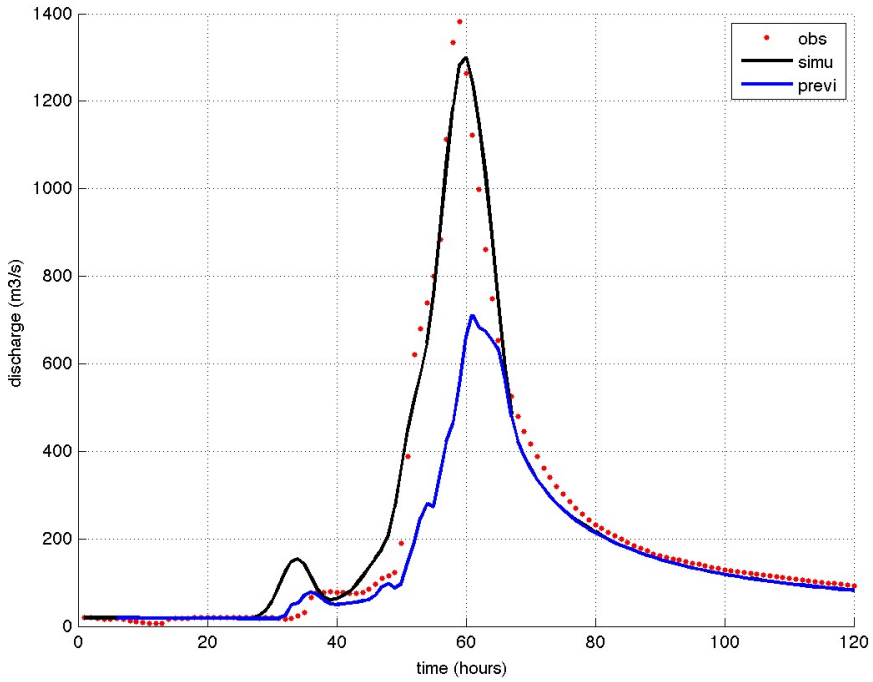


Figure : Débit observé, simulé et prévu avec augmentation de l'horizon de prévision (Vogue)

Prévision TOPMODEL avec hypothèse pluie nulle

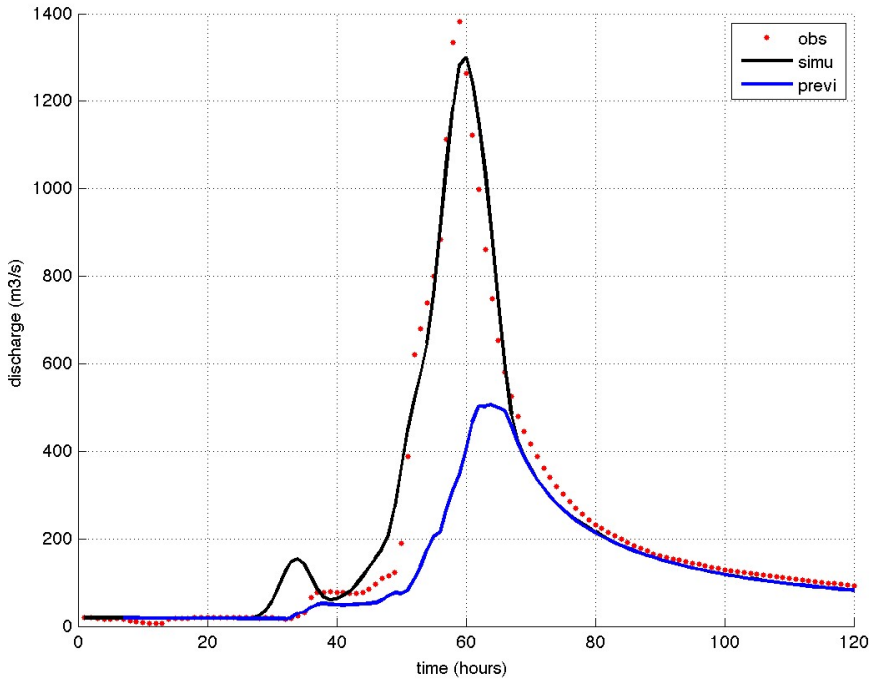


Figure : Débit observé, simulé et prévu avec augmentation de l'horizon de prévision (Vogue)

Prévision TOPMODEL avec hypothèse pluie nulle

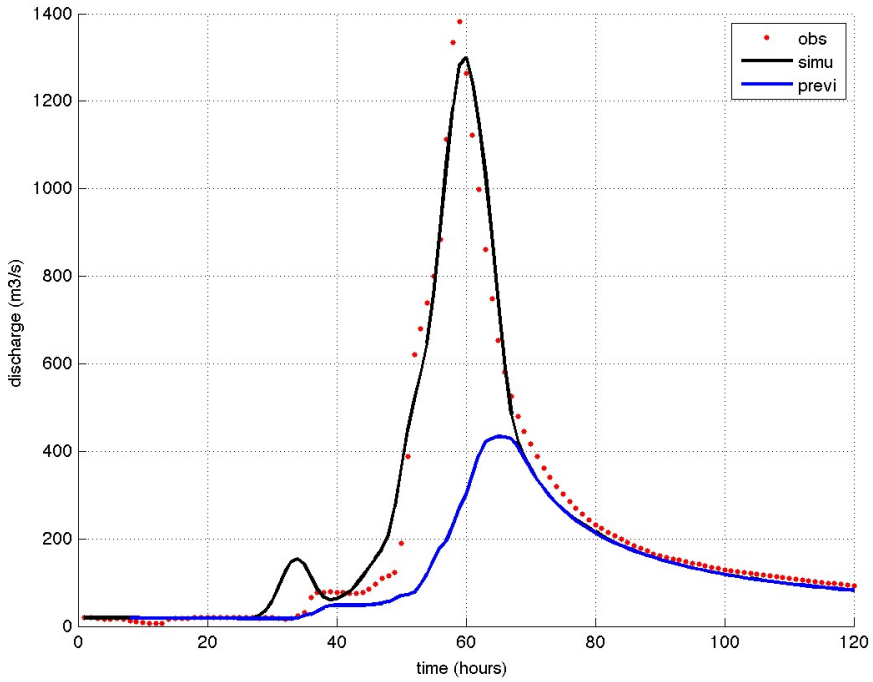


Figure : Débit observé, simulé et prévu avec augmentation de l'horizon de prévision (Vogue)

Prévision TOPMODEL avec hypothèse pluie nulle

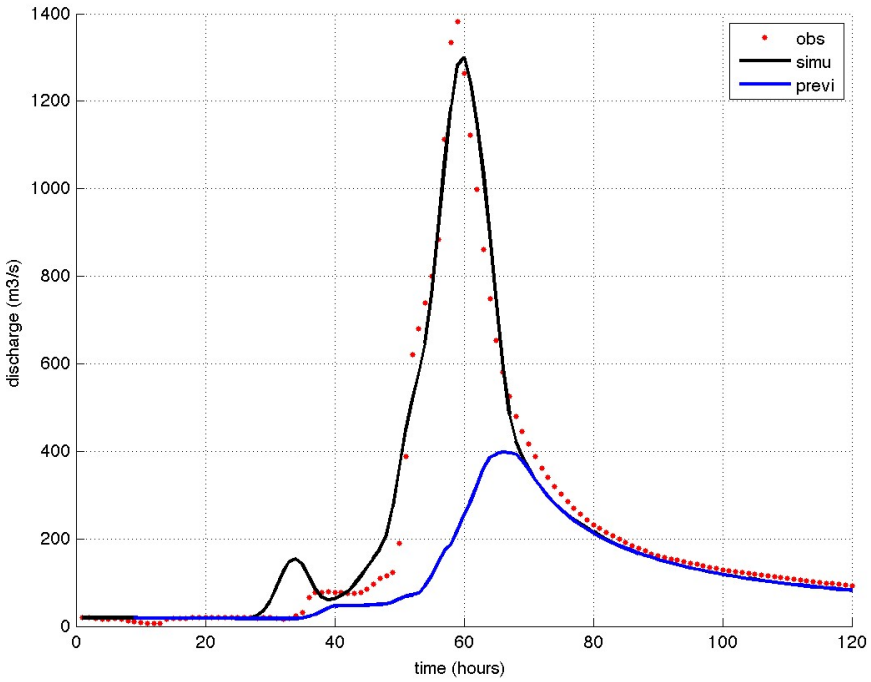


Figure : Débit observé, simulé et prévu avec augmentation de l'horizon de prévision (Vogue)

Prévision TOPMODEL avec hypothèse pluie nulle

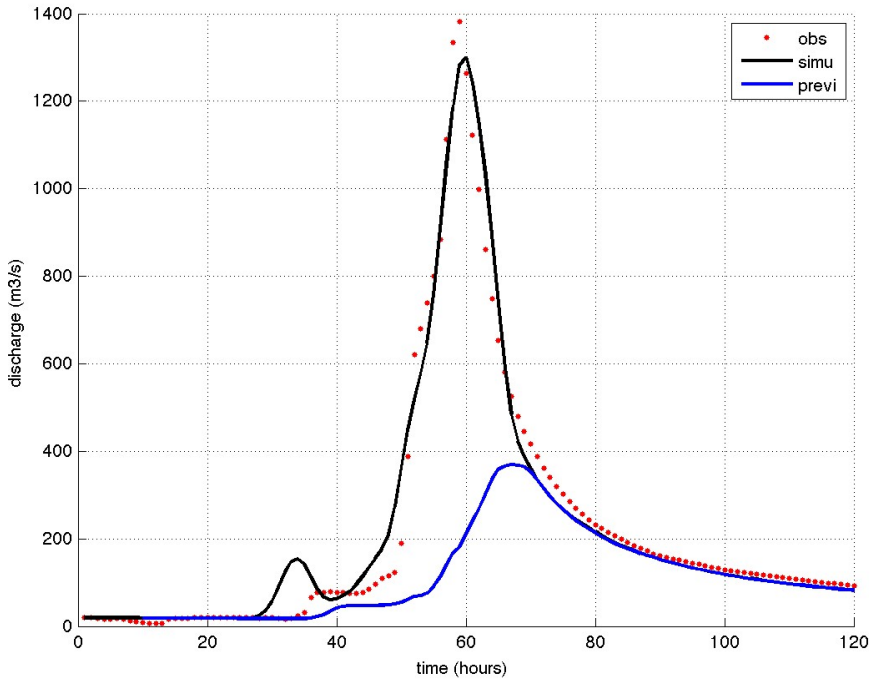


Figure : Débit observé, simulé et prévu avec augmentation de l'horizon de prévision (Vogue)

Prévision TOPMODEL avec hypothèse pluie nulle

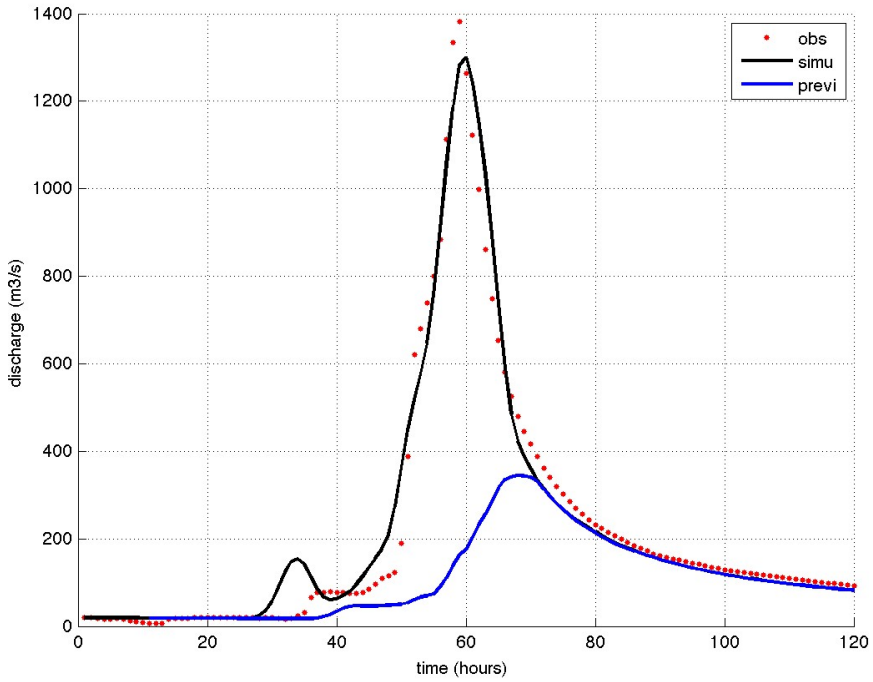


Figure : Débit observé, simulé et prévu avec augmentation de l'horizon de prévision (Vogue)

Prévision TOPMODEL avec hypothèse pluie nulle

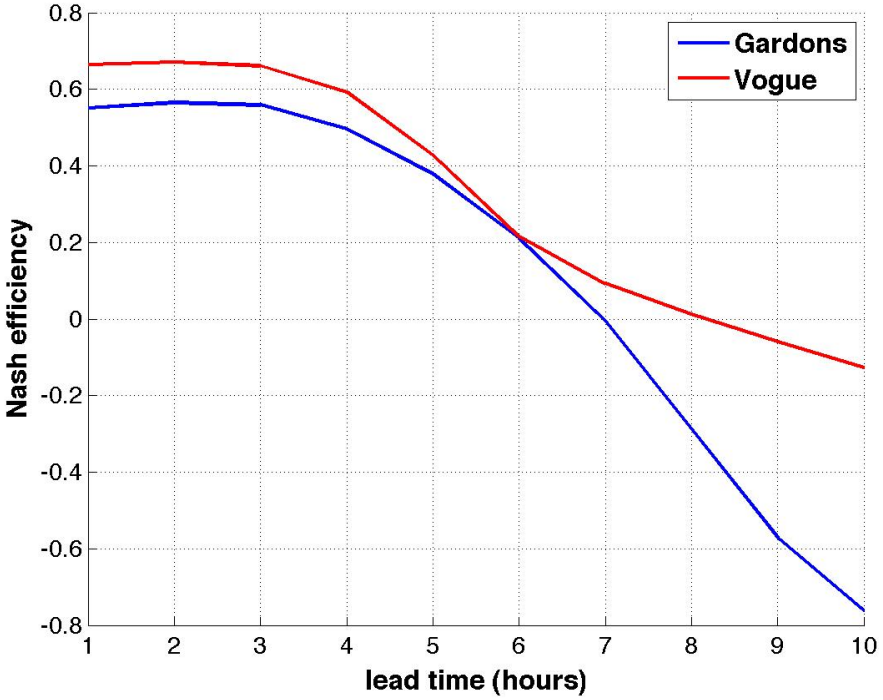


Figure : Dégradation rapide de la performance avec l'horizon de prévision

Dépendance temporelle entre précipitations observées

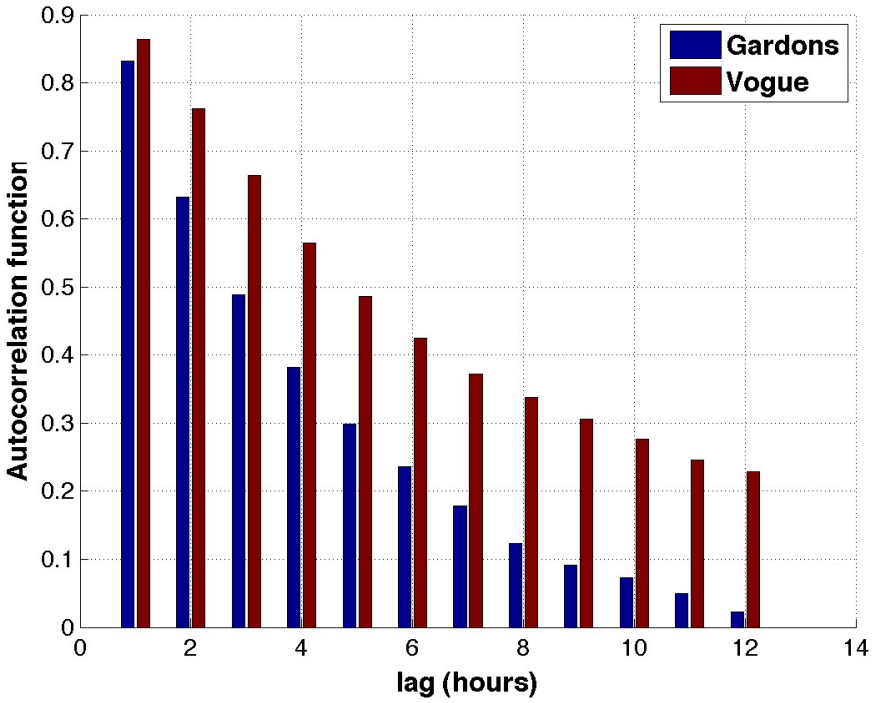


Figure : Fonction d'autocorrélation moyenne sur les épisodes disponibles

Dépendance temporelle entre précipitations observées

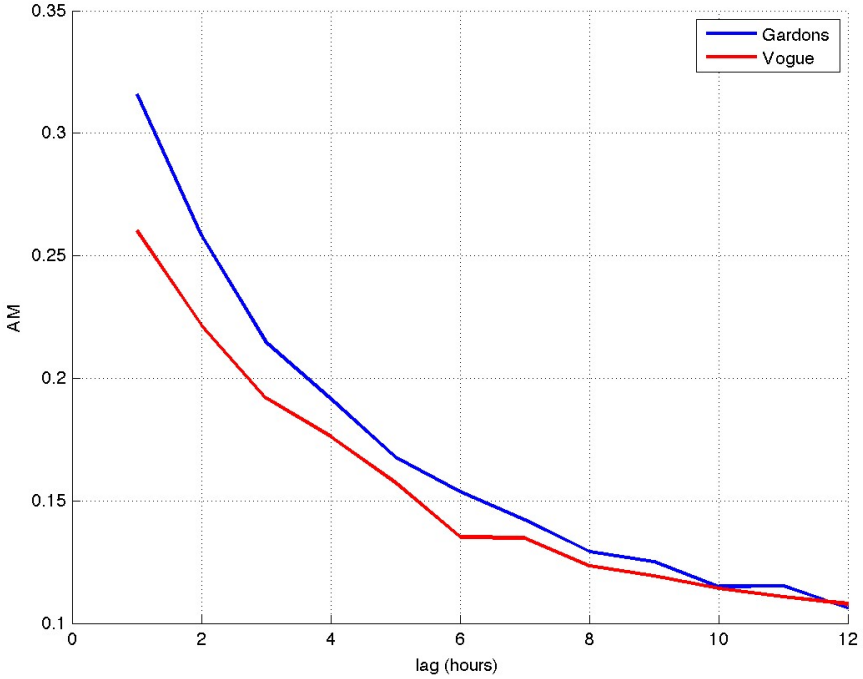


Figure : Information mutuelle moyenne sur les épisodes disponibles

Anticipation des précipitations par apprentissage statistique

EDYTEM Environnements, Dynamiques et Territoires de la Montagne

- Envisageable étant donnée l'autocorrelation temporelle observée
- Devrait contribuer à ralentir la dégradation des performances avec l'augmentation de l'horizon de prévision
- Approche modulaire permettant une utilisation pour n'importe quelle représentation de la relation pluie-débit (PBM, DBM ou hybride)
- Travaux réalisés sur la comparaison de différentes approches (ANN, ARMA et K-NN)

Anticipation des précipitations par apprentissage statistique

EDYTEM Environnements, Dynamiques et Territoires de la Montagne

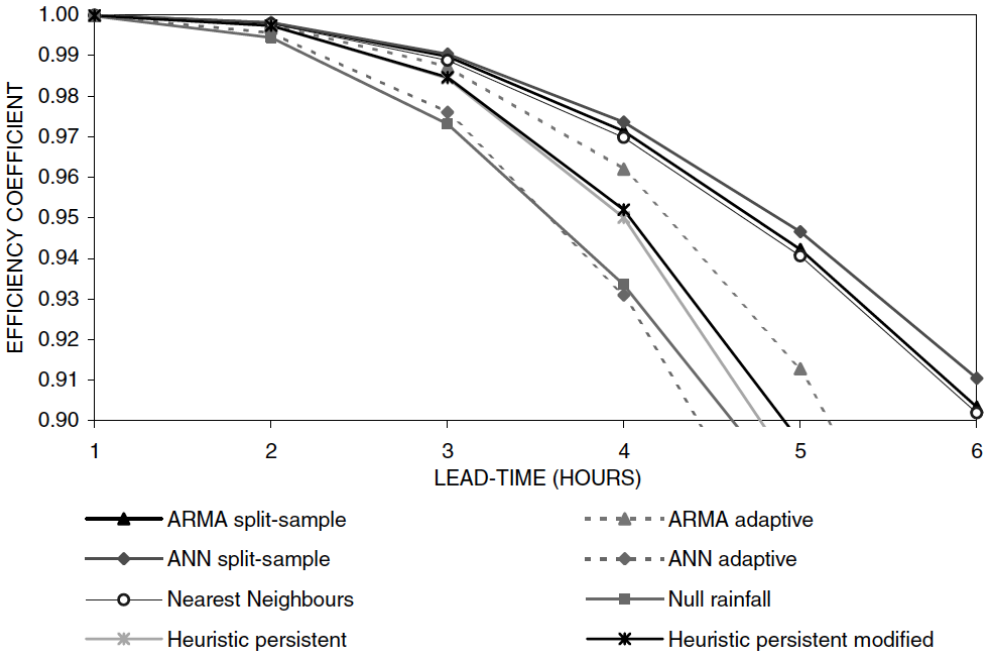


Fig. 3. Efficiency coefficients of the river flows corresponding to the different rainfall forecasting procedures: ARMA models with split-sample and adaptive calibration; ANN with split-sample and adaptive calibrations; and nearest-neighbour method. The heuristic approaches: null rainfall, *persistent* rainfall method and *persistent modified* method.

Figure : Extrait de *Toth et al (2000)*

Plan de la présentation

EDYTEM Environnements, Dynamiques et Territoires de la Montagne

1 Introduction

2 Correction des erreurs

3 Modélisation semi-physique

4 Anticipation des précipitations

5 Conclusions

Conclusions

EDYTEM Environnements, Dynamiques et Territoires de la Montagne

- De nombreuses possibilités pour exploiter les complémentarités des deux approches
- D'autres synergies sont possibles mais celles évoquées ne posent pas de difficultés d'implémentation.
- Exploiter les avantages liées à la séparation de la représentation/émulation d'une la relation pluie-débit et de l'estimation des pluies futures