



**HAL**  
open science

# Prévision de crues rapides par apprentissage statistique

Thomas Darras

► **To cite this version:**

Thomas Darras. Prévision de crues rapides par apprentissage statistique. Hydrologie. Université Montpellier, 2015. Français. NNT: 2015MONTTS100 . tel-01816929

**HAL Id: tel-01816929**

**<https://theses.hal.science/tel-01816929v1>**

Submitted on 15 Jun 2018

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

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



# THÈSE

## Pour obtenir le grade de Docteur

Délivrée par l'Université de Montpellier

Préparée au sein de l'école doctorale **SIBAGHE**  
Et des unités de recherche du Laboratoire du Génie de  
l'Environnement Industriel et du Laboratoire  
Hydrosciences Montpellier

Spécialité : **Eaux Continentales et Société**

Présentée par **Thomas Darras**

### Prévision des crues rapides par apprentissage statistique

Sous la direction de **Madame Anne Johannet** et  
**Monsieur Séverin Pistre**,  
encadrée par **Madame Line Kong A Siou** et  
**Monsieur Bernard Vayssade**

Soutenue le 2 novembre 2015 devant le jury composé de :

Monsieur Michael Aupetit, Professeur, QCRT	Rapporteur
Monsieur Pierre-Yves Jeannin, Professeur, ISSKA	Rapporteur
Monsieur Pierre Ribstein, Professeur, UPMC	Président du jury
Monsieur Roger Moussa, Professeur, INRA	Examineur
Madame Anne Johannet, Maître de recherche, EMA	Directrice de thèse
Monsieur Séverin Pistre, Professeur, UM	Directeur de thèse
Madame Line Kong A Siou, Mayane	Encadrante invitée
Monsieur Bernard Vayssade, EMA	Encadrant invité

SCHAPI





# Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier très chaleureusement Madame Anne Johannet, ma co-directrice de Thèse, pour tout le soutien, l'implication et la pédagogie dont elle a fait preuve au cours de ces 3 années, et sans lesquels cette expérience n'aurait pas été la même.

Je remercie aussi Monsieur Séverin Pistre, mon co-directeur de thèse qui a su être présent dans l'encadrement de ces travaux, malgré la petite distance géographique et la faible fréquence de mes visites au Laboratoire Hydrosociences Montpellier. Je salue particulièrement ses efforts pour s'impliquer dans ces travaux, dont le côté formel est parfois bien éloigné de son domaine d'expertise, et l'en remercie très sincèrement.

Je souhaite exprimer toute ma gratitude à Messieurs Michaël Aupetit et Pierre-Yves Jeannin qui ont accepté de me faire l'honneur d'être rapporteurs de mes travaux de Thèse. Cette gratitude s'étend à Messieurs Pierre Ribstein et Roger Moussa qui me font l'honneur d'examiner ce travail, auquel ils ont d'ailleurs activement contribué en participant à l'ensemble de mes Comités de Thèse. Que Monsieur Pierre Roussel, qui a également participé à ces Comités de Thèse, soit aussi remercié pour sa pédagogie et sa patience lors de nos échanges sur les réseaux de neurones.

Je remercie vivement le SCHAPI qui a financé ces travaux et tout particulièrement Madame Caroline Wittwer et Messieurs Arthur Marchandise et Bruno Janet qui sont intervenus dans mes travaux en participant à mes Comités de Thèse.

Je remercie Météo France, les Services de Prévision des Crues du Grand Delta et de Méditerranée Ouest, la DIREN ainsi que l'observatoire MEDYCYSS pour m'avoir fourni les données nécessaires au bon déroulement de mes travaux.

Je souhaite aussi remercier comme il se doit toutes les personnes qui sont intervenues de manière directe ou indirecte dans mes travaux. Je pense à Madame Line Kong A Siou, l'une de mes encadrantes, qui malgré son départ de notre équipe de recherche a maintenu ses engagements en restant disponible et attentive à mes besoins. Monsieur Bernard Vayssade, qui a volontiers échangé avec moi tout au long de ces 3 années et m'a apporté sa grande

expertise de l'hydrologie régionale et proposé ses visions et ses idées, très enrichissantes pour mes recherches. Madame Valérie Borrell, qui m'avait initialement donné le goût de la recherche scientifique en encadrant mon stage de Master 2 et avec qui j'ai eu la chance de mener certains travaux au cours de cette Thèse. Je pense aussi à Guillaume Artigue, ancien thésard, qui a partagé avec moi ses expériences et ses connaissances quand j'en avais besoin. Je remercie aussi Virgile, Félix, Michaël, Yao, Nicolas, Audrey, et tous les autres thésards, chercheurs, ou autres membres du personnel avec qui j'ai pu partager des instants de convivialité et qui interviennent dans la vie du laboratoire. Je remercie aussi Madame Catherine Gonzalez qui m'a poussé à participer à l'organisation de la première journée des doctorants de l'IM2E, qui fut une expérience très enrichissante. Je remercie les élèves de l'Ecole des mines d'Alès, Charlène, Anaïs et Raphaël, qui ont participé à ces travaux dans le cadre de missions de Recherche et Développement.

Je n'oublie pas tous mes amis, Camille, Raphaël, Tristan, Mohammed, Hamid, Mounir, Romain, Thomas et bien d'autres, pour leur bonne humeur et leur amitié, notamment les Krokos, les Ornimads et les Vipères, les coéquipiers avec lesquels j'ai le plaisir de jouer. Tous les entraînements, les matchs et les tournois, sont de grands moments de bonheur pour moi.

Je remercie aussi naturellement toute ma famille, et particulièrement mes parents et mes sœurs pour leur amour inconditionnel et leur soutien indéfectible.

Enfin je souhaite remercier Lauren pour sa gentillesse, sa patience, sa générosité, son amour et tout le bonheur qu'elle m'apporte au quotidien.

# Table des matières

<b>Remerciements .....</b>	<b>3</b>
<b>Liste des Illustrations .....</b>	<b>9</b>
<b>Liste des Tableaux .....</b>	<b>9</b>
<b>Introduction.....</b>	<b>15</b>
<b>Chapitre 1. Crues rapides.....</b>	<b>17</b>
<b>1.1 Enjeux sociétaux.....</b>	<b>17</b>
1.1.1 Coûts économiques et sociaux .....	17
1.1.2 Réponse institutionnelle .....	19
<b>1.2 Description des crues rapides.....</b>	<b>21</b>
1.2.1 Mécanismes hydrologiques.....	21
1.2.2 Ecoulements rapides .....	22
1.2.3 Forçages météorologiques .....	24
1.2.4 État de l'hydrosystème .....	29
<b>1.3 Données hydrométéorologiques .....</b>	<b>30</b>
1.3.1 Précipitations.....	30
1.3.2 Hauteurs d'eau et débits .....	31
1.3.3 Niveaux piézométriques .....	31
1.3.4 Fréquence d'échantillonnage .....	32
<b>1.4 Etat de l'art de la prévision des crues rapides.....</b>	<b>32</b>
1.4.1 Simulation ou prévision.....	32
1.4.2 Modèles de prévision des crues rapides .....	33
1.4.3 Outils opérationnels.....	36
<b>1.5 Critères d'évaluations des modèles .....</b>	<b>37</b>
1.5.1 Critère de Nash-Sutcliffe .....	37
1.5.2 Critère de persistance .....	38
1.5.3 Synchronous Percentage of the Peak Discharge .....	39
1.5.4 Peak Delay .....	40
<b>1.6 Synthèse sur la prévision des crues rapides.....</b>	<b>40</b>

<b>Chapitre 2. Présentation des sites d'étude .....</b>	<b>43</b>
<b>2.1 Contexte général.....</b>	<b>43</b>
<b>2.2 Bassin versant du Gardon d'Anduze .....</b>	<b>45</b>
2.2.1 Description du site.....	45
2.2.2 Données hydrométéorologiques.....	48
<b>2.3 Hydrosystème du Lez .....</b>	<b>54</b>
2.3.1 Description du site.....	54
2.3.2 Données hydrométéorologiques.....	60
<b>2.4 Synthèse sur les sites d'études.....</b>	<b>63</b>
<b>Chapitre 3. Réseaux de neurones formels.....</b>	<b>65</b>
<b>3.1 Définitions.....</b>	<b>66</b>
3.1.1 Neurone formel .....	66
3.1.2 Réseaux de neurones formels.....	67
<b>3.2 Propriétés fondamentales du perceptron multicouche .....</b>	<b>68</b>
3.2.1 Approximation universelle .....	68
3.2.2 Parcimonie .....	68
<b>3.3 Modèles statiques et dynamiques.....</b>	<b>68</b>
3.3.1 Modèles statiques .....	69
3.3.2 Modèles dynamiques .....	69
3.3.3 Identification d'un processus dynamique .....	70
<b>3.4 Conception de réseaux de neurones .....</b>	<b>73</b>
3.4.1 Apprentissage.....	73
3.4.2 Performances de généralisation .....	76
3.4.3 Sur-apprentissage .....	76
3.4.4 Méthodes de régularisations .....	78
<b>3.5 Application à la prévision de crues rapides.....</b>	<b>80</b>
<b>3.6 Synthèse sur les réseaux de neurones .....</b>	<b>82</b>

## **Chapitre 4. Prévisions des crues rapides du Gardon d'Anduze ..... 85**

<b>4.1</b>	<b>Modèles développés sur le Gardon d'Anduze .....</b>	<b>85</b>
4.1.1	Modèles hydrologiques conceptuels .....	85
4.1.2	Modèles à base physique .....	87
4.1.3	Modèles neuronaux .....	88
<b>4.2</b>	<b>Sélection de l'initialisation des modèles neuronaux .....</b>	<b>90</b>
4.2.1	Position de la problématique.....	90
4.2.2	Démarche proposée pour répondre à la problématique (Darras et al., 2014b) ...	91
4.2.3	Éléments mis en évidence dans l'article.....	101
<b>4.3</b>	<b>Prise en compte de l'état du système .....</b>	<b>102</b>
4.3.1	Position de la problématique.....	102
4.3.2	Démarche proposée pour répondre à la problématique (Darras et al., 2014a) .	103
4.3.3	Éléments mis en évidence dans l'article.....	111
<b>4.4</b>	<b>Synthèse sur les performances des modèles appliqués à la crue rapide du 8 et 9 septembre 2002 sur le Gardon d'Anduze .....</b>	<b>112</b>
4.4.1	Performance en regard des critères de qualité .....	113
4.4.2	Analyse des hydrogrammes .....	115
<b>4.5</b>	<b>Performances des réseaux récurrents avec prévision de pluie « parfaite » sur les crues rapides de l'automne 2014.....</b>	<b>118</b>
4.5.1	Modèles utilisés.....	118
4.5.2	Performances des modèles utilisés .....	119
4.5.3	Discussion sur les performances des modèles utilisés .....	122
<b>4.6</b>	<b>Synthèse sur la prévision des crues rapides du Gardon d'Anduze.....</b>	<b>122</b>

## **Chapitre 5. Prévision des crues rapides du Lez à Lavalette ..... 125**

<b>5.1</b>	<b>Hydrosystèmes karstiques.....</b>	<b>125</b>
5.1.1	Karstogénèse .....	126
5.1.2	Structure hétérogène.....	127
5.1.3	Fonctionnement hydrodynamique non-linéaire .....	128
<b>5.2</b>	<b>Modèles développés sur l'hydrosystème du Lez .....</b>	<b>129</b>
5.2.1	Crues partie I : Rôle du karst dans les crues du fleuve Lez .....	130
5.2.2	Crues partie II : Genèse, propagation et prévision des crues à Montpellier ...	139
5.2.3	Éléments mis en évidence dans les articles .....	149
<b>5.3</b>	<b>Prise en compte de l'état de l'hydrosystème du Lez .....</b>	<b>150</b>



5.3.1	Position de la problématique.....	150
5.3.2	Démarche proposée pour répondre à la problématique (Darras et al., 2015)...	151
5.3.3	Éléments mis en évidence dans l'article.....	167
<b>5.4</b>	<b>Application des réseaux de neurones au crues rapides du Lez à Lavalette.....</b>	<b>168</b>
5.4.1	Dimensionnement des réseaux de neurones .....	169
5.4.2	Performances.....	169
<b>5.5</b>	<b>Synthèse sur la prévision des crues rapides du Lez à Lavalette .....</b>	<b>173</b>
	<b>Conclusion Générale .....</b>	<b>175</b>
	<b>Références bibliographiques .....</b>	<b>179</b>
	<b>Annexe 1. Base de données sur le bassin versant du Gardon d'Anduze.....</b>	<b>189</b>
	<b>Annexe 2. Base de données sur l'hydrosystème du Lez .....</b>	<b>191</b>
	<b>Annexe 3. Neural network modeling and geochemical water analyses to understand and forecast karst and non-karst part of flash floods (case study on the Lez River, Southern France) (Article accepté pour la conférence IUGG 2015) .....</b>	<b>193</b>

# Liste des illustrations

<b>Figure 1.</b> Photos des dégâts causés par la crue rapide du 17 septembre 2014 à Saint-Laurent-le-Minier (Photos de Baptiste Manzinali pour le quotidien Objectif Gard).....	18
<b>Figure 2.</b> Exemple de carte de vigilance crue, sur le territoire surveillé par le Service de Prévision des Crues du Grand Delta (extraite du site <a href="http://www.vigicrues.gouv.fr/">http://www.vigicrues.gouv.fr/</a> le 3 novembre 2011).....	20
<b>Figure 3.</b> Processus météorologiques orographique (épisode cévenol), et convectif (orage méditerranéen). .....	25
<b>Figure 4.</b> Répartition des cumuls de pluie précipitée en moins de 20 h au cours de l'orage méditerranéen du 8 et 9 septembre 2002 (Météo France). .....	25
<b>Figure 5.</b> Fréquences moyennes d'apparition par département d'épisodes de pluie supérieure à 200 mm en une journée climatologique sur la période 1965-2014 (Source: <a href="http://pluiesextremes.meteo.fr">http://pluiesextremes.meteo.fr</a> , Edition du 13/04/2015). .....	26
<b>Figure 6.</b> Communes ayant enregistré une pluie supérieure à 200 mm en 24h plus de 10 fois sur la période 1965-2014 (Source: <a href="http://pluiesextremes.meteo.fr">http://pluiesextremes.meteo.fr</a> , Edition du 24/02/2015). .....	27
<b>Figure 7.</b> Répartition mensuelle des épisodes de plus de 200 mm en une journée climatologique sur la France durant la période 1958-2014 (Météo France, 2014). ...	28
<b>Figure 8.</b> Nombre d'épisodes de pluie diluvienne par an sur la France sur la période 1958-2014 (Météo France, 2014). .....	28
<b>Figure 9.</b> Réactions hydrologiques contrastées du bassin versant du Gardon d'Anduze soumis à des précipitations comparables en termes de cumuls et d'intensités (septembre 1992 et septembre 2006).....	29
<b>Figure 10.</b> Représentation graphique du calcul du Synchronous Percentage of the Peak Discharge.....	39
<b>Figure 11.</b> Localisation des sites d'études (Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Limites départementales et communes, BD Geofla, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA).....	44
<b>Figure 12.</b> Présentation du Gardon d'Anduze, de son bassin versant et de ses affluents. (Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Limites départementales et communes, BD Geofla, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA).....	45
<b>Figure 13.</b> Géologie simplifiée du bassin versant du Gardon d'Anduze. (Cartes géologiques de la France au 1/50 000, BRGM ; Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA).....	46

<b>Figure 14.</b> Occupation des sols simplifiée du bassin versant du Gardon d'Anduze. (Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA ; Occupation des sols CORINE Land Cover 2006, Union européenne - SOeS).....	47
<b>Figure 15.</b> Localisation des stations de mesures hydrométéorologiques et tracé des polygones de Thiessen du réseau pluviométrique sur le bassin versant du Gardon d'Anduze. (Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA).....	48
<b>Figure 16.</b> Désagrégation au pas de temps semi-horaire d'un signal de pluie fictif au pas de temps horaire avec la méthode de Artigue et al. (2011). .....	52
<b>Figure 17.</b> Erreurs sur les pluies mesurées à Anduze sur l'année 2005 obtenue par désagrégation. ....	52
<b>Figure 18.</b> Débits de pointe classés des évènements de la base de données et niveaux de vigilance associés, vert, jaune, orange et rouge.....	54
<b>Figure 19.</b> Présentation du Lez, de ses bassins topographique et hydrogéologique et de ses principales sources. (Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Communes, BD Geofla, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA).....	55
<b>Figure 20.</b> Géologie simplifiée de l'hydrosystème du Lez. (Cartes géologiques de la France au 1/50 000, BRGM ; Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA). ....	57
<b>Figure 21.</b> Coupe schématique générale du bassin du Lez d'après (Bonnet and Mattauer, 2010). ....	57
<b>Figure 22.</b> Carte géologique de L'hydrosystème du Lez avec tracé des 3 compartiments tels que proposés par Bérard (1983).....	58
<b>Figure 23.</b> Occupation des sols simplifiée de l'hydrosystème du Lez. (Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA ; Occupation des sols CORINE Land Cover 2006, Union européenne - SOeS).....	59
<b>Figure 24.</b> Localisation des stations de mesures hydrométéorologiques et tracé des polygones de Thiessen du réseau pluviométrique sur l'hydrosystème du Lez. (Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA). ....	60
<b>Figure 25.</b> Courbe de tarage de la station limnimétrique de Lavalette.....	62
<b>Figure 26.</b> Neurone formel et fonctions d'activation tangente hyperbolique et linéaire. ....	66
<b>Figure 27.</b> Perceptron multicouche à une couche de neurones cachés. ....	67
<b>Figure 28.</b> Perceptrons multicouches statique et dynamique à une couche de neurones cachés. ....	70
<b>Figure 29.</b> Modèle postulé dynamique d'ordre 1. ....	71
<b>Figure 30.</b> Modèle postulé avec bruit de sortie (à gauche) et le réseau de neurones correspondant (à droite). ....	72

<b>Figure 31.</b> Modèle postulé avec bruit d'état (à gauche) et le réseau de neurones correspondant (à droite). .....	72
<b>Figure 32.</b> Évolutions des fonctions de coûts $J(c)$ sur les ensembles d'apprentissage et de test en fonction du nombre d'itération de l'algorithme d'apprentissage. ....	77
<b>Figure 33.</b> Évolution des fonctions de coûts sur les ensembles d'apprentissage, de test et d'arrêt en fonction du nombre d'itérations de l'algorithme d'apprentissage. ....	79
<b>Figure 34.</b> Méthodes de validation croisée et validation croisée partielle. ....	80
<b>Figure 35.</b> Perceptrons multicouches sans (gauche) et avec (droite) termes linéaires. ....	89
<b>Figure 36.</b> Médianes et incertitudes des prévisions à une heure de la crue du 8 et 9 septembre 2002 (Évènement 19) des perceptrons multicouches récurrents et non-récurrents ainsi que les modèles ensemblistes $med_{10}$ correspondants.....	102
<b>Figure 37.</b> Hydrogramme observé à Anduze au cours de la crue de 8 et 9 septembre 2002 et les hydrogrammes prévus à une demi-heure avec 2 modèles récurrents intégrant le cumul de pluie sur l'évènement et l'humidité $HU2$ .....	111
<b>Figure 38.</b> Hydrogrammes de la crue du 8 et 9 septembre 2002 observé (reconstitué), simulés par les modèles ALTHAIR <i>maillé</i> , SCS, TOPMODEL, ainsi que par les réseaux récurrents avec cumul de pluie, récurrent avec humidité $HU2$ , récurrent calé à Mialet (débit prévu à 30 min sans prévision de pluie) et non-récurrent (débit prévu à 3h avec prévisions de pluie). ..	116
<b>Figure 39.</b> Hydrogrammes observés et simulés par les réseaux <i>récurrents avec cumul de pluie</i> et <i>humidité <math>HU2</math></i> et le réseau <i>non-récurrent</i> sur les évènements 219, 220, 221, 222, 225, 226. ....	121
<b>Figure 40.</b> Schéma fonctionnel du karst selon Mangin (1975). ....	129
<b>Figure 41.</b> Hydrogrammes observés et prévus à 1h, 2h et 3h par les modèles non-récurrents pour les évènements 8 et 18. ....	171
<b>Figure 42.</b> Hydrogrammes observés et prévus à 1h, 2h et 3h par les modèles non-récurrents pour les évènements 19 et 20. ....	172



# Liste des tableaux

<b>Tableau 1.</b> Conséquences sociales et économiques chiffrées d'évènements de crues rapides majeurs ayant frappé le pourtour du bassin méditerranéen (liste non exhaustive). .18	18
<b>Tableau 2.</b> Niveaux de vigilance et risques associés (d'après le site <a href="http://www.vigicrues.gouv.fr">www.vigicrues.gouv.fr</a> ). .....20	20
<b>Tableau 3.</b> Critères de Nash des prévisions naïves de l'évènement du 8 et 9 septembre 2002 sur le Gardon d'Anduze (Toukourou, 2009).....38	38
<b>Tableau 4.</b> Surface des polygones de Thiessen de chacun des pluviomètres de l'étude recouvrant le bassin versant du Gardon d'Anduze et les pourcentages de recouvrement du bassin correspondant. ....49	49
<b>Tableau 5.</b> Statistiques descriptives des mesures hydrométéorologiques de la base de données sur le Gardon d'Anduze. ....50	50
<b>Tableau 6.</b> Valeurs des pics de crue estimés pour l'évènement du 8 et 9 septembre 2002 à Anduze, appliqué au modèle HEC-RAS, selon les paramètres de calage sélectionnés.....50	50
<b>Tableau 7.</b> Pourcentages des données issues de chacun des pluviomètres du bassin versant du Gardon d'Anduze, utilisés pour compléter les lacunes des chroniques de pluie de chacun des pluviomètres. ....53	53
<b>Tableau 8.</b> Surface des polygones de Thiessen de chacun des pluviomètres de l'étude recouvrant l'hydrosystème du Lez et les pourcentages de recouvrement du bassin correspondant.....61	61
<b>Tableau 9.</b> Statistiques sur les mesures hydrométéorologiques de la base de données sur le Lez.....63	63
<b>Tableau 10.</b> Synthèse des caractéristiques géographiques, géologiques, hydrologiques et météorologiques des bassins versants du Gardon d'Anduze et du Lez à Lavalette ainsi que de leur base de données. ....64	64
<b>Tableau 11.</b> Critère de Nash ( $R^2$ ) et Synchronous Percentage of the Peak Discharge ( $S_{PPD}$ ) des modèles d'ensemble, médians et maximum, basés sur les réseaux intégrant les cumuls de pluie et les humidités HU2, appliqués aux 4 évènements tests..... 112	112
<b>Tableau 12.</b> Critère de Nash ( $R^2$ ) des simulations des 3 modèles conceptuels et des prévisions à une demi-heure des 4 modèles neuronaux appliqués à la crue du 8 et 9 septembre 2002 (Évènement 19). .... 114	114
<b>Tableau 13.</b> Profondeurs des fenêtres temporelles des entrées des <i>réseaux récurrents avec le cumul de pluie et l'humidité HU2</i> en entrées avec $l$ : l'horizon de prévision (lead time). .... 119	119

<b>Tableau 14.</b> Nash ( $R^2$ ), Synchronous Percentage of the Peak Discharge ( $S_{PPD}$ ), Peak Delay ( $P_d$ ) et critères de persistance pour les horizons de prévision de 30 min à 6h ( $C_{pi}$ $i=0,5, 1, 2, 3, 4, 5, 6$ ), des réseaux <i>récurrents avec le cumul de pluie</i> (CP) et <i>l'humidité HU2</i> (HU2) ainsi que du réseau <i>non-récurrent</i> (NR) appliqués aux Évènements 219, 220, 221, 22, 225, 226. ....	120
<b>Tableau 15.</b> Architecture des réseaux récurrents et non-récurrents utilisés. ....	169
<b>Tableau 16.</b> Nash ( $R^2$ ), Synchronous Percentage of the Peak Discharge ( $S_{PPD}$ ), Peak Delay ( $P_d$ ) et critères de persistance pour les horizons de prévision de 1h à 3h ( $C_{pi}$ $i=1, 2, 3$ ), des réseaux non-récurrents pour la prévision à 1h, 2h et 3h, appliqués aux évènements 8, 18, 19 et 20. ....	170

# Introduction

Les crues rapides constituent l'un des principaux risques naturels en France. Elles consistent en une augmentation rapide du niveau dans un cours d'eau, résultant de précipitations intenses et localisées, provoquant des courants extrêmement violents et des inondations importantes. En raison notamment d'un climat propice à la formation de crues rapides, le pourtour du bassin méditerranéen est particulièrement touché par ce type de phénomène. Les épisodes de Nîmes en 1988, de Vaison-la-Romaine en 1992, de l'Aude en 1999, du Gard en 2002 et du Var en 2010, ont malheureusement chacun causé plus d'une vingtaine de victimes et des dégâts matériels atteignant jusqu'à 1,2 milliards d'euros, illustrant ainsi les conséquences catastrophiques que peuvent provoquer les crues rapides.

Compte tenu des enjeux humains et financiers importants menacés par les crues rapides, les pouvoirs publics ont mis en place, en 2003, le Service Central d'Hydrométéorologie et d'Appui à la Prévision des Inondations (SCHAPI). Ce service est chargé de produire des prévisions de crue et de les communiquer au public sous la forme d'une carte de vigilance disponible sur internet depuis 2006 (<http://www.vigicrues.gouv.fr/>). Ces prévisions de crues sont réalisées par des modèles hydrologiques représentant les relations pluie-débit des bassins ciblés, ou par des analogies avec les crues passées. Cependant dans le cas des crues rapides, le manque de connaissance sur les processus hydrologiques intervenant rend leur simulation et à plus forte raison leur prévision, complexes. Ces modèles présentent souvent d'importantes incertitudes et leurs performances ne sont pas encore complètement satisfaisantes.

Durant les dernières décennies, les réseaux de neurones, un type particulier de modèle dits à *apprentissage statistique*, ont été appliqués à la modélisation de systèmes hydrologiques. En tant que modèles de type *boîte noire*, ces outils présentent l'avantage de fonctionner sans connaissances *a priori* sur la physique des processus modélisés. Ainsi, ces modèles, appliqués à la prévision des crues rapides sur des bassins méditerranéens sans prévisions de pluie, ont fourni des performances intéressantes sur des horizons de prévision limités.

Dans la poursuite des travaux précédemment cités, l'objectif principal de ces travaux de Thèse est de développer des modèles à réseaux de neurones intégrant des prévisions de pluie



afin d'allonger l'horizon de prévision des crues. Du fait du caractère dynamique des crues rapides, de tels modèles nécessitent l'introduction d'informations sur l'état du bassin avant et durant l'épisode de crue à modéliser. Nos travaux ont ainsi eu pour objectif de contribuer à la recherche des informations, disponibles en temps réel, qui pourraient participer à représenter l'état du bassin et permettre au modèle neuronal de mieux calculer la transformation non linéaire de la pluie en débit. Afin de pouvoir être appliquée sur tout bassin sensible à ces phénomènes, la méthodologie de mise en œuvre des modèles à réseaux de neurones pour la prévision des crues rapides, que nous avons contribué à développer, a vocation à être générique.

Dans un premier chapitre nous présentons les enjeux liés aux crues rapides, les connaissances partielles sur les processus hydrologiques impliqués dans la génération de ces phénomènes, ainsi que les modèles proposés afin de les simuler et les prévoir. Aussi, les données hydrométéorologiques nécessaires à l'étude des crues rapides sont présentées et leurs limites sont exposées.

Dans un deuxième chapitre nous décrivons les hydrosystèmes du Gardon d'Anduze et du Lez à Lavalette, sur lesquels nos modèles ont été développés. Les données hydrométéorologiques utilisées pour développer nos modèles sur les 2 bassins versants sont présentées et critiquées.

Dans le troisième chapitre nous présentons les réseaux de neurones, leurs propriétés fondamentales et leur fonctionnement ainsi que les précautions d'utilisation indispensables pour éviter le surajustement.

Enfin, les quatrième et cinquième chapitres présentent l'application des modèles à réseau de neurones pour la prévision des crues rapides, respectivement sur le bassin versant du Gardon d'Anduze à Anduze, et du Lez à Lavalette. Ces 2 bassins sont archétypaux, pour le premier, du bassin cévenol à versants très pentus et à sols très transmissifs, soumis aux Gardonnades, pour le second, du bassin karstique, hétérogène et anisotrope, associant non linéairement des processus à la fois très rapides (crue soudaine) et assez lents (fort stockage effectué par le karst). Ces 2 chapitres présentent les travaux qui ont été effectués, notamment les approches proposées pour l'introduction d'informations sur l'état des bassins adaptées aux spécificités des hydrosystèmes.

# Chapitre 1

## Prévision des crues rapides

Ce chapitre aborde, dans un premier temps, les enjeux de la prévision opérationnelle des crues rapides en contexte méditerranéen, les coûts économiques et humains ainsi que la réponse institutionnelle. Dans une seconde section, les mécanismes hydrologiques et météorologiques impliqués dans la formation des crues rapides sont décrits, ainsi que les données de mesures utilisées pour les étudier et les prévoir. Un état de l'art des modèles de prévision des crues rapides est ensuite proposé, accompagné des critères objectifs que nous avons utilisés pour évaluer les performances de nos modèles.

### 1.1 Enjeux sociétaux

#### 1.1.1 Coûts économiques et sociaux

Les crues rapides constituent l'un des risques naturels les plus dévastateurs, particulièrement sur le pourtour méditerranéen (Price et al., 2011). Dans cette région, le climat est propice à la formation de phénomènes météorologiques convectifs, intenses et localisés, favorables à la génération de crues rapides. La violence de ces événements peut engendrer des dégâts considérables comme le montrent les photos prises le lendemain de la crue du 17 septembre 2014, ayant touché la commune de Saint-Laurent-le-Minier dans le Gard (Figure 1). Sur les territoires bordant le bassin méditerranéen, plusieurs événements de crues rapides, bien documentés et dont les conséquences économiques et humaines ont été évaluées, peuvent être cités (Tableau 1). A titre de comparaison et afin de souligner le poids économique infligé par les crues rapides dans cette région, comme nous l'avons souligné dans l'introduction générale, ces phénomènes outre les pertes en vies humaines, irremplaçables, peuvent engendrer des coûts économiques de plus d'un milliard d'euros, alors que la moyenne annuelle mondiale des pertes financières, attribuées à tous les phénomènes naturels confondus, a été estimée à 40 milliard d'euros (Munich Re, 2002).



**Figure 1.** Photos des dégâts causés par la crue rapide du 17 septembre 2014 à Saint-Laurent-le-Minier (Photos de Baptiste Manzinali pour le quotidien Objectif Gard)

Chneiweis (2008) note que les coûts engendrés par les catastrophes naturelles sont en augmentation, diminuant de ce fait leur acceptabilité. Ceci est notamment la conséquence d'une exposition croissante des enjeux à l'aléa. En effet, si la fréquence des crues rapides a longtemps tenu les populations à distance des cours d'eau sujets aux crues rapides, la pression démographique forte, particulièrement sur le pourtour méditerranéen, a conduit à moins de prudence.

**Tableau 1.** Conséquences sociales et économiques chiffrées d'évènements de crues rapides majeurs ayant frappé le pourtour du bassin méditerranéen (liste non exhaustive).

Dates des événements	Zones touchées	Décès	Dégâts (million d'euros)	Références bibliographiques
Septembre 1962	Tarragone (Espagne)	441	1,5	(Llasat-Botija, 1990)
Octobre 1988	Gard (France)	11	600	(Garry, 1995)
Septembre 1992	Vaucluse, Drôme, Ardèche (France)	42	460	(Bourges, 1992)
Novembre 1994	Piedmont (Italie)	79	-	(Guzzetti et al., 2005)
Novembre 1999	Aude, Hérault, Pyrénées-Orientales et Tarn (France)	35	680	(Lefrou et al., 2000)
Septembre 2002	Gard, Hérault, Vaucluse, Bouches-du-Rhône, Ardèche et Drôme (France)	23	1 200	(Huet et al., 2003)
Juin 2010	Var (France)	25	1 000	(Esposito, 2015)

Artigue (2012) propose une description des moyens de gestion du risque d'inondation, liés aux crues rapides, mis en œuvre par les pouvoirs publics. Le lecteur intéressé par les différentes actions menées dans le cadre de la gestion du risque d'inondation est invité à se référer à la Thèse citée. Nous proposons ici une liste des différentes approches utilisées afin de diminuer l'impact des crues rapides :

1. actions sur l'aléa, avec la protection des enjeux,
2. actions sur l'implantation des enjeux avec des restrictions urbanistiques,
3. actions sur la vulnérabilité des enjeux.

Ce dernier point est au cœur de nos travaux puisqu'il concerne la mise à disposition du grand public d'informations sur les *vigilances crue*, s'appuyant sur une prévision de l'aléa hydrologique. Ce volet de la gestion du risque inondation est d'un intérêt décisif (Borga et al., 2011; Price et al., 2011) et peut être amélioré à l'aide de modèles de prévision des crues performants. Vinet et al. (2011) soulignent qu'une proportion importante des décès dus aux inondations se produit lors des évacuations tardives qui exposent les populations au danger. Cette observation souligne l'importance d'anticiper au mieux la situation à risque. La compréhension et la prévision des crues rapides constituent donc un enjeu sociétal majeur (Gaume and Bouvier, 2004; Llasat et al., 2010).

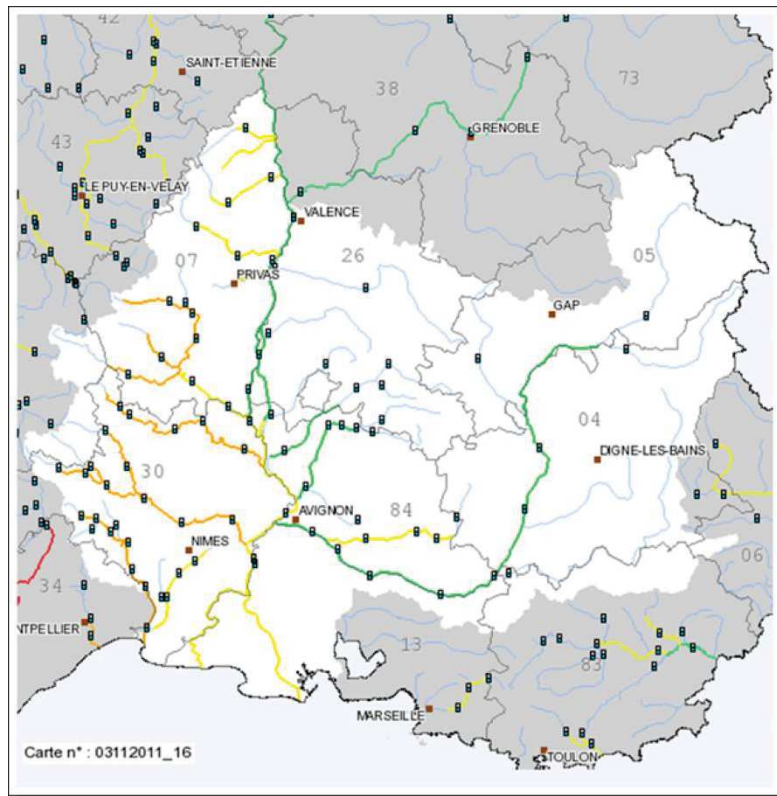
### 1.1.2 Réponse institutionnelle

Notamment suite aux recommandations proposées dans le rapport de l'Inspection Générale de l'Environnement sur l'évènement du 12 et 13 novembre 1999 (Lefrou et al., 2000), sollicitant une révision des dispositifs de surveillance, d'alerte et d'information des crues rapides par la création d'un service hydrométéorologique, les pouvoirs publics ont mis en place en juin 2003 le Service Central d'Hydrométéorologie et d'Appui à la Prévision des Inondations (SCHAPI), sous la direction du Ministère en charge de l'Ecologie.

Les principales missions du SCHAPI sont l'appui technique aux Services de Prévision des Crues (SPC), au niveau national sur le plan de l'hydrométrie, de la modélisation et de la vigilance, une veille hydrométéorologique 24 h sur 24 des cours d'eau du *réseau réglementaire*, et la publication d'informations à destination du grand public sous la forme d'une carte de vigilance crue. Le réseau réglementaire regroupe l'ensemble des tronçons des cours d'eau dont la surveillance et l'anticipation des crues ont été jugées pertinentes au regard des enjeux et des coûts engendrés.

L'information de vigilance est proposée sous forme de 4 niveaux de vigilance symbolisés par un code couleur affecté à chacun des tronçons du réseau réglementaire (Tableau 2). Cette carte est accompagnée de commentaires et de recommandations actualisés 2 fois par jour, à 10h et 16h, sur le site internet vigicrue (<http://www.vigicrues.gouv.fr/>). La Figure 2 présente une carte de vigilance crue du réseau surveillé par le SPC Grand Delta, sur laquelle une vigilance orange est observée sur les bassins du Gardon et de la Cèze. Les vigilances émises par le SCHAPI sont le résultat d'une expertise s'appuyant notamment sur

**Figure 2.** Exemple de carte de vigilance crue, sur le territoire surveillé par le Service de Prévision des Crues du Grand Delta (extraite du site <http://www.vigicrues.gov.fr/> le 3 novembre 2011)



**Tableau 2.** Niveaux de vigilance et risques associés (d'après le site [www.vigicrues.gov.fr](http://www.vigicrues.gov.fr/)).

Vigilance	Risques pour les personnes et les biens
<b>Rouge</b>	Risque de crue majeur. Menace directe et généralisée de la sécurité des personnes et des biens.
<b>Orange</b>	Risque de crue génératrice de débordements importants susceptibles d'avoir un impact significatif sur la vie collective et la sécurité des biens et des personnes.
<b>Jaune</b>	Risque de crue n'entraînant pas de dommages significatifs, mais nécessitant une vigilance particulière dans le cas d'activités saisonnières et/ou exposées.
<b>Vert</b>	Pas de vigilance particulière requise.

les prévisions des crues sur l'ensemble des stations limnimétriques du réseau réglementaire surveillées par les SPC.

Ces prévisions sont effectuées en connaissance des prévisions de pluies publiées en interne par Météo France. Elles sont assurées, en temps réel, par des modèles estimant les débits ou les hauteurs d'eau à venir, en certains points du réseau réglementaire, avec des temps de calcul compatibles avec les contraintes opérationnelles (Sene, 2012). Dans ce contexte, ce travail de Thèse a pour objectif d'enrichir la boîte à outils des prévisionnistes au sein des SPC en proposant des modèles performants issus de la théorie de l'apprentissage statistique.

## 1.2 Description des crues rapides

Les crues rapides peuvent être définies de manière synthétique comme une augmentation soudaine du niveau d'un cours d'eau, laissant souvent peu de temps aux populations exposées pour réagir (Georgakakos, 1986). A cette rapidité, s'ajoute en général une extraordinaire violence des courants, comme en témoignent les arbres arrachés et parfois les maisons détruites à la suite de tels événements. Bien que ces crues soient en majorité causées par des pluies intenses, elles peuvent être engendrées par d'autres phénomènes naturels ou anthropiques tels que les ruptures de digues ou de barrages, les embâcles divers ou encore les vidanges brutales de lacs glaciaires (Sene, 2012). Cette liste, certainement non exhaustive, des types de crues rapides, est l'occasion de préciser les contours de notre objet d'étude. En effet, nos travaux portent uniquement sur les crues rapides résultant de précipitations intenses.

Notons que l'adjectif *éclair* est souvent utilisé pour désigner les crues faisant l'objet de notre étude (Gaume, 2002). Plus précisément, les *crues éclair* désignent des événements dont les cinétiques sont plus importantes que les crues dites *rapides*. Cependant, la frontière entre *crues rapides* et *crues éclair* étant mal définie, nous préférons utiliser le terme *rapide* auquel nous conférons un sens global, intégrant toutes les crues à cinétique rapide.

### 1.2.1 Mécanismes hydrologiques

Les crues rapides consécutives aux précipitations intenses sont typiquement observées en région méditerranéenne et en montagne (Llasat et al., 2010; Price et al., 2011). Précisons toutefois qu'elles ne se produisent pas exclusivement sur le pourtour méditerranéen puisqu'elles peuvent être observées dans le nord de la France notamment (Douvinet and Delahaye, 2010) mais aussi dans d'autres régions du monde (Marchi et al., 2010; Sene, 2012). Les caractères communs à tous les bassins sensibles aux crues rapides, sont leur étendue spatiale modérée, de l'ordre de la dizaine à la centaine de kilomètres carrés (Gaume et al., 2009), et leur exposition à des précipitations intenses et localisées (Ayrat, 2005; Garambois et al., 2014; Marchandise, 2007). Les bassins versants touchés par les crues rapides présentent donc des *temps de réponse* très brefs (Montz and Grunfest, 2002), induisant la rapidité de la montée des eaux à leur exutoire. Le temps de réponse d'un bassin versant est défini comme le temps écoulé entre le centre de gravité du hétéogramme et l'instant du pic de crue (Bennis, 2007). Il renseigne donc sur le temps nécessaire à la pluie pour se concentrer dans le réseau hydrographique et rejoindre l'exutoire du bassin. Bien que le temps de réponse puisse varier d'un épisode de pluie à l'autre, il est pratique à l'usage de définir un temps de réponse, ou un intervalle de temps de réponse, pour un bassin donné.

Les manuscrits des travaux de thèses portant sur les crues rapides sont souvent le lieu de descriptions, les plus exhaustives possibles, des processus impliqués dans la génération de ces phénomènes ; citons par exemple les travaux d'Artigue (2012), Ayrat (2005), Coustau (2011), Estupina Borrell (2004), Gaume (2002) et Marchandise (2007). Le lecteur intéressé par les descriptions détaillées des mécanismes physiques impliqués dans la formation des crues rapides est invité à se référer aux thèses citées. L'ensemble de ces auteurs soulignent la

complexité et la multitude des processus impliqués dans la génération des crues rapides, ainsi que les limites des moyens disponibles pour acquérir des données de mesure. Nous exposons ici une revue des mécanismes connus, intervenant dans la réponse hydrologique à la pluie, et plus particulièrement lors d'évènements intenses, proposée par Artigue (2012). L'auteur dénombre 10 mécanismes impliqués :

1. l'interception,
2. l'égouttement,
3. la rétention superficielle,
4. l'évapotranspiration,
5. le ruissellement de surface,
6. l'infiltration et la percolation,
7. l'exfiltration,
8. les écoulements par transfert de pression,
9. les écoulements hypodermiques par les macro-pores,
10. le stockage.

Malgré l'identification de tous ces facteurs, impliqués dans la réaction hydrologique, il reste très difficile de quantifier leur importance, d'appréhender leur évolution temporelle ou encore de déterminer des rapports de prédominance relative. En effet, beaucoup de ces mécanismes ne sont actuellement pas ou peu mesurables *in situ*. D'autres, tels que l'évapotranspiration ou l'humidité du sol, ne le sont que ponctuellement et l'extrapolation de ces informations locales à l'échelle du bassin versant n'est pas toujours justifiable. Beven et al. (2001) parlent d'*unicité de lieu, d'action et de temps* en référence au caractère spatialement et temporellement local des observations et des mesures de terrain qui décrivent un processus donné à un instant et dans un lieu donné. Par ailleurs, les mesures hydrologiques et météorologiques sont inévitablement entachées d'erreurs, introduisant des incertitudes, généralement très importante, dans les données, qui seront présentées dans la Section 1.2.3.

Un constat fait toutefois l'unanimité au sein de la communauté des hydrologues : *les débits de crue sont générés le plus souvent par plusieurs processus simultanément ou successivement, dans des combinaisons variables dans le temps et dans l'espace* (Ambroise, 1998). Il existe donc un certain nombre de mécanismes physiques, connus et étudiés, impliqués dans la formation des crues rapides méditerranéennes. Cependant, la contribution, souvent non-stationnaire, de ces différents mécanismes aux crues rapides n'est pour l'instant pas clairement identifiée au cours des évènements.

## **1.2.2 Ecoulements rapides**

### **Ruissellements directs et indirects**

Les processus impliqués dans la génération du ruissellement sont particulièrement étudiés afin de comprendre et d'expliquer la formation des crues rapides (Gaume, 2002; Sene, 2012). Si la genèse d'un évènement de crue rapide fait intervenir des processus fortement non-linéaires, la montée de l'hydrogramme jusqu'au pic de crue peut être linéaire, résultant de *coefficients de ruissellement* proches de 100% (Artigue et al., 2012; Bessière, 2008). Le coefficient de ruissellement est défini comme le rapport entre le volume ruisselé et le volume précipité.

L'hypothèse *hortonienne* a été la première avancée afin d'expliquer la formation du ruissellement lors de crues (Horton, 1933). Le modèle de Horton suppose que les écoulements de crues sont essentiellement engendrés par le dépassement de la capacité d'infiltration des sols. L'intensité des précipitations aurait donc une influence déterminante. Le ruissellement correspond alors à la part des précipitations dépassant la capacité d'infiltration du sol. Dans cette hypothèse, c'est une partie de la pluie (la partie dépassant la capacité d'infiltration du sol), sur l'ensemble du bassin, qui ruisselle. L'hypothèse du ruissellement hortonien prévaudra jusque dans les années 1970.

La formation d'une *croûte de battance* est une hypothèse alternative pour expliquer le refus à l'infiltration des précipitations. *La battance* correspond à la formation d'une croûte de surface, moins perméable, sous l'effet des chocs provoqués par les gouttes de pluie (Hillel, 1988; Musy and Soutter, 1991). Le ruissellement hortonien et celui sur croûte de battance sont tous deux des ruissellements *directs* car ils se produisent instantanément à l'interface sol-atmosphère.

A partir des années 1960, une théorie ne faisant pas intervenir de ruissellement direct est proposée. Il s'agit du ruissellement *hewlettien* (Hewlett and Hibbert, 1967). Selon cette hypothèse, le refus à l'infiltration est provoqué par une saturation du profil vertical du sol. Cette saturation peut être consécutive à une remontée de la nappe ou à des écoulements souterrains. Lors de crues, des surfaces saturées, dont l'extension et la localisation sont variables au cours d'un même événement, sont effectivement observées (Betson, 1964). Ce type de ruissellement est dit *indirect*. Dans ce cas, c'est presque la totalité de la pluie qui ruisselle sur une partie réduite (*i.e.* surfaces saturées) des zones du bassin exposées aux précipitations.

### Écoulement sub-surfaciques et effet piston

Outre les ruissellements de surface, les crues rapides peuvent être alimentées en grande partie par des écoulements sub-surfaciques. Notons que nous considérons ici que le terme *sub-surfacique* désigne les écoulements prenant place dans les sols et non les transferts profonds. En effet, la circulation des eaux, dans des sols présentant des conductivités hydrauliques importantes (*e.g.*  $200 \text{ mm.h}^{-1}$ ), peut être très rapide et compatible avec les cinétiques observées lors de crues rapides. Cette hypothèse suppose une conductivité hydraulique horizontale, dans les premiers horizons du sol, plus importante que la conductivité verticale. Ce type de processus se retrouve sur des bassins aux pentes raides avec un socle peu perméable recouvert d'une épaisse couche de sol, évitant ainsi une saturation par le dessous, propice au ruissellement hewlettien. Musy and Higy (2004) notent que ces considérations ne font pas l'unanimité au sein de la communauté des hydrologues.

Certains auteurs ont observé expérimentalement que ces eaux circulant dans les sols sont transférées vers l'aval par effet piston (Hewlett and Hibbert, 1967; Musy and Higy, 2004; Rasmussen et al., 2000). Il ne s'agit donc pas, dans ce cas, d'un transfert de matière (*i.e.* l'eau) mais d'un transfert de pression, induisant une réaction hydrologique beaucoup plus rapide. Une impulsion d'eau infiltrée au niveau du versant se propage vers l'aval par le biais



d'une onde de pression produisant une exfiltration quasi immédiate. La vitesse apparente de la circulation de l'eau est donc rapide. Ce mécanisme suppose une saturation complète des horizons de sol dans lesquels transite l'onde de pression. L'information sur l'humidité des sols avant et pendant les précipitations est donc primordiale pour anticiper la réaction d'un bassin versant présentant ce type de processus non linéaire. Dans les systèmes karstiques, dont les spécificités sont présentées à la Section 5.1, la contribution des eaux souterraines aux crues de surface peut atteindre des proportions importantes. À titre d'exemple, Jourde et al. (2007) ont estimé, à l'aide des modèles Mike SHE and Mike 11, la contribution des eaux karstiques provenant du Causse de l'Aumelas (karst méditerranéen) à 36% du débit du Coulazou durant la crue d'Avril 2004. Par ailleurs, notons que ce mécanisme induit des effets de seuil au moment de la saturation des sols, augmentant ainsi la non-linéarité du fonctionnement du bassin versant.

Bien que ces hypothèses aient pu être validées par des observations et des études de terrain, la prédominance de l'un ou l'autre de ces processus dans la génération des écoulements n'est pas toujours quantifiable. Par ailleurs, il n'est pas exclu que ces types d'écoulements soient tous observés simultanément ou successivement sur un même bassin versant. Pourtant, comme nous le présenterons dans la suite de ce chapitre, les modèles de simulation des crues rapides attachent souvent une importance particulière à la représentation de la génération du ruissellement. En effet, des choix de simplification sont inévitables lors de l'implémentation des hypothèses de fonctionnement dans les modèles numériques.

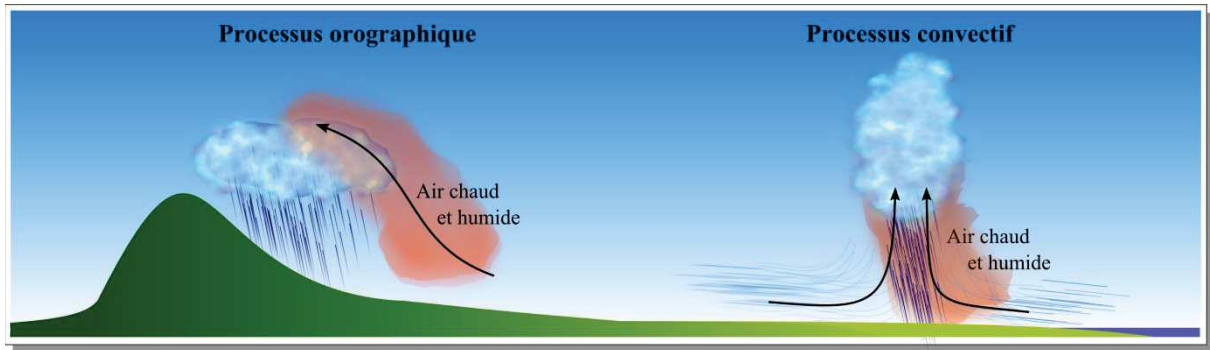
### 1.2.3 Forçages météorologiques

Les forçages météorologiques ont, à l'évidence, un rôle prépondérant dans la génération des crues rapides, dans la mesure où ce sont eux qui fournissent l'eau au système. Le climat méditerranéen, propice aux phénomènes météorologiques intenses et localisés est donc un facteur favorable à la formation de crues rapides.

#### Processus météorologiques

Le climat méditerranéen est caractérisé par des hivers doux et des étés chauds et secs durant lesquels d'importantes quantités d'eau sont évaporées, notamment depuis la mer Méditerranée. Ces masses d'air chaudes et humides de basses altitudes sont entraînées au nord vers les côtes par des flux de sud. Elles sont ensuite mobilisées en altitude, par divers mécanismes météorologiques, provoquant une condensation puis des précipitations parfois massives des eaux, appelées *orages méditerranéens*, que l'on distingue des *orages cévenols*.

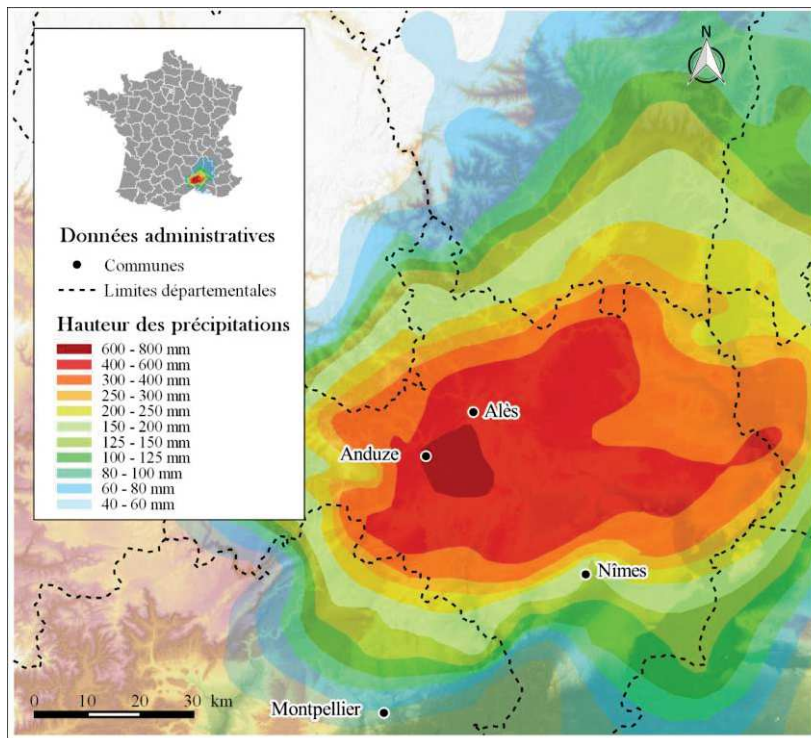
Schématiquement, les mécanismes météorologiques impliqués dans les orages méditerranéens sont de type *convectif* tandis que ceux impliqués dans les orages cévenols sont de type *orographique* (Figure 3). Il arrive parfois que ces 2 processus se combinent lors d'événements orageux comme ce fut le cas pour l'épisode du 16 au 19 septembre 2014 ayant touché les départements cévenols.



**Figure 3.** Processus météorologiques orographique (épisode cévenol), et convectif (orage méditerranéen).

### Variabilité spatiale des précipitations

Les épisodes de pluie qui découlent de ces processus météorologiques peuvent être particulièrement intenses, localisés et parfois stationnaires déversant des quantités d'eau prodigieuses sur des surfaces restreintes, comme ce fut le cas lors de l'évènement du 8 et 9 septembre 2002 (Huet et al., 2003), tel qu'illustré en Figure 4. On note de plus une importante variabilité spatiale des précipitations qui est due notamment à la structure des phénomènes météorologiques méditerranéens (*e.g.* systèmes convectifs de méso échelle en forme de *V*), pour lesquels le maximum des précipitations est observé au niveau de la pointe du *V* car la cellule orageuse s'y régénère en permanence (Ayrat, 2005).

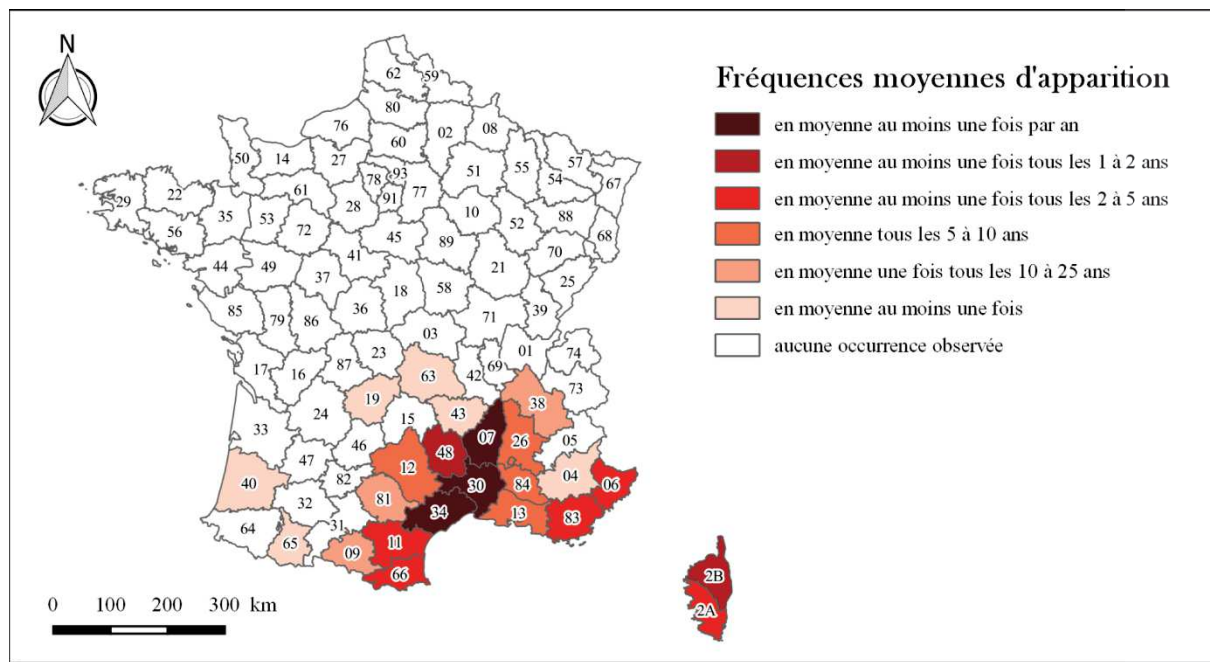


**Figure 4.** Répartition des cumuls de pluie précipitée en moins de 20 h au cours de l'orage méditerranéen du 8 et 9 septembre 2002 (Météo France).

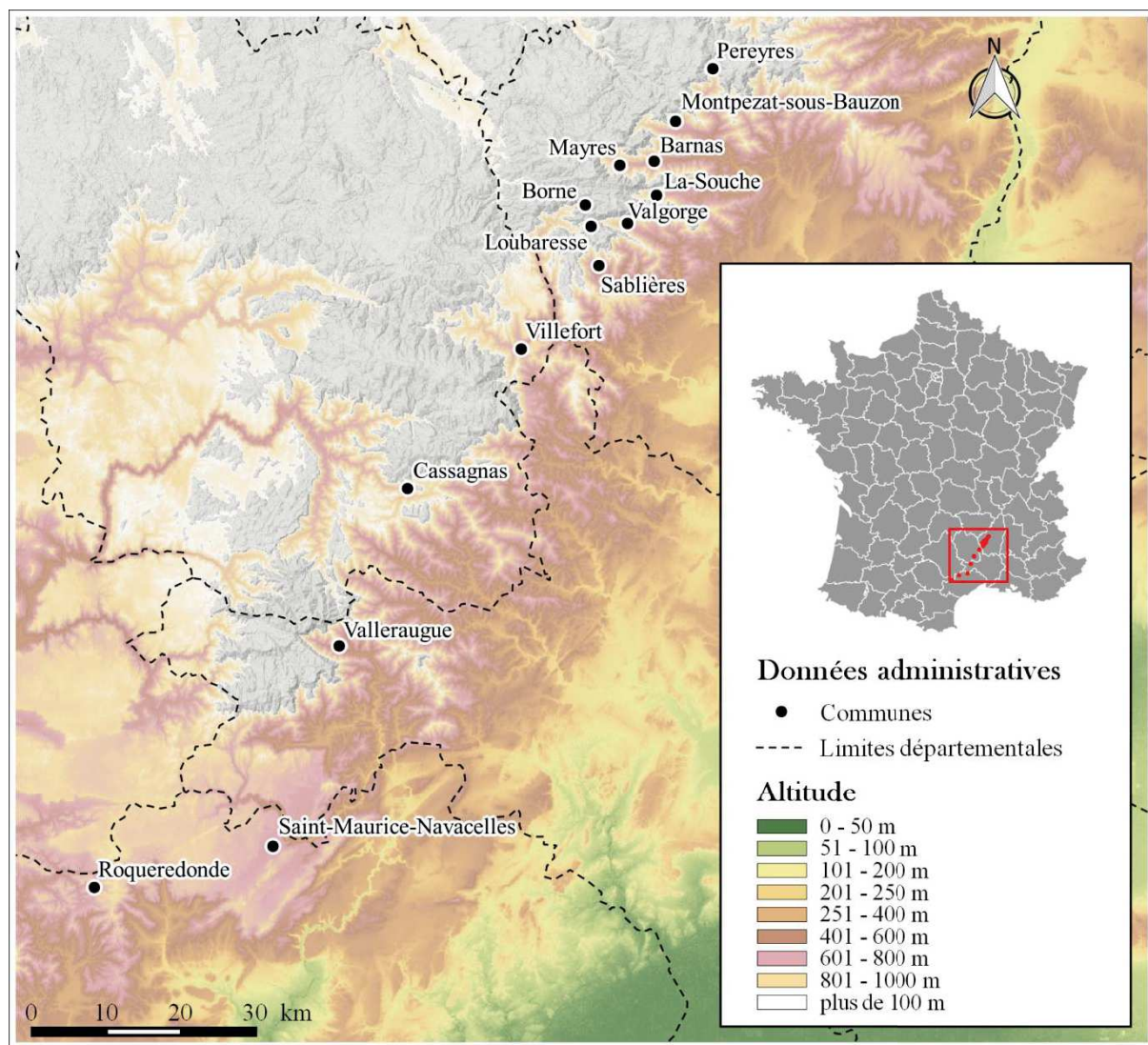
## Variabilité spatiale de l'occurrence d'orages intenses

Les orages méditerranéens produisent parfois des épisodes de pluies diluviennes, définies comme des précipitations atteignant 200 mm en 24h. Précisons que 200 mm représente un peu moins du tiers des eaux précipitées à Paris en moyenne par an. La Figure 5 présente le nombre d'occurrence par département d'épisodes de pluie diluvienne sur le territoire de la France métropolitaine entre 1965 et 2014.

Il apparaît que tout le pourtour méditerranéen est régulièrement soumis à ce type d'évènement. Les départements de l'Ardèche, du Gard et de l'Hérault sont les plus exposés avec plus de 50 occurrences chacun sur les 50 dernières années. A l'inverse, toute la moitié nord de la France est entièrement épargnée par ce phénomène. De plus, sur les 3 départements les plus touchés par les pluies diluviennes, 14 communes ont été touchées plus de 10 fois durant les 50 dernières années, dont 3 (Mayres, La Souche et Valgorge, en Ardèche) ont été touchées plus de 20 fois. La Figure 6 souligne de manière saisissante l'importance de l'effet orographique dans les phénomènes météorologiques de la région. Ces 14 communes, abondamment arrosées, sont situées sur les pentes des contreforts cévenols.



**Figure 5.** Fréquences moyennes d'apparition par département d'épisodes de pluie supérieure à 200 mm en une journée climatologique sur la période 1965-2014 (Source: <http://pluiesextremes.meteo.fr>, Edition du 13/04/2015).

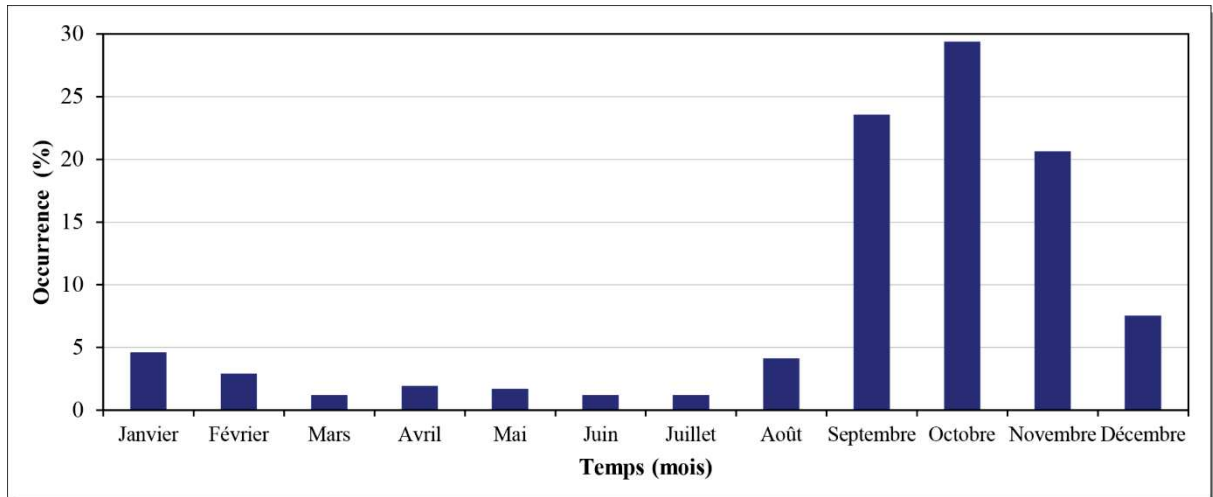


**Figure 6.** Communes ayant enregistré une pluie supérieure à 200 mm en 24h plus de 10 fois sur la période 1965-2014 (Source: <http://pluiesextremes.meteo.fr>, Edition du 24/02/2015).

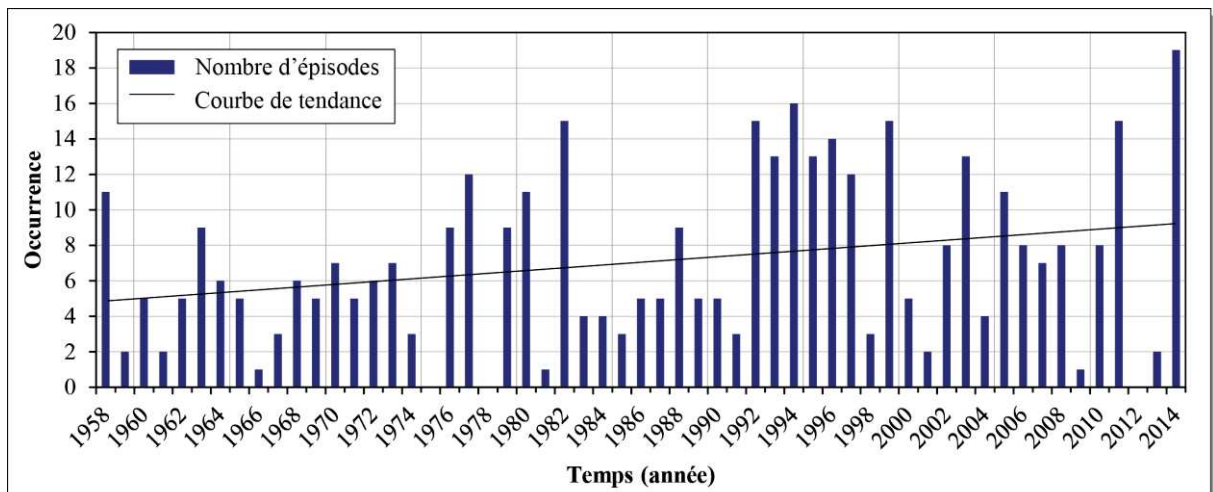
### Variabilité mensuelle et annuelle

Majoritairement, les orages intenses (méditerranéens ou cévenols) se produisent en fin d'été et début d'automne en raison de la combinaison entre les eaux chaudes du Golfe du Lion et les flux de Sud (Figure 7). La variabilité mensuelle du régime pluviométrique sur le pourtour méditerranéen est donc importante, avec plus de la moitié de la pluviosité annuelle précipitée en quelques mois, sous la forme d'une succession d'évènements plus ou moins intenses. En effet, même si dans cette région le cumul de pluie annuel fait partie des cumuls importants en France, sa particularité réside dans l'intensité des épisodes qui la touchent. La Figure 7 met en évidence que les mois de septembre, octobre et novembre sont particulièrement arrosés, avec près de 74 % en moyenne entre 1958 et 2014, des évènements de pluies diluviennes s'y produisant.

De plus, une variabilité annuelle des épisodes de pluie diluvienne est aussi observée (Figure 8). Le nombre d'occurrences annuelles relevé sur les 50 dernières années ne laisse apparaître aucun cycle pluriannuel (Artigue, 2012). Cependant le tracé d'une courbe de régression linéaire permet de mettre en évidence une nette tendance à l'augmentation depuis 1958. Cependant, notre connaissance en météorologie et climatologie ne nous permet pas de juger si la période de 56 ans prise en compte est suffisante pour interpréter des tendances à l'échelle temporelle des mécanismes climatiques.



**Figure 7.** Répartition mensuelle des épisodes de plus de 200 mm en une journée climatologique sur la France durant la période 1958-2014 (Météo France, 2014).

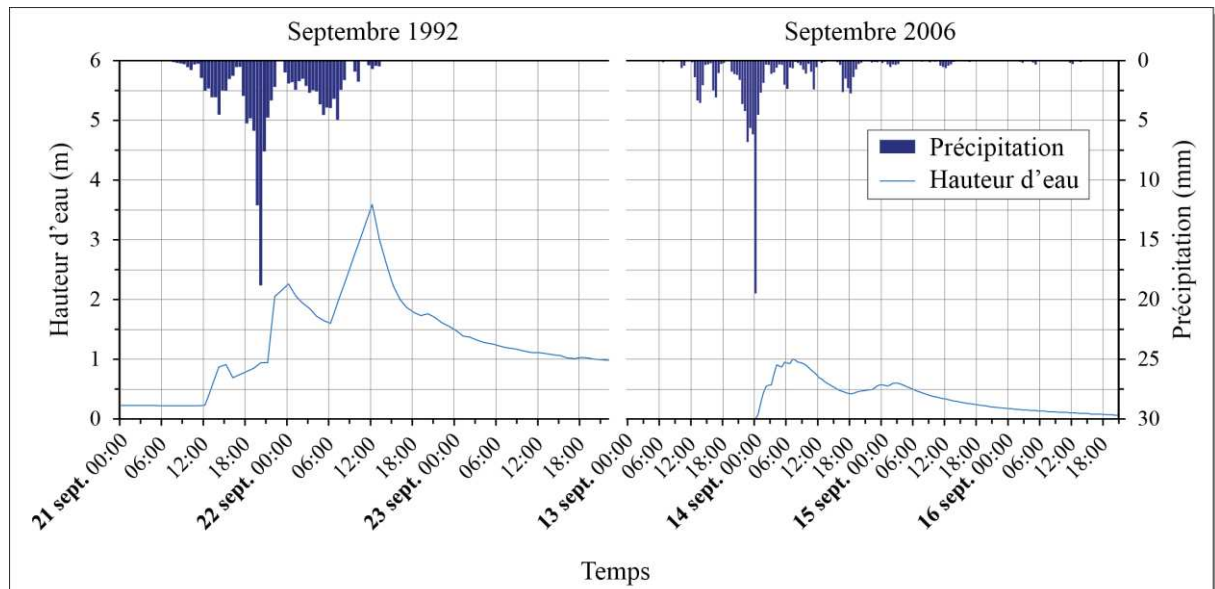


**Figure 8.** Nombre d'épisodes de pluie diluvienne par an sur la France sur la période 1958-2014 (Météo France, 2014).

### 1.2.4 État de l'hydrosystème

Les réactions hydrologiques d'un hydrosystème donné soumis à des événements pluvieux similaires en termes de cumuls et d'intensités, peuvent être très variables. Ainsi, la Figure 9 présente les comportements très contrastés du bassin versant du Gardon d'Anduze, lors d'épisodes pluvieux apparaissant semblables. En effet, l'état du système influence en grande partie son comportement face à des sollicitations pluvieuses. Cet état est notamment lié à l'humidité globale du système. Bien que l'information sur cette humidité du système soit primordiale pour anticiper la réaction hydrologique, sa définition et sa quantification sont particulièrement difficiles à réaliser. Cette information doit intégrer l'humidité des différents horizons du sol mais aussi les réserves souterraines en eau, toutes deux pouvant être fortement et rapidement variables dans le temps et dans l'espace. Il n'existe donc aucune variable unique, mesurable sur le terrain, représentant à elle seule cette information d'humidité, dans toutes les situations hydrologiques possibles. Les 3 approches envisagées pour la représenter sont :

1. la simuler en utilisant les caractéristiques du bassin et l'historique récent des précipitations (Anctil et al., 2008),
2. établir un proxy basé sur le croisement de plusieurs variables,
3. supposer que dans des conditions particulières (*e.g.* crue rapide), une unique variable intégratrice de ces différentes humidités, mesurable sur le terrain, approcherait suffisamment l'humidité globale pour pouvoir être utilisée (Artigue et al., 2012; Coustau et al., 2012; Darras et al., 2014a)



**Figure 9.** Réactions hydrologiques contrastées du bassin versant du Gardon d'Anduze soumis à des précipitations comparables en termes de cumuls et d'intensités (septembre 1992 et septembre 2006)

## 1.3 Données hydrométéorologiques

L'étude du fonctionnement hydrodynamique d'un bassin versant nécessite des données hydrométéorologiques. Concernant les crues rapides, les données utilisées sont essentiellement les hauteurs cumulées de pluies et les niveaux des cours d'eau ou les débits. A ces variables, peuvent s'en ajouter d'autres, telles que les niveaux piézométriques. Seules les mesures de ces variables, les plus souvent utilisées, sont discutées dans cette section.

### 1.3.1 Précipitations

Les pluies sont mesurées au moyen de pluviomètres au sol ou de radars pluviométriques. Les pluviomètres mesurent la hauteur de cumul de pluies précipitées ponctuellement sur une durée donnée. Afin de disposer d'une information de pluie spatialisée, les pluies précipitées entre 2 pluviomètres peuvent être estimées par interpolation à l'aide des méthodes de krigeage ou des polygones de Thiessen par exemple. Ces méthodes peuvent être efficaces si les pluviomètres, en fonction de la variabilité spatiale des précipitations, ne sont pas trop distants les uns des autres. En effet, si des précipitations intenses et localisées passent entre 2 pluviomètres, ces derniers peuvent recevoir peu ou pas de pluie. L'incertitude sur l'information de pluie spatialisée est donc liée au rapport entre la variabilité des précipitations et la densité du réseau de pluviomètres au sol. Par ailleurs, les mesures sont souvent entachées d'erreurs, en raison, d'une part, des incertitudes de mesure intrinsèques aux instruments (estimées par le constructeur) et d'autre part, des perturbations locales causées par le vent, les obstacles environnants ou les instruments eux-mêmes. Réméniéras (1960) note dans ce sens qu'une mesure de pluie ne peut jamais être *répétée* et rarement *doublée*. L'incertitude sur les données de pluie issues de pluviomètres au sol a été estimée à plus ou moins 10% à 20% par Marchandise (2007) sur un bassin montagneux méditerranéen. Précisons également que les pluviomètres peuvent être obstrués, par des feuilles d'arbres par exemple, ou même détériorés par des phénomènes naturels ou des actes de vandalisme, provoquant des lacunes dans les *chroniques* de mesures. Le terme *chronique* désigne ici une suite de données représentant l'évolution chronologique d'une variable.

Les radars pluviométriques mesurent les précipitations de façon indirecte. Ils émettent dans l'atmosphère des ondes électromagnétiques réfléchies par les précipitations. Une partie des ondes émises est renvoyée vers le radar qui traite l'information et la convertit en cumul de pluies par unité de temps à l'aide de la loi  $Z/R$  (*i.e.* relation de Marshall-Palmer). Les radars fournissent ainsi une information de pluie sous la forme d'une lame d'eau précipitée avec une certaine résolution spatiale (généralement  $1 \text{ km}^2$ ). Comme pour les pluviomètres, des erreurs sont présentes dans ces données. D'une part, ces erreurs peuvent être liées à la mesure de réflectivité, en raison notamment d'obstacles sur la trajectoire du faisceau d'ondes, d'une mauvaise prise en compte de la nature des météores ou de conditions atmosphériques particulières. D'autre part, les précipitations peuvent subir des modifications (*e.g.* croissance des gouttes par coalescence, ou évaporation) entre leur détection et leur arrivée au sol. Notons par ailleurs que les radars utilisent systématiquement les données issues de pluviomètres au sol pour la calibration des paramètres de conversion entre réflectivité et précipitation.

### 1.3.2 Hauteurs d'eau et débits

Les hauteurs d'eau sont mesurées dans le lit des cours d'eau à l'aide de différents instruments tels qu'une échelle limnimétrique ou des capteurs de pression convertissant la pression hydraulique en hauteur d'eau. Notons qu'une approche relativement récente permet de mesurer le niveau d'un cours d'eau dans une rivière à partir d'une caméra située sur une rive, filmant l'évolution du niveau d'eau sur un objet fixe (e.g. un ouvrage d'art). Les incertitudes sur les mesures de hauteur d'eau peuvent être importantes. En effet, les lits des cours d'eau sont constamment remaniés, notamment lors d'évènements de crues affectant la représentativité des hauteurs d'eau. Par ailleurs, des embâcles peuvent se former à proximité de la station modifiant localement les écoulements. Ces embâcles forment des ressauts où la hauteur d'eau peut être artificiellement augmentée en amont et diminuée en aval. Notons par ailleurs, que les stations peuvent être détériorées par des actes de vandalismes ou des phénomènes naturels, ou encore subir des dysfonctionnements, comme ce fut le cas pour la station d'Anduze lors de l'épisode de crues rapides du 8 et 9 septembre 2002. De cette manière, des lacunes importantes peuvent être introduites dans les chroniques de données.

Il n'existe à l'heure actuelle aucune méthode, économiquement acceptable, permettant de mesurer le débit en continu. Les chroniques de débit sont donc constituées en convertissant les données de hauteur d'eau en débit à l'aide d'une *courbe de tarage*. La courbe de tarage permet de faire correspondre à chaque hauteur d'eau une unique valeur de débit. Elle est constituée à partir de plusieurs mesures du débit, effectués par jaugeage, et des hauteurs d'eau correspondantes. Classiquement les différents points sont reportés sur un graphique présentant les hauteurs d'eau en abscisse et les débits en ordonnées. Une courbe de régression est ensuite tracée. Une courbe de tarage peut être constituée de plusieurs courbes de régression car la relation hauteur-débit est non linéaire et peut donc varier selon la hauteur d'eau. Du fait des incertitudes associées aux mesures de hauteur et à l'incertitude sur la définition de la fonction, une incertitude notable est donc associée à la courbe de tarage. Précisons que les jaugeages ne peuvent pas toujours être effectués lors de crues intenses car ils sont difficiles et dangereux dans ces conditions, même si les services de prévision des crues s'attachent à en effectuer lors de chaque épisode de crue. Les courbes de tarage sont donc en général extrapolées pour les débits importants, augmentant ainsi l'incertitude sur les hauts débits (un exemple de courbe de tarage est présenté à la Section 2.3.2). Marchandise (2007) note qu'il est illusoire d'espérer des incertitudes inférieures à plus ou moins 20% pour les volumes et débits. Cette incertitude se rapprocherait de plus ou moins 30 % pour les débits de pointe lors de crues rapides.

### 1.3.3 Niveaux piézométriques

La piézométrie est la mesure de la profondeur à laquelle se trouve la surface des nappes d'eau souterraine, correspondant au *niveau piézométrique*. Elle est exprimée verticalement, soit depuis la surface en mètre, soit par rapport à l'altitude zéro du niveau de la mer en m NGF. Elle permet ainsi de suivre l'évolution de la ressource en eau d'un aquifère. Les niveaux piézométriques sont généralement mesurés dans des forages permettant d'accéder directement à la nappe d'eau souterraine. Ils peuvent être mesurés simplement avec un poids au bout



d'une corde ou de façon plus sophistiquée par des capteurs de pression ou des capteurs à ultrasons calculant la distance entre la tête du piézomètre et la surface de l'eau.

Si les erreurs de mesures des niveaux piézométriques ne sont pas particulièrement importantes, en raison de la dynamique relativement lente de l'évolution du niveau de l'eau, il s'agit toutefois de données ponctuelles qui peuvent être difficiles à interpoler spatialement, selon la nature des terrains séparant les forages. Dans des terrains continus et isotropes (*e.g.* sable ou argile), une interpolation des mesures piézométriques ponctuelles fournit des estimations convenables de la hauteur de la nappe ; en revanche, dans des terrains très hétérogènes, aux circulations anisotropes, une interpolation fournit des estimations qui peuvent être incertaines. Il convient donc de garder à l'esprit, lors de la manipulation de données piézométriques obtenues sur des terrains hétérogènes et anisotropes, qu'il s'agit de mesures ponctuelles. Si cette information ponctuelle est extrapolée au reste du bassin versant, une forte incertitude, très variable selon les situations et difficilement quantifiable, peut être introduite.

### **1.3.4 Fréquence d'échantillonnage**

Les données hydrométéorologiques doivent être échantillonnées en fonction de la fréquence de variation du phénomène qui nous intéresse dans le signal. Ainsi, le pas de temps sera différent selon l'objet d'étude (*e.g.* les étiages ou les crues). D'après le théorème d'échantillonnage de Nyquist-Shannon, aucune information n'est perdue lors de l'échantillonnage si la fréquence d'échantillonnage est au moins le double de la fréquence la plus élevée, contenue dans le signal (Shannon, 1998). Par exemple, Toukourou (2009) a montré que la fréquence d'échantillonnage des hauteurs d'eau, nécessaire pour minimiser la perte d'information sur le bassin versant du Gardon d'Anduze (*i.e.* un bassin montagneux méditerranéen), pour lequel les temps de réponse sont estimés entre 2 h et 4 h, doit être inférieure à 20 min. Par ailleurs, les services opérationnels de prévision ont estimé la durée minimale permettant à leur organisation de fonctionner à 30 min. Cette durée étant proche de 20 min, nous avons choisi dans cette étude une fréquence d'échantillonnage de 30 min pour l'ensemble des chroniques de données.

## **1.4 Etat de l'art de la prévision des crues rapides**

### **1.4.1 Simulation ou prévision**

*Simulation* et *prévision* sont 2 types de la modélisation. La simulation est une représentation du fonctionnement d'un système, utilisant des données d'entrée jusqu'à l'instant de simulation pour estimer la sortie du système au même instant. La prévision est différente car elle utilise les données d'entrées jusqu'à l'instant de prévision pour estimer la sortie à l'horizon de prévision, un ou plusieurs pas de temps plus tard. La simulation reproduit le phénomène physique étudié tandis que la prévision propose en plus une anticipation. En général, les modèles hydrologiques, utilisés pour la prévision des crues, sont conçus comme

des modèles de simulation auxquels sont appliqués des prévisions de pluie. Leur fonctionnement nécessite donc des données d'entrées prévues. Sur les bassins méditerranéens, les prévisions de pluie sont nécessaires à des échelles de temps et d'espace très faibles (*i.e.* quelques heures et quelques dizaines de km<sup>2</sup>). Ces prévisions de pluie n'étant pas, à ce jour, disponibles, différentes hypothèses sur la pluie à venir sont utilisées :

1. La pluie future *nulle* ; ce scénario donne le débit minimal futur du bassin,
2. La pluie future *constante*, égale à la valeur actuelle ; si la prévision est faite pour la valeur de pluie maximale, ce scénario donne le débit maximum,
3. La pluie future dite *parfaite*, correspondant à la pluie mesurée lors d'un évènement passé qui est *rejoué*. D'une part, notons que ce scénario de pluie n'est pas parfait puisqu'il s'agit d'une pluie mesurée (*i.e.* avec toutes les limites soulignées précédemment), d'autre part, ce scénario est intéressant car il permet, si les "pluies parfaites" sont de bonne qualité, de faire la part de l'erreur due à l'imprécision sur les pluies et celle due au modèle hydrologique.

#### 1.4.2 Modèles de prévision des crues rapides

Dans notre étude, les modèles développés s'attachent à représenter une fraction très limitée du cycle de l'eau : le comportement hydrodynamique d'un bassin versant soumis à des précipitations intenses et localisées. De manière générale, à chaque étape de modélisation, depuis la perception d'un phénomène, à la proposition d'un modèle postulé de son fonctionnement et jusqu'à sa formalisation, dans un langage de programmation par exemple, des approximations sont inévitablement introduites dans le modèle de prévision (Ambroise, 1998). Le choix du modèle résulte donc d'un compromis entre les données disponibles, le coût et la rapidité de calcul, et la précision des estimations (Bessière, 2008).

La relation pluie-débit d'un hydrosystème, peut être modélisée suivant 3 approches : physique, empirique et conceptuelle (Wheater et al., 1993). Notons que la diversité des modèles est telle que la définition des différentes classes de modèles est sujette à discussion parmi les auteurs. Les descriptions des 3 classes de modèles que nous proposons dans les paragraphes suivants ne font donc pas l'unanimité mais permettent d'introduire les différentes approches existantes.

#### Types de modèle

Les modèles à *base physique* sont conçus à partir des lois de la mécanique des fluides et de la physique des écoulements dans les sols (Beven, 1989; Freeze and Harlan, 1969). Ils sont développés à partir d'observations et de mesures de terrain des variables d'entrée et des paramètres physiques du bassin, introduites dans des équations différentielles. Utilisant un modèle physique, il ne serait donc pas nécessaire, a priori, d'avoir recours à une phase de calibration du modèle.

Cependant, compte tenu des lacunes énoncées précédemment, relatives à la connaissance des processus physiques impliqués dans la génération des crues rapides, l'utilisation des modèles à base physique au sens strict n'est pas possible : le bassin ne peut être décrit dans toute sa complexité structurelle, et les variables d'entrées ne sont pas parfaitement connues. C'est pourquoi les utilisateurs de modèles à base physique, appliqués à l'hydrologie, ont systématiquement recours à une phase de *calibration*, au cours de laquelle les paramètres du modèle sont calculés de manière statistique, à partir d'une base de données d'entrée et de sortie du système. D'autre part, du fait du grand nombre de variables et de paramètres à simuler, les temps de calcul de ces modèles peuvent atteindre des valeurs peu compatibles avec les contraintes opérationnelles de prévision des crues rapides (Section 1.1.2.)

Les modèles hydrologiques *conceptuels* sont majoritairement inspirés du concept de réservoir. Ils sont constitués de réservoirs se remplissant et se vidant selon des règles prédéfinies par le modélisateur en regard de connaissances sur le fonctionnement de l'hydrosystème étudié. Les valeurs d'une partie des paramètres peuvent être obtenues par des mesures de terrain, et correspondent donc à des processus hydrologiques identifiés et quantifiés. Les valeurs des autres paramètres, appelés paramètres *libres*, sont obtenues à l'issue d'une phase de calibration effectuée à l'aide de série de données d'entrée et de sortie du système. Au cours de la calibration, les valeurs des paramètres libres sont optimisées statistiquement afin de minimiser la différence entre les sorties du modèle et les sorties mesurées sur le système. Notons que certains auteurs considèrent tout modèle hydrologique comme conceptuel, dans la mesure où ils sont une représentation abstraite d'un système (Artigue, 2012; Estupina Borrell, 2004)

Les modèles conceptuels sont les plus largement répandus en modélisation hydrologique du fait de leur simplicité et de leur temps de calcul court. De plus, leur conception intègre des connaissances du fonctionnement physique des processus. Ils permettent ainsi de tester différentes hypothèses sur les processus impliqués dans la génération des crues. Cependant, autant la phase de calibration, que le concept de réservoir global (qui ne représenterait une réalité physique que pour un vrai bassin ou lac), éloignent les modèles conceptuels de la réalité du fonctionnement du bassin.

Estupina Borrell (2004) a testé les performances, sur un même évènement de crue et un même bassin, de modèles conceptuels implémentant des hypothèses de génération du ruissellement contradictoire (*i.e.* ruissellement hortonien ou ruissellement hewlettien). Pourtant, malgré l'incompatibilité des 2 hypothèses, les performances des modèles sont comparables. De la même manière Beven (1993) note une équifinalité des jeux de paramètres multiples, produisant des estimations satisfaisantes de la sortie du système. L'efficacité de la phase de calage a donc une influence déterminante sur les performances des modèles. Afin de réduire le nombre de jeux de paramètres équifinaux, une méthode de calage multi-critères peut être utilisée (Gupta et al., 1998; Wagener et al., 2001). Cependant cette approche ne permet pas de réduire le nombre de jeux de paramètres à une unique solution, reflétant la réalité du fonctionnement du système.

Enfin, les modèles *empiriques* utilisent des données de mesures pour définir à la fois la fonction calculée par le modèle et les valeurs des paramètres. Ces modèles n'ont donc besoin d'aucune connaissance *a priori* sur les processus intervenant dans le phénomène étudié. Ils portent aussi le nom de modèles *boîtes noires* car leur fonctionnement interne ne peut être que difficilement interprété du point de vue de la physique. Les réseaux de neurones formels, comme les modèles statistiques, appartiennent à cette catégorie de modèle.

### Domaine d'application temporel

En raison de la non-linéarité du comportement hydrodynamique d'un bassin versant et en particulier de la présence de seuil de fonctionnement (Indarto, 2002), la relation pluie-débit lors d'un événement de crue rapide est très différente de celle observée lors de sollicitations plus modérées. De ce fait, il est préférable d'appliquer aux crues rapides des modèles spécialisés sur ce type de configuration hydrologique particulière. Ainsi, en grande majorité, les modèles opérationnels de prédiction des crues rapides fonctionnent de manière *événementielle*, en utilisant uniquement des données de mesures relevées lors d'événements de crue (Bessière, 2008; Estupina Borrell, 2004; Toukourou, 2009).

### Discrétisation spatiale

La nécessité de spatialiser l'information de pluie pour la prédiction des crues rapides fait débat. D'après Garçon (1999), ayant étudié la dynamique des écoulements de crues sur un bassin versant montagneux de surface relativement faible (*e.g.* 670 km<sup>2</sup>), elle serait expliquée à 90% par la distribution temporelle des précipitations et par la fonction de transfert moyenne du bassin. Corollairement, la distribution spatiale et l'intensité de la pluie n'auraient qu'une influence mineure. Dans le même sens, Obled et al. (1994) constatent que pour des bassins montagneux méditerranéens de petite taille, la variabilité spatiale des précipitations influe sur le débit à l'exutoire dans une moindre mesure que les effets de ruissellement, intégrateurs et humidificateurs.

A l'inverse, d'autres auteurs ont observé une forte sensibilité de la réaction hydrologique de bassins de petite taille, à la distribution spatiale des précipitations (Corradini and Singh, 1985; Krajewski et al., 1991; Troutman, 1983). Cosandey and Robinson (2000) estiment que les intensités, durées et extensions spatiales des précipitations sont des facteurs déterminants dans la formation et la dynamique des écoulements de crues.

Nous constatons donc que l'influence de la distribution spatiale des précipitations sur la formation et la dynamique des crues diffèrent d'un bassin à l'autre. L'importance de cette répartition spatiale est pourtant l'un des arguments sur lesquels se base le choix de la discrétisation spatiale du modèle. Compte tenu de la variabilité spatiale particulièrement importante des précipitations en climat méditerranéen, les modèles développés pour la prédiction des crues dans cette région ont souvent recours à une information de pluie spatialisée, que ce soit grâce aux radars météorologiques ou par un réseau de pluviomètres au sol (Coustau et al., 2012; Moussa et al., 2007; Toukourou et al., 2011).

## Fonctions de production et de transferts

Généralement les modèles hydrologiques conceptuels mettent en œuvre des fonctions de production et de transfert, tel que ATHYS (Coustau et al., 2012), MARINE (Bessière, 2008; Estupina Borrell, 2004) ou encore ALTHAIR (Ayrat, 2005; Marchandise, 2007). Les fonctions de production permettent de déterminer la répartition des eaux précipitées entre chacune des *composantes* : rétention superficielle, ruissellement de surface, infiltration, percolation profonde, stockage et éventuellement ruissellement sub-surface. Ces fonctions peuvent notamment être basées sur des hypothèses de ruissellement hortonien ou hewlettien par exemple. Ainsi, dans un modèle spatialisé, la fraction d'eau attribuée à chacune des composantes est estimée pour chacune des sous-unités spatiales (*e.g.* maille régulière carrée ou sous-bassin versant).

La fonction de transfert, quant à elle, régit le transfert, depuis chacune des composantes, vers l'exutoire. Elle permet ainsi d'introduire des dynamiques différentes pour chacun des processus représentés et éventuellement chacune des sous-unités spatiales.

### 1.4.3 Outils opérationnels

Les outils de prévision des crues en temps réel nécessitent une interface efficace et des temps de calcul courts afin de minimiser les pertes de temps dans les prises de décision et gérer efficacement la crise. L'approche choisie est souvent une procédure multi-modèles permettant de tirer parti au mieux des données disponibles, mais aussi d'implémenter différentes hypothèses de génération du ruissellement, telle que la plateforme SOPHIE utilisée par le Service de Prévision des Crues (SPC) Garonne-Tarn-Lot, ou encore HEC-HMS développé par l'*Hydrologic Engineer Center* de l'*US Army corps of Engineers*, permettant notamment de définir la géométrie des bassins étudiés à l'aide de sous-unités hydrologiques. D'autres modèles tels qu'ALTHAIR ou TOPMODEL prennent le parti d'une hypothèse de génération du ruissellement et sont paramétrables en conséquence. TOPMODEL, développé par Beven and Kirkby (1979), Beven (1989) et Beven (1993), met en œuvre une fonction de production basée sur le ruissellement hewlettien. La topologie du bassin est donc une information déterminante pour TOPMODEL et peut être introduite par le biais de Modèles Numériques de Terrain (MNT). ALTHAIR, quant à lui, utilisé par le SPC Grand Delta pour la prévision des crues des bassins *de tête* (*i.e.* sous bassins amont) sur son territoire, met en œuvre une fonction de production basée sur le ruissellement hortonien, nécessitant des informations sur la capacité d'infiltration des sols.

Enfin, face à la difficulté de proposer des prévisions quantitatives performantes sur certains bassins au comportement hydrodynamique particulièrement complexe, des outils qualitatifs sont utilisés en situation opérationnelle. Certains de ces outils, tel que AIGA, proposent une évaluation du risque basée sur la période de retour de l'évènement prévu (Javelle et al., 2014). D'autres, tels que des abaques, permettent d'avoir une estimation du débit de pointe en fonction du cumul de pluie prévu par Météo France et du niveau piézométrique (Fleury et al., 2013).

## 1.5 Critères d'évaluations des modèles

Les modèles de prédiction des crues rapides développés dans nos travaux sont évalués par la comparaison des hydrogrammes mesurés et estimés. Une analyse visuelle de ces hydrogrammes permet, dans un premier temps, une bonne évaluation des performances des modèles. Cependant, l'utilisation de critères objectifs est requise pour comparer différents modèles. Ces critères d'évaluation sont des fonctions mathématiques des erreurs des modèles, permettant de mesurer la distance entre les valeurs de sortie mesurées et estimées. Ces critères peuvent être utilisés aussi bien pour la sélection ou la calibration du modèle que pour son évaluation. Il est cependant important de ne pas s'attacher uniquement aux critères d'évaluation, qui ne rendent pas toujours compte de manière satisfaisante des performances des modèles. En effet, chacun de ces critères a des spécificités, qui seront présentées dans cette section. C'est pourquoi l'évaluation objective des performances d'un modèle ne peut se passer, d'une part, de l'analyse visuelle des hydrogrammes estimés, et d'autre part, de l'utilisation de plusieurs critères complémentaires. Dans cette étude, nous avons sélectionné des critères d'évaluation en regard des besoins spécifiques de la prédiction des crues.

### 1.5.1 Critère de Nash-Sutcliffe

Le critère de Nash-Sutcliffe, communément appelé critère de Nash, est largement utilisé en modélisation hydrologique (Nash and Sutcliffe, 1970). Il exprime la proportion de la variance des sorties expliquée par le modèle hydrologique. Il représente ainsi la différence relative entre l'erreur du modèle testé et l'erreur d'un modèle de référence. Ce modèle de référence est défini par la moyenne des sorties observées. Le critère de Nash est calculé à l'aide de la formule donnée à l'équation (1). Notons que ce critère est équivalent au coefficient de détermination  $R^2$ , utilisé en statistiques.

Ce critère varie entre un et moins l'infini. Il prend la valeur de un lorsque les sorties estimées s'accordent parfaitement aux sorties observées ; lorsque le modèle possède la même performance moyenne que le modèle de référence, il prend une valeur nulle et lorsqu'il est moins performant il prend une valeur négative.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n (y_p^k - y_s^k)^2}{\sum_{k=1}^n (y_p^k - \overline{y_p})^2} \quad (1)$$

avec,  $y_p^k$  la sortie mesurée sur le processus à l'instant discret  $k$ ,

$y_s^k$  la sortie estimée à l'instant discret  $k$ ,

$\overline{y_p}$  la sortie moyenne mesurée sur l'ensemble de  $n$  couples sur lesquels portent le critère.

Pour la modélisation des crues rapides, le critère de Nash peut être considéré comme satisfaisant au-delà de 0,8 (Moussa et al., 2007). Cependant, selon l'horizon de prédiction et l'évènement considéré, le critère de Nash doit être plus élevé, pour que le modèle évalué soit

plus performant que le modèle dit *naïf*. Le modèle naïf est celui pour lequel la sortie estimée à l'instant de l'horizon de prévision est égale à la sortie mesurée à l'instant de prévision. Le Tableau 3 présente les performances du modèle naïf pour la prévision de l'évènement survenu sur le Gardon d'Anduze les 8 et 9 septembre 2002 avec des horizons de 30 min à 5 h. Les variations du critère de Nash du modèle naïf sont très importantes en fonction de l'horizon de prévision ; le critère de Nash seul ne peut donc suffire pour déterminer la qualité d'un modèle de prévision.

Notons également que le critère de Nash présente l'avantage d'être normalisé et peut ainsi être utilisé pour comparer les performances de modèles pour différentes intensités d'évènements et différents bassins versants. En revanche, il peut lui être reproché de calculer l'erreur sur l'ensemble d'une chronique. En effet, pour une application à la modélisation des crues rapides, où l'attention est portée sur la qualité de l'estimation du pic de crue, le critère de Nash peut fournir de bonnes valeurs pour un hydrogramme estimé, restituant bien la montée de crue et la décrue, mais mal le pic de crue. De plus, un modèle dont les sorties sont retardées par rapport aux sorties mesurées peut fournir de bonnes performances en regard du critère de Nash, comme le montrent les performances du modèle naïf présentées au Tableau 3. C'est pourquoi ce critère est parfois considéré comme peu adapté aux modèles de prévision des crues (Moussa, 2010).

**Tableau 3.** Critères de Nash des prévisions naïves de l'évènement du 8 et 9 septembre 2002 sur le Gardon d'Anduze (Toukourou, 2009)

Horizon de prévision (h)	0,5	1	2	3	4	5
Critère de Nash	0,95	0,84	0,57	0,34	0,07	-0,33

### 1.5.2 Critère de persistance

L'utilisation du critère de persistance est réservée à l'évaluation des modèles de prévision. Il rend mieux compte de la synchronisation des chroniques estimées et mesurées que le critère de Nash. Le critère de persistance représente l'erreur du modèle testé rapportée à la variabilité du signal (Kitanidis and Bras, 1980). Le critère de persistance est calculé à l'aide de la formule donnée à l'équation (2).

Ce critère varie entre un et moins l'infini. Il prend la valeur de 1 lorsque les sorties calculées s'accordent parfaitement aux sorties observées ; lorsque le modèle a la même performance moyenne que le modèle naïf, il prend une valeur nulle et lorsqu'il est moins performant, il prend une valeur négative. Notons que le critère de persistance est souvent amélioré avec l'augmentation de l'horizon de prévision alors même que les performances réelles du modèle sont dégradées. Ceci est dû au fait que les performances du modèle naïf se dégradent plus vite que celles du modèle évalué avec l'augmentation de l'horizon de prévision.

$$C_p = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n (y_p^{k+l} - y_s^{k+l})^2}{\sum_{k=1}^n (y_p^{k+l} - y_p^k)^2} \quad (2)$$

avec,  $y_p^{k+l}$  la sortie mesurée sur le processus à l'instant de l'horizon de prévision  $l$ ,  
 $y_s^{k+l}$  la sortie prévue à l'instant de l'horizon de prévision  $l$ ,  
 $y_p^k$  la sortie observée à l'instant de prévision  $k$ .

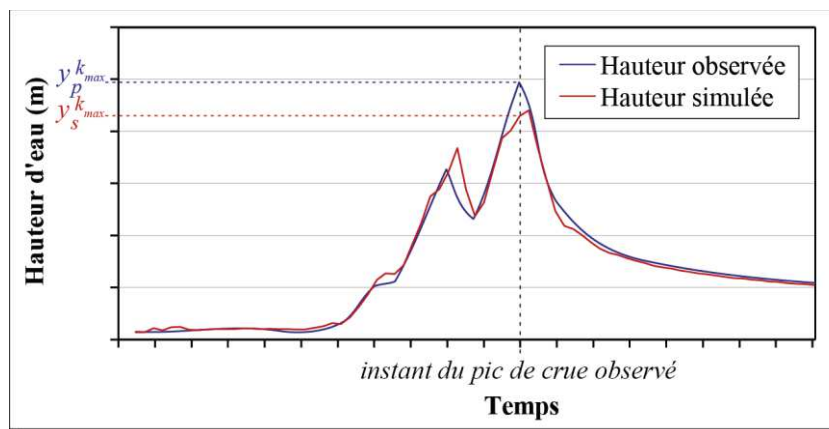
### 1.5.3 Synchronous Percentage of the Peak Discharge

Le Synchronous Percentage of the Peak Discharge ( $S_{PPD}$ ), en français *pourcentage du pic de crue synchrone*, rend compte de la qualité de la restitution du pic de crue estimé à l'instant du pic de crue mesuré (Artigue et al., 2012). Il est exprimé en pourcentage et représente le rapport entre la hauteur simulée et la hauteur observée à l'instant du pic de crue observé  $k_{max}$ . (Figure 10). La formule utilisée pour calculer le  $S_{PPD}$  est présentée à l'équation (3).

$$S_{PPD} = 100 \frac{y_s^{k_{max}}}{y_p^{k_{max}}} \quad (3)$$

avec,  $y_s^{k_{max}}$  la sortie estimée à l'instant  $k_{max}$  du pic de crue mesuré sur le processus,  
 $y_p^{k_{max}}$  la sortie mesurée sur le processus à l'instant  $k_{max}$  du pic

Ce critère est spécifique à l'évaluation de la modélisation des crues pour laquelle la restitution quantitative et temporelle du pic est un critère de qualité majeur.



**Figure 10.** Représentation graphique des variables intervenant dans le calcul du Synchronous Percentage of the Peak Discharge.



### 1.5.4 Peak Delay

Le Peak Delay ( $P_d$ ), en français *retard du pic de crue*, rend compte de la synchronisation des pics de crues estimé et mesuré. Bien qu'il puisse paraître simpliste, il est pourtant indispensable pour estimer les performances des modèles de prévision des crues rapides. La formule utilisée pour calculer le  $P_d$  est présentée à l'équation (4). Ce critère est positif pour un pic de crue estimé retardé et négatif pour un pic de crue anticipé.

$$P_d = k_s^{\max} - k_p^{\max} \quad (4)$$

avec,  $k_s^{\max}$  l'instant d'occurrence du pic de crue estimé,

$k_p^{\max}$  l'instant d'occurrence du pic de crue mesuré.

La présentation de ces critères d'évaluation des performances des modèles de prévision des crues rapides souligne leurs qualités et leurs limites mais aussi leur complémentarité. Cette complémentarité justifie une évaluation multicritère des performances de nos modèles.

## 1.6 Synthèse sur la prévision des crues rapides

Les crues rapides sont des phénomènes hydrologiques rapides et intenses capables d'infliger des pertes humaines et matérielles considérables sur les territoires touchés. Le régime pluviométrique associé au climat méditerranéen, ainsi que la géomorphologie d'une partie des hydrosystèmes du pourtour méditerranéen sont particulièrement favorables à la formation de ces phénomènes. Un ensemble d'évènements de crue rapide, aux conséquences catastrophiques, a été présenté, afin de souligner la vulnérabilité des bassins versants méditerranéens.

La présentation des connaissances sur les phénomènes impliqués dans la génération des crues rapides souligne, d'une part les lacunes sur la compréhension de la physique de ces processus et, d'autre part, la complexité et la non-linéarité des mécanismes hydrologiques à l'œuvre. De plus, les données de mesures, indispensables à l'étude de ces processus, sont souvent difficiles à obtenir et présentent d'importantes incertitudes.

Les modèles de prévision des crues rapides apparaissent comme des outils indispensables afin d'anticiper au mieux les situations critiques. Pourtant, les processus à l'origine des crues rapides sont complexes et encore mal connus. La compréhension et la modélisation des crues rapides à travers le prisme de la physique sont donc limitées par un verrou scientifique majeur, le manque de connaissance sur les processus à l'œuvre. "*De nombreuses théories sur la genèse des crues ont été proposées, sans qu'un consensus ne se dégage autour de l'une d'entre elles*" (Gaume, 2002). Ce constat encourage le choix des approches conceptuelles et statistiques, pour la simulation et la prévision des crues rapides. Montz and Grunfest (2002) suggèrent d'ailleurs que les crues rapides sont loin d'être décrites par une approche déterministe tant la complexité des processus impliqués est importante. Par ailleurs, il a été montré que des modèles conceptuels, basés sur des hypothèses de fonctionnement différentes

et parfois même contradictoires, peuvent présenter des performances équivalentes et intéressantes (Estupina Borrell, 2004; Marchandise, 2007). Il est donc possible de supposer que l'un au moins de ces modèles conceptuels présente des performances intéressantes alors même que les hypothèses sous-jacentes sont erronées. Les performances d'un tel modèle ne pouvant être attribuées à la pertinence de ses hypothèses de fonctionnement, nous supposons qu'elles sont dues à l'efficacité de sa procédure de calage statistique.

Enfin nous avons présenté un ensemble de critères objectifs, adaptés à l'évaluation de modèles de prévision des crues rapides, que nous avons utilisés dans nos travaux. Il en ressort la nécessité d'adopter une approche multicritère pour évaluer au mieux les performances de nos modèles.



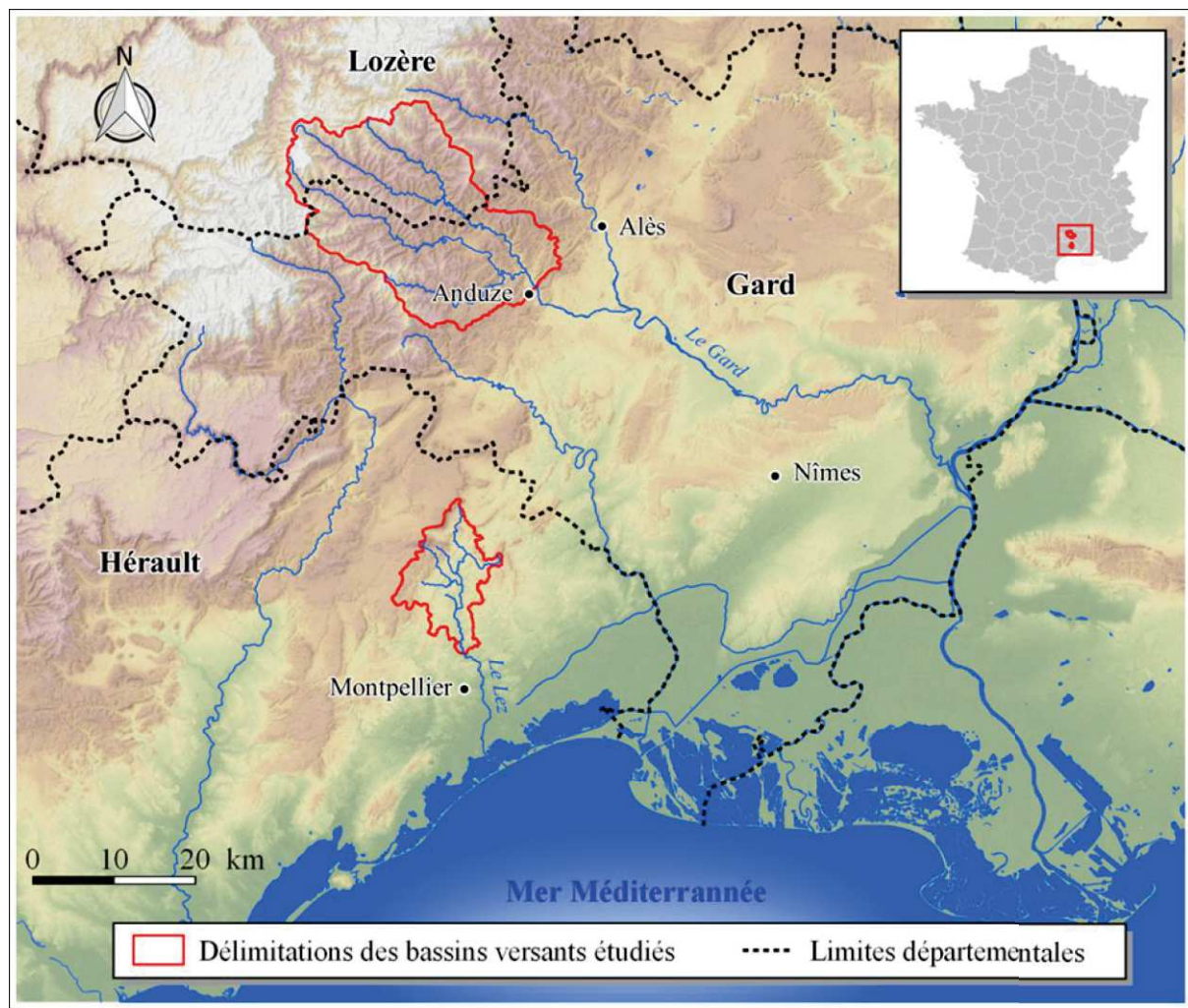
# Chapitre 2

## Présentation des sites d'étude

### 2.1 Contexte général

Le bassin versant du Gardon d'Anduze et l'hydrosystème du Lez sont situés dans la région du Languedoc-Roussillon sur un territoire localisé entre la mer Méditerranée et la chaîne montagneuse des Cévennes (Figure 11). Le bassin du Gardon d'Anduze est à cheval sur les départements du Gard et de la Lozère, posé sur les contreforts cévenols. Le bassin du Lez, quant à lui, est un hydrosystème côtier situé dans le département de l'Hérault. Bien que le fleuve Lez termine son parcours dans la mer Méditerranée, du fait des enjeux importants en terme de risque inondation, le bassin versant considéré dans nos travaux a pour exutoire la station limnimétrique de Lavalette, juste en amont de la ville de Montpellier.

Nos sites d'étude, distants d'une trentaine de kilomètres, sont tous deux sensibles aux crues rapides. Cependant, malgré cette proximité géographique, leurs caractéristiques géologiques, topographiques mais aussi météorologiques présentent des différences notables, aux conséquences parfois importantes sur les mécanismes hydrologiques intervenant dans la génération des crues rapides. En effet, bien que le climat méditerranéen domine sur la région, les processus météorologiques sont notablement conditionnés par l'effet orographique induit par les Cévennes. Les forçages météorologiques imposés aux 2 sites d'études sont donc sensiblement différents. Ces forçages ont été présentés à la Section 1.2.3 et ne seront pas abordés dans ce chapitre.

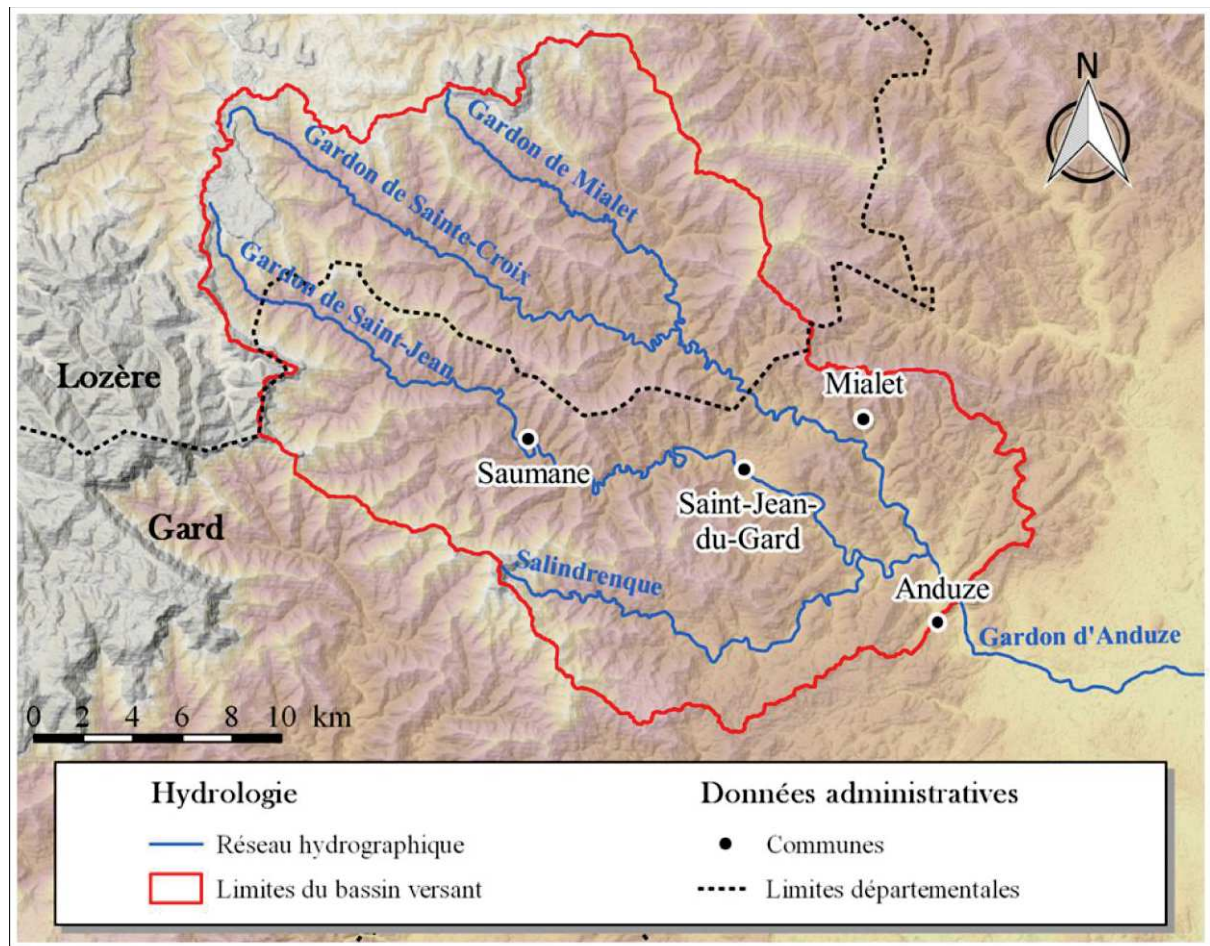


**Figure 11.** Localisation des sites d'études (Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Limites départementales et communes, BD Geofla, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA)

## 2.2 Bassin versant du Gardon d'Anduze

### 2.2.1 Description du site

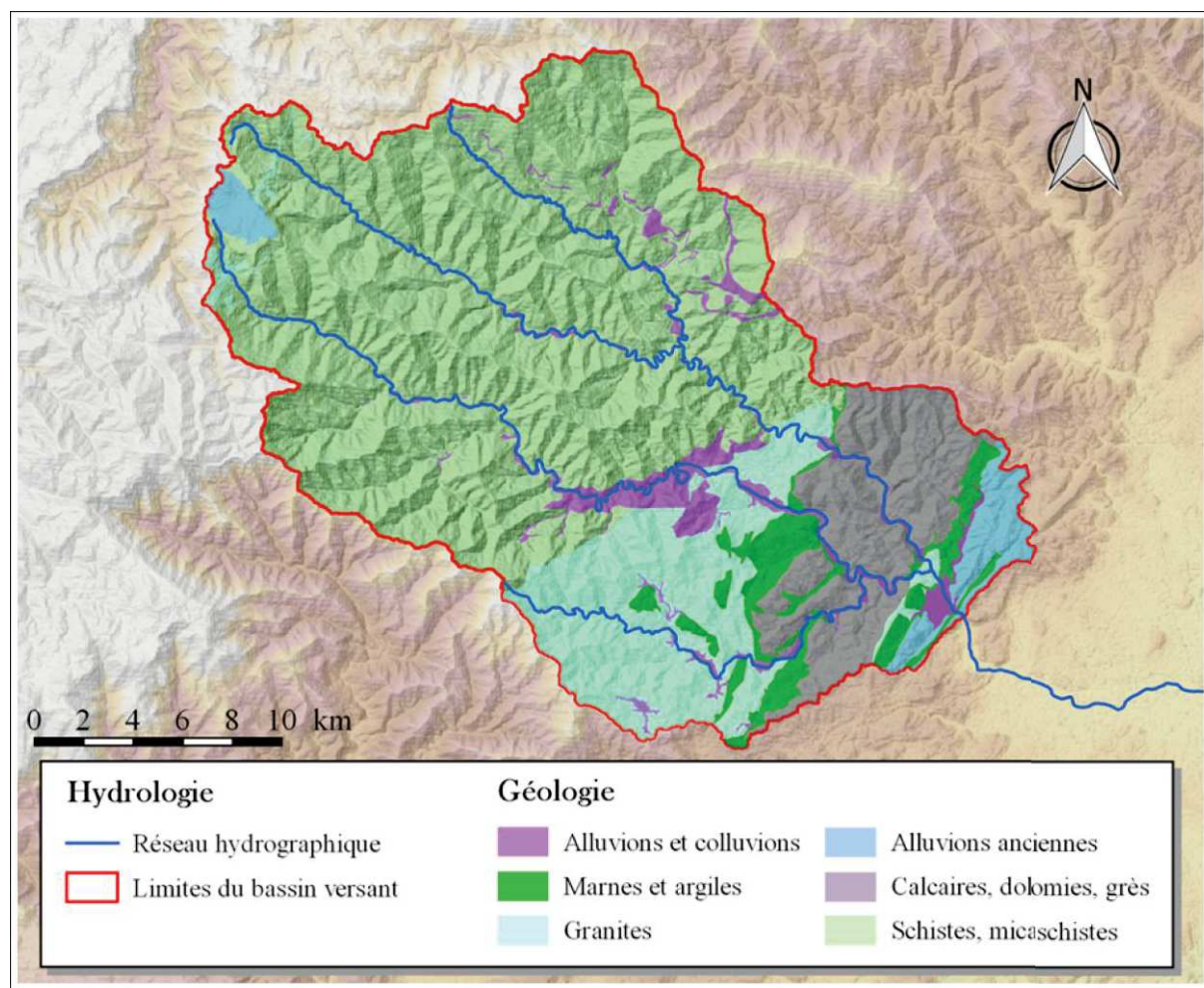
Le bassin versant du Gardon d'Anduze est un bassin montagneux présentant une superficie de 542 km<sup>2</sup>. Le Gardon d'Anduze naît de la confluence du Gardon de Mialet et du Gardon de Saint-Jean située à environ 2 kilomètres en amont de la ville d'Anduze (Figure 12). La partie amont du bassin, reposant sur les contreforts cévenols, présente des pentes de versant très fortes atteignant des valeurs de 50% (Artigue, 2012). La partie aval, présente des pentes plus douces, de l'ordre de 5%. Le gradient d'altitude amont-aval ainsi observé approche les 800 m entre le point culminant à 1060 m NGF, et l'exutoire à Anduze à 130 m NGF, avec une pente moyenne de l'ordre de 10% (Ayrat, 2005). La topographie est formée par des pics montagneux et des vallées étroites entaillées par un réseau hydrographique dense. Cette topographie particulière, favorisant la rapidité des réactions hydrologiques est une caractéristique fondamentale du bassin versant du Gardon d'Anduze pour lequel les temps de réponse sont estimés entre 3 h et 8 h (Moussa, 1991).



**Figure 12.** Présentation du Gardon d'Anduze, de son bassin versant et de ses affluents. (Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Limites départementales et communes, BD Geofla, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA)

## Géologie

La géologie simplifiée du bassin, présentée à la Figure 13, montre une majorité de formations métamorphiques (64,4%) constituées de schistes, de gneiss et de micaschistes antéstéphanien sur la moitié amont (Moussa et al., 2007). Ces schistes, associés à une tectonique active, sont facilement délitables, favorisant la formation de longues vallées encaissées surplombées de crêtes étroites (Marchandise, 2007). La moitié aval est composée de roches granitiques (18,2%), de formations carbonatées du Jurassique (12,2%), comprenant des calcaires des dolomies et des grès, des roches détritiques du Trias (5%), comprenant des marnes et des argiles, ainsi des dépôts alluviaux du quaternaire (0,2%). Les formations rocheuses observées sur ce bassin versant sont donc globalement peu perméables malgré la karstification des formations carbonatées durant l'Eocène (Josnin, 2001). Cependant, la présence d'un important réseau de fractures permet une infiltration profonde parfois supérieure à  $100 \text{ mm.h}^{-1}$  (Ayrat, 2005). De plus, des structures karstiques sont observées à l'aval direct de Mialet et à l'extrême nord-est du bassin. Néanmoins ces aquifères ne semblent pas avoir d'influence majeure sur le fonctionnement hydrologique global du bassin (Artigue, 2012).

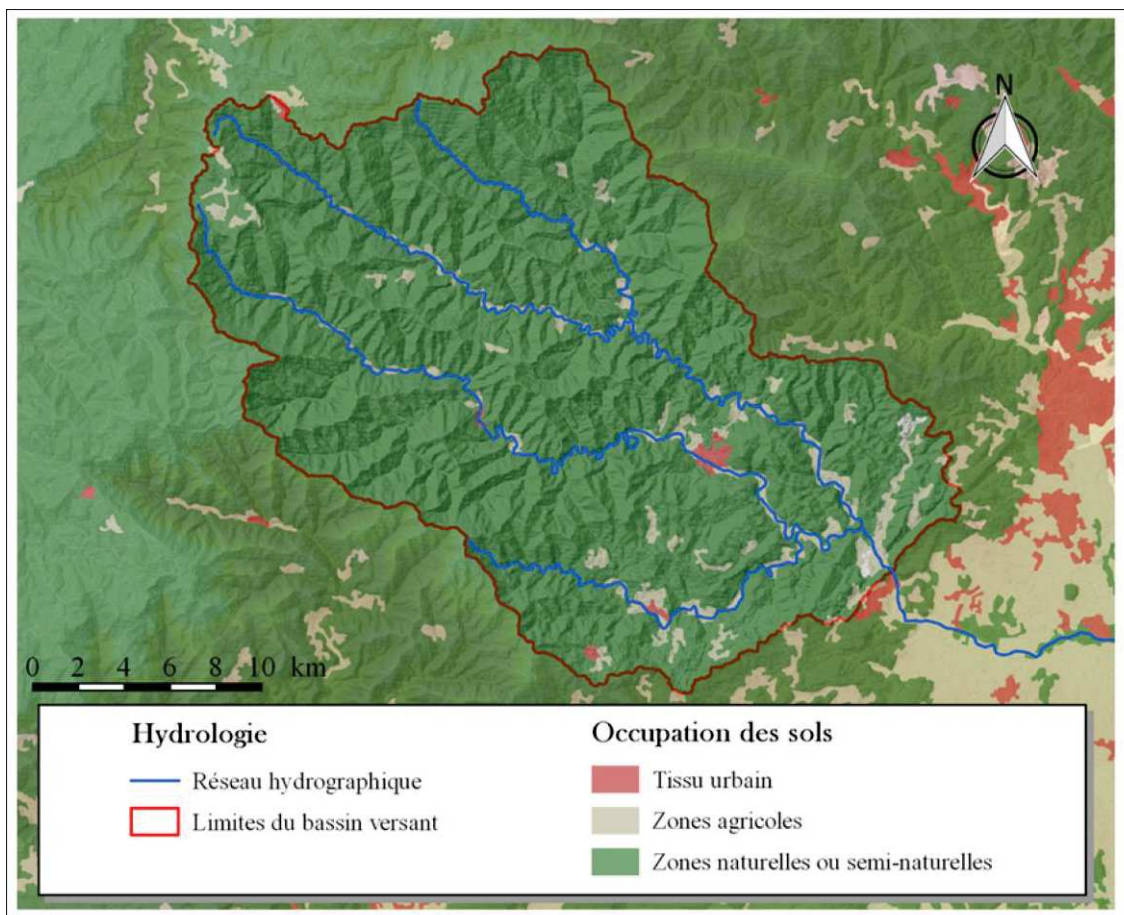


**Figure 13.** Géologie simplifiée du bassin versant du Gardon d'Anduze. (Cartes géologiques de la France au 1/50 000, BRGM ; Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA)

## Pédologie et occupation des sols

Les sols sont globalement peu développés sur ce bassin, avec une épaisseur moyenne d'une trentaine de centimètres, excédant rarement 60 cm (Marchandise, 2007). Ils sont constitués en majorité de rankers, de lithosols et de sols bruns. Les épaisseurs de sols sont variables, avec des accumulations plus importantes en fond de vallées, où la majorité des cultures est concentrée (Figure 14). Par ailleurs, environ 27% de la surface du bassin n'est pas recouverte de sol.

L'étude des caractéristiques hydrauliques et structurales des sols menée ponctuellement sur 3 sites expérimentaux laisse apparaître que l'hypothèse hortonienne comme processus dominant dans la génération du ruissellement n'est pas adaptée (Ayrat, 2005; Bouvier et al., 2006; Marchandise, 2007). En effet, les conductivités hydrauliques mesurées à saturation sont élevées, atteignant 200 à 600 mm.h<sup>-1</sup> en surface comme en profondeur, excédant ainsi souvent les intensités de pluie. L'infiltration dans les premiers horizons du sol est donc extrêmement rapide, expliquant les faibles ruissellements de surface observés, inférieurs à 5%. L'essentiel des circulations d'eau est hypodermique, atteignant 30 à 60 % du volume précipité selon les surfaces étudiées (Bouvier et al., 2006).



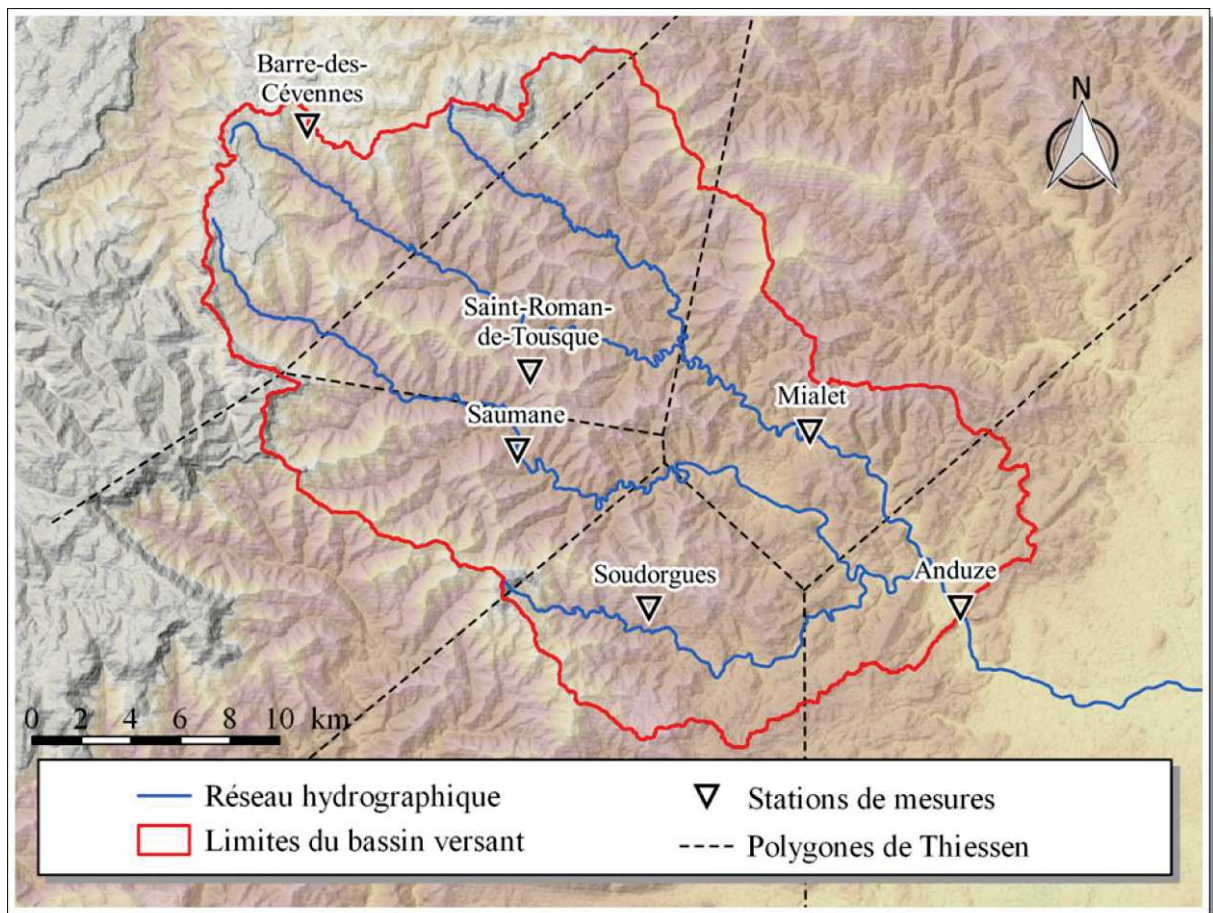
**Figure 14.** Occupation des sols simplifiée du bassin versant du Gardon d'Anduze. (Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA ; Occupation des sols CORINE Land Cover 2006, Union européenne - SOeS)



La capacité de stockage en eau estimée pour ces sols est de l'ordre de 125 mm (Marchandise, 2007). De plus, le retour à une valeur palier de 15% de teneur en eau volumique est rapide, de l'ordre de 24h, après une saturation des sols (Marchandise, 2007). Cette vidange rapide du réservoir sol peut s'expliquer notamment par les fortes pentes sur le bassin et les pertes par percolation dans la roche fissurée, estimées à plus de 100 mm.h<sup>-1</sup> (Ayrat, 2005).

## 2.2.2 Données hydrométéorologiques

Les données hydrométéorologiques du bassin versant du Gardon d'Anduze utilisées dans notre étude ont été fournies par le Service de Prévisions des Crues du Grand Delta (SPCGD), responsable de la surveillance et de la prévision des crues sur ce bassin notamment. Les mesures de pluie sont issues de 6 pluviomètres au sol (Figure 15). Il s'agit des pluviomètres d'Anduze, Mialet, Soudorgues, Saumane, Saint-Roman-de-Tousque et Barre-des-Cévennes. La station d'Anduze, située à l'exutoire de notre bassin d'étude, est aussi équipée d'un limnimètre délivrant des mesures de hauteur d'eau dans le lit du Gardon d'Anduze.



**Figure 15.** Localisation des stations de mesures hydrométéorologiques et tracé des polygones de Thiessen du réseau pluviométrique sur le bassin versant du Gardon d'Anduze. (Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA).

Ces données hydrologiques et météorologiques nous ont été fournies sous la forme de chroniques continues sur la période 1992 à 2008. Le pas d'échantillonnage des mesures varie sur cette période. Les données sont fournies au pas de temps horaire de 1992 à 2001 puis au pas de temps 5 min entre 2002 et 2008.

Notons que l'ensemble des méthodes utilisées pour interpoler les distributions spatiales des pluies sur le Gardon d'Anduze, telles que la fonction spline, le krigeage ou les polygones de Thiessen, fournissent des résultats équivalents lorsque le nombre de stations de mesure est inférieur à 7 (Lebel et al., 1987). Nous avons donc choisi la méthode des polygones de Thiessen, simple à mettre en œuvre, pour l'interpolation spatiale des précipitations. De plus, les pluviomètres ont une répartition relativement correcte, comme le montre la comparaison des surfaces du bassin recouvertes par les polygones de Thiessen de chacun des pluviomètres (Tableau 4).

**Tableau 4.** Surface des polygones de Thiessen de chacun des pluviomètres de l'étude recouvrant le bassin versant du Gardon d'Anduze et les pourcentages de recouvrement du bassin correspondant.

Pluviomètres	Surface des polygones de Thiessen correspondants recouvrant le bassin (km <sup>2</sup> )	Recouvrement du bassin (%)
Anduze	51	9
Mialet	95	18
Saumane	80	15
Soudorgues	87	16
Saint-Roman-de-Tousque	138	25
Barre-des-Cévennes	91	17

Comme précisé à la Section 1.5.2, nous choisissons, pour représenter le fonctionnement hydrodynamique du bassin lors de crues rapides, une modélisation événementielle au pas de temps 30 min. Nous avons donc, dans un premier temps, extrait les événements de crue des chroniques de données continues. Puis, nous avons ré-échantillonné les signaux afin d'obtenir une base de données homogène et compatible avec la dynamique des crues rapides. Enfin, nous avons comblé les lacunes éventuelles dans les chroniques.

### Sélection des événements

Nous avons sélectionné les événements uniquement en regard d'un critère pluviométrique, afin de conserver tous les épisodes de pluies intenses, à l'origine de crues ou n'ayant pas entraîné de réponse hydrologique notable. En effet, tous les épisodes de pluies intenses n'engendrent pas systématiquement de crues rapides car l'état d'humidité du bassin au début de l'évènement influence grandement sa réaction. Ce choix devrait permettre de limiter le nombre de fausses alertes.

Le critère choisi pour la sélection des événements est le dépassement d'un cumul de pluie de 100 mm, observé sur un pluviomètre au moins du bassin en 48h (Artigue, 2012). Ce critère nous permet de sélectionner 84 événements. Parmi ces événements, 33 présentent des lacunes

trop importantes dans les mesures de niveau d'eau et ne peuvent être conservés. Ainsi, la base de données utilisée dans nos travaux est finalement constituée de 51 évènements. Au cours de la Thèse, nous avons récupéré les données de mesures des évènements de crue de l'automne 2014. Neuf évènements de crue sont ainsi ajoutés à la base de données, finalement constituée de 60 évènements. Les 9 évènements de l'automne 2014 sont utilisés pour tester les performances des modèles que nous avons développés. La liste des évènements et leurs caractéristiques hydrométéorologiques sont disponibles en Annexe 1. Les niveaux d'eau maximum enregistrés à Anduze durant ces évènements varient d'un facteur 10 du plus faible au plus intense (Tableau 5).

**Tableau 5.** Statistiques descriptives des mesures hydrométéorologiques de la base de données sur le Gardon d'Anduze.

	Niveau d'eau à Anduze (m)	Débit à Anduze ( $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ )	Cumul de pluie moyen sur le bassin (mm)	Durée de l'évènement (h)
Minimum	1	39	75	37
Maximum	10	2965	403	211
Médiane	3	358	179	91

Précisons que l'hydrogramme de l'évènement le plus intense de la base de données, correspondant à la crue des 8 et 9 septembre 2002, est le produit d'un modèle *a posteriori* basé sur un retour d'expérience (SIEE, 2004). En effet, la station limnimétrique ayant dysfonctionné durant l'évènement, aucune donnée de mesure fiable n'est disponible, notamment lors du pic de crue principal, pour cet évènement. SIEE (2004) a proposé 6 hydrogrammes, issues de 2 hypothèses sur les niveaux de plus hautes eaux (*haute* et *basse*) ayant conditionné le calage du modèle HEC-RAS utilisé pour ces travaux, et de 3 niveaux de rugosité (*minimale*, *moyenne* et *maximale*). Le Tableau 6, montrant les 6 valeurs estimées du pic de crue, illustre l'importante incertitude qui pèse sur ces données (*i.e.* pics de crue compris entre 2700 et 4200  $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ ). Parmi ces hydrogrammes estimés nous avons sélectionné celui obtenu avec l'hypothèse basse sur le niveau de plus hautes eaux et les conditions de rugosité moyennes. SIEE (2004) précise que la fourchette du débit de pointe la plus probable, pour cette crue, est située entre 3000  $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$  et 3600  $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ . Pour des raisons de commodité, nous faisons référence à ces données, dans la suite de ce manuscrit, comme des mesures bien qu'il s'agisse d'estimations.

**Tableau 6.** Valeurs des pics de crue estimés pour l'évènement du 8 et 9 septembre 2002 à Anduze, appliqué au modèle HEC-RAS, selon les paramètres de calage sélectionnés.

Hypothèse de calage	Coefficient de rugosité		
	Conditions minimales	Conditions moyennes	Conditions maximales
Hypothèse <i>haute</i> sur les plus hautes eaux	4200 $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$	3600 $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$	3100 $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$
Hypothèse <i>basse</i> sur les plus hautes eaux	3400 $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$	3000 $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$	2700 $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$

## Ré-échantillonnage des signaux

Comme les signaux n'ont pas tous été échantillonnés au même pas de temps il convient d'effectuer un ré-échantillonnage. Pour la hauteur d'eau les évènements entre 1992 et 2001, échantillonnés de manière horaire, le ré-échantillonnage est effectué à l'aide d'une interpolation linéaire entre chaque pas de temps horaire. Sur cette période, aucune information contenue dans le signal original n'est donc perdue avec cette opération. Notons tout de même que le signal original est sous-échantillonné, une perte d'information a donc eu lieu avant notre traitement. Pour la période de 2002 à 2008, le signal original est échantillonné au pas de temps 5 min. Le ré-échantillonnage au pas de temps 30 min induit donc une légère perte d'information (Toukourou, 2009). Nous avons choisi de conserver l'information du maximum de la hauteur d'eau mesurée qui est primordial pour l'étude des crues rapides. Nous avons donc affecté à chaque pas de temps la valeur maximum de la hauteur d'eau mesurée sur la demi-heure précédente (*i.e.* 6 pas de temps de 5 min). Ainsi ce traitement est causal et donc compatible avec une utilisation en temps réel. Précisons que ce choix peut introduire un retard du pic de crue mesuré jusqu'à 25 min si le maximum du pic intervient dans les 5 premières minutes de la demi-heure d'échantillonnage.

Pour les signaux de pluie entre 2002 et 2008, échantillonnés à 5 min, nous avons effectué un cumul des pluies sur une demi-heure, toutes les demi-heures. Entre 1992 et 2001, les précipitations sont échantillonnées toutes les heures ; il a donc fallu les *désagréger* temporellement. Comme une interpolation linéaire entre 2 pas de temps horaire double le cumul total sur l'évènement, nous avons choisi une méthode permettant de conserver à la fois l'allure du hyétogramme et le cumul de pluie sur l'évènement (Artigue, 2012). Pour cela nous posons :

$P_k$  le cumul de pluie sur une heure à l'instant  $k$ ,

$P_{k+2}$  le cumul de pluie sur une heure à l'instant  $k+2$  ( $k+1h$ ),

$P_{k+1}$  le cumul de pluie intermédiaire à déterminer entre les instants  $k$  et  $k+2$ ,

$P_i$  le cumul interpolé linéairement entre  $P_k$  et  $P_{k+2}$  et,

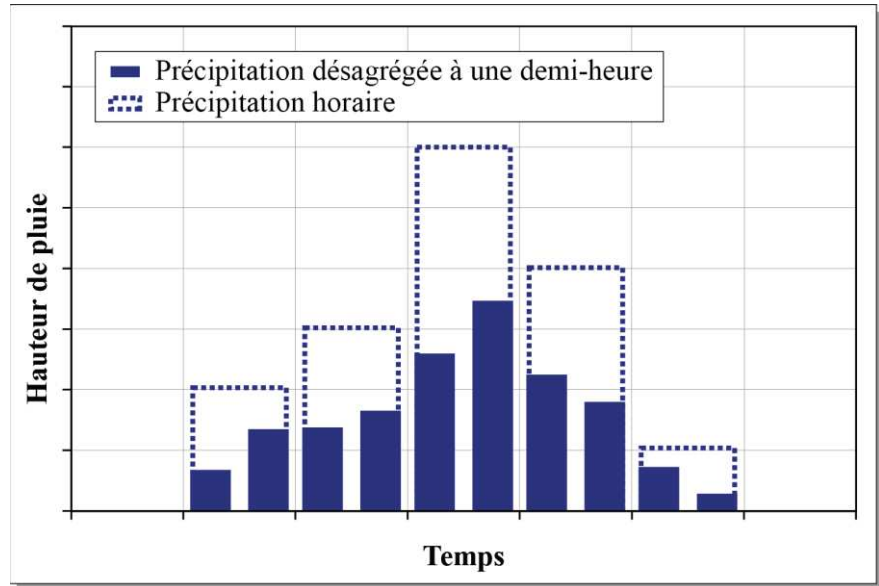
$P'_{k+2}$  le nouveau cumul de pluie sur une demi-heure à l'instant  $k+2$ .

Nous cherchons donc à déterminer  $P_{k+1}$  et  $P'_{k+2}$  de façon à conserver, d'une part la forme du signal, et d'autre part le cumul sur une heure (Figure 16). Nous introduisons alors un facteur  $C$  qui tient compte du cumul  $P_{k+2}$ .

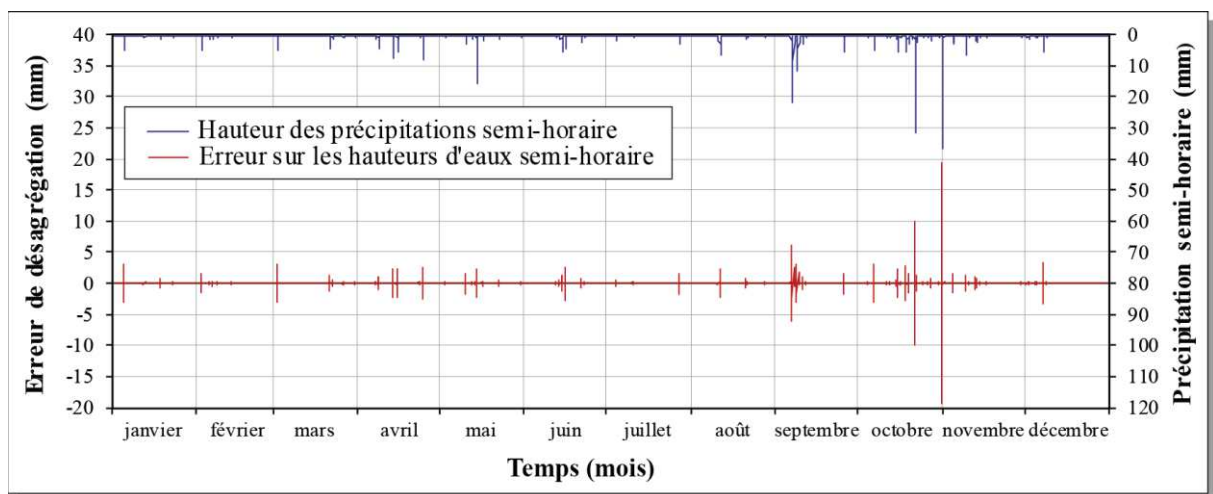
$$P_{k+2} = (P_{k+2} + P_i)C \Leftrightarrow C = \frac{P_{k+2}}{P_{k+2} + P_i}$$

D'où est déduit  $P_{k+1} = P_i C$  et  $P'_{k+2} = P_{k+2} C$ .

**Figure 16.** Désagrégation au pas de temps semi-horaire d'un signal de pluie fictif au pas de temps horaire avec la méthode de Artigue et al. (2011).



Afin d'estimer l'incertitude du signal de pluie produit avec cette méthode de désagrégation (ou sur-échantillonnage) nous avons testé son application sur la chronique mesurée à la station d'Anduze en 2005. Cette chronique étant initialement échantillonnée au pas de temps 5 min, nous avons généré 2 chroniques aux pas d'échantillonnage horaire et semi-horaire. Nous avons ensuite appliqué la méthode de désagrégation des données de pluies à la chronique horaire et comparé le résultat obtenu avec la chronique semi-horaire (issue de la chronique échantillonnée à 5 min). La Figure 17 présente les erreurs sur la chronique de pluie mesurée à Anduze sur l'année 2005 obtenue par désagrégation. Il apparaît logiquement que chacune des erreurs introduites est compensée au pas de temps suivant, car le cumul horaire est conservé avec la méthode choisie. En revanche des erreurs jusqu'à plus ou moins 20 mm de hauteur de pluie peuvent être introduites, comme lors de l'évènement de novembre 2005. Les intensités de pluie semi-horaire peuvent donc être impactées de manière conséquente en étant redistribuées sur le pas de temps précédent ou suivant.



**Figure 17.** Erreurs sur les pluies mesurées à Anduze sur l'année 2005 obtenues par désagrégation.

## Traitement des lacunes dans les chroniques

Les chroniques de pluie des événements sélectionnés présentant certaines lacunes, nous avons choisi de les combler en utilisant les données mesurées sur les pluviomètres les plus proches. En utilisant la méthode des polygones de Thiessen, nous avons défini que les chroniques de chacun des pluviomètres pouvaient être comblées par un pourcentage des données issues des stations les plus proches (Tableau 7). Ainsi, les lacunes des chroniques de pluie de la station d'Anduze sont comblées avec 86% de la valeur des hauteurs de pluies mesurées à Mialet et 14 % de celles mesurées à Soudorgues.

**Tableau 7.** Pourcentages des données issues de chacun des pluviomètres du bassin versant du Gardon d'Anduze, utilisés pour compléter les lacunes des chroniques de pluie de chacun des pluviomètres.

Stations avec lacunes	Anduze	Mialet	Saumane	Soudorgues	Saint-Roman-de-Tousque	Barre-des-Cévennes
Anduze	-	86%	-	14%	-	-
Mialet	37%	-	1%	31%	31%	-
Saumane	-	-	-	14%	86%	-
Soudorgues	21%	29%	50%	-	-	-
Saint-Roman-de-Tousque	-	14%	66%	-	-	20%
Barre-des-Cévennes	-	-	-	-	1%	-

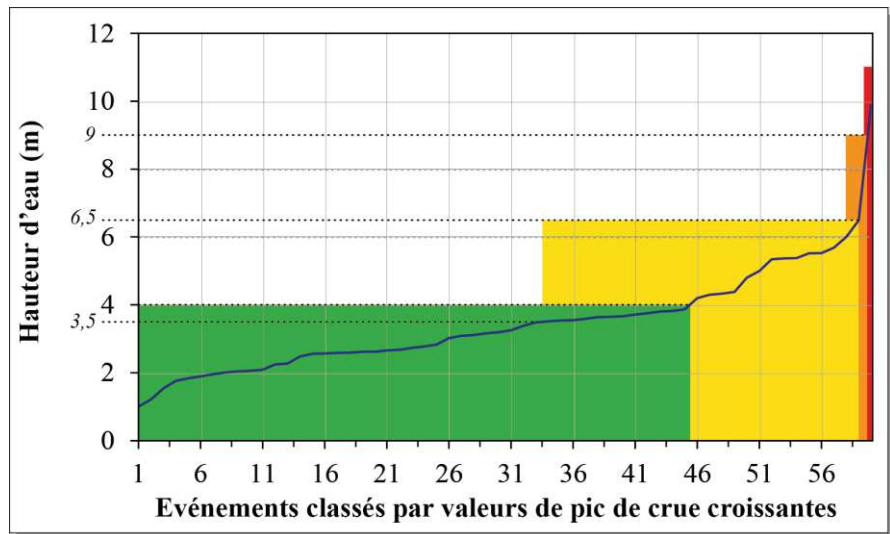
Les lacunes des chroniques de hauteur d'eau sont comblées par interpolation linéaire entre 2 valeurs disponibles de la même chronique si ces dernières ne sont pas espacées de plus d'une heure au niveau des montées et pics de crue et de 4 h sur les parties moins variables des hydrogrammes. Les événements de crue présentant des lacunes ne respectant pas ces conditions sont jugés inutilisables et sont retirés de la base de données.

## Niveau de vigilance crue

Les différents niveaux de vigilance crue sont définis en fonction des pics de crue prévus. Nous proposons d'affecter *a posteriori* un niveau de vigilance à chacun des événements de notre base de données en fonction des pics de crue observés (Annexe 1). Les limites entre les différents niveaux de vigilance sont définies par des zones de transition (Figure 18). Ainsi, une valeur de pic de crue peut correspondre à 2 niveaux de vigilance. Le choix de la vigilance crue communiquée au public est effectué en connaissance d'autres facteurs, météorologiques notamment, et du jugement d'un prévisionniste expérimenté.

La Figure 18 présente les débits de pointe classés des événements de la base de données, avec les niveaux de vigilance, vert, jaune, orange et rouge, correspondant. Cette figure met en avant la proportion de chacun des niveaux de vigilance dans les événements de la base de données. Il ressort une très faible proportion d'événements orange (2) et rouge (1).

**Figure 18.** Débits de pointe classés des évènements de la base de données et niveaux de vigilance associés, vert, jaune, orange et rouge.



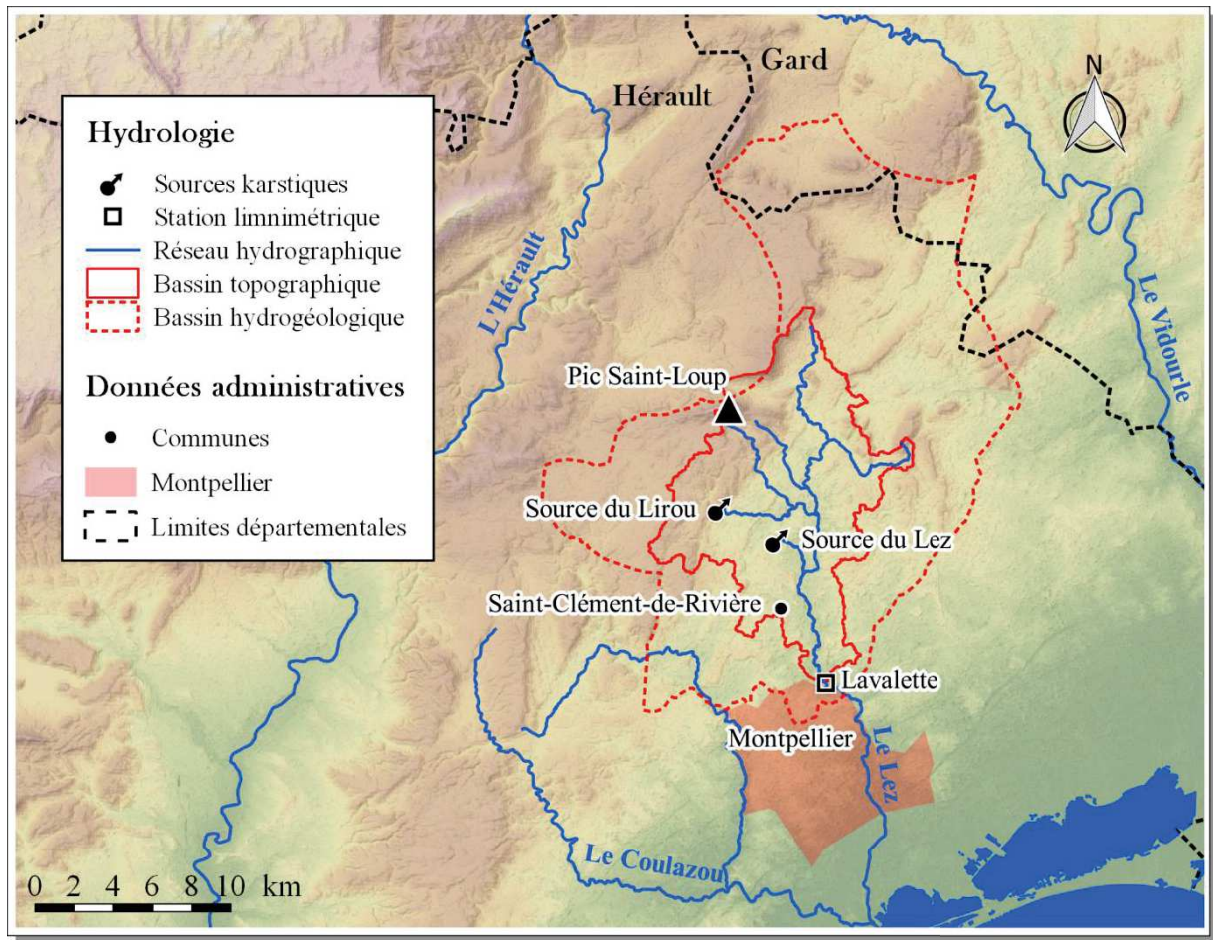
## 2.3 Hydrosystème du Lez

### 2.3.1 Description du site

Le Lez est un fleuve côtier d'une trentaine de kilomètres prenant sa source dans la commune de Saint-Clément-de-Rivière et traversant l'agglomération montpelliéraine avant de se jeter dans la mer Méditerranée au niveau de la commune de Palavas-les-Flots. La source du Lez est l'exutoire principal d'un important aquifère karstique. Le fleuve est ensuite rejoint à quelques kilomètres en aval de sa source par l'affluent du Lirou, lui-même alimenté par une source karstique de trop plein, ne fonctionnant qu'en période de hautes eaux, et par les affluents de l'Yorgues et du Terrieu (Figure 19).

Bien que le bassin versant du Lez s'étende jusqu'à la mer Méditerranée, nos travaux ne s'intéressent qu'à sa partie amont, prenant la station limnimétrique de Lavalette, à l'entrée de Montpellier, pour exutoire. Le site présente des pentes relativement faibles, inférieures à 10%, avec un relief contrasté entre les causses de Viols-le-Fort et de l'Hortus, culminants respectivement à 658 m NGF (le pic Saint-Loup) et 400 m NGF, et les plaines qui occupent le reste de la surface.

La source du Lez est exploitée depuis le XIX<sup>ème</sup> siècle pour alimenter en eau la ville de Montpellier. Cette exploitation, d'abord dite *passive*, par prélèvement gravitaire jusqu'à 600 L.s<sup>-1</sup>, deviendra *active* à partir de 1968 avec l'utilisation de pompes à 7 m de profondeur dans la vasque de la source, puis à près de 50 m de profondeur dès 1982. Cette dernière installation, qui permet de solliciter une part importante de l'aquifère, a vraisemblablement un impact sur le fonctionnement de l'hydrosystème au-delà de la proximité du pompage.



**Figure 19.** Présentation du Lez, de ses bassins topographique et hydrogéologique et de ses principales sources. (Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Communes, BD Geofla, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA).

## Géomorphologie et tectonique

La géomorphologie de l'hydrosystème du Lez est le résultat de 3 événements tectoniques majeurs : la compression pyrénéenne, l'extension Oligocène et la crise Messinienne. Seuls les événements tectoniques indispensables à la compréhension de la structuration, et du comportement hydrodynamique associé de l'hydrosystème du Lez sont présentés. Le lecteur intéressé par l'histoire géologique et tectonique de la région est invité à se reporter au texte de Taver (2014).

A partir du Crétacé supérieur, la rotation antihoraire de la plaque ibérique s'accompagne d'une subduction sous la plaque eurasiennne puis une collision de leurs masses continentales marquant le début de la phase pyrénéenne. L'orogénèse pyrénéenne induite affecte les formations géologiques en place et modèle en partie le paysage actuel de la région. Entre l'Eocène et l'Oligocène, les failles des Cévennes et de Corconne ainsi que d'autres failles de moindre envergure d'orientation nord-est/sud-ouest sont formées par cette phase compressive. Celle-ci s'achève à la fin de l'Oligocène avec la solidarisation des plaques ibérique et eurasiennne.



Durant l'Oligocène se déroule une déformation extensive, aboutissant à la formation du Golfe du Lion en Méditerranée Nord-Occidentale, et à l'origine de fossés d'effondrements plurikilométriques. Les bassins ainsi formés en périphérie de la zone extensive sont limités au nord-ouest par une zone haute du socle hercynien affleurant ou sub-affleurant, tels les bassins d'Alès et de l'Hérault limités respectivement par les Cévennes et la Montagne Noire.

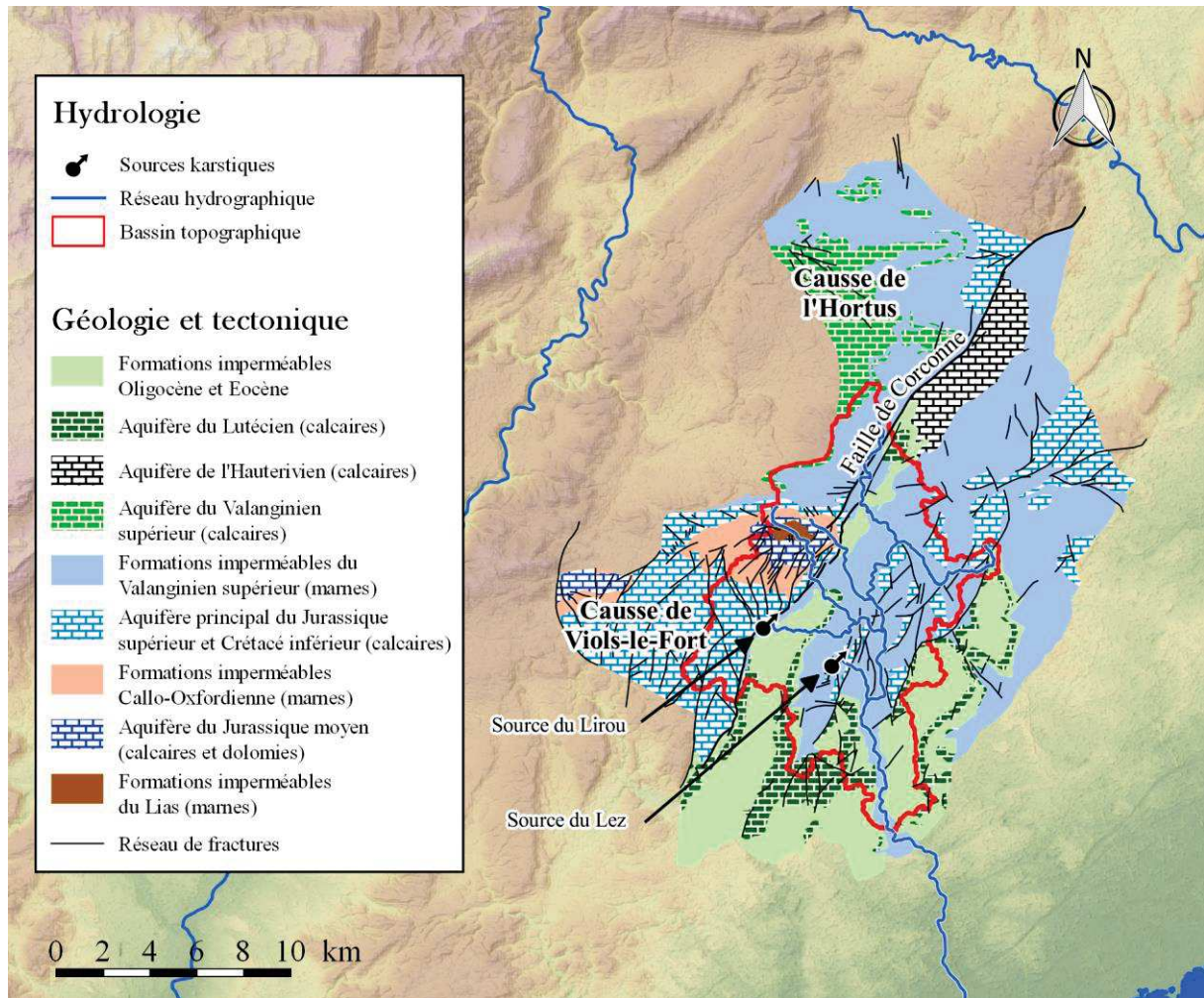
Enfin, au Miocène, la remontée de la plaque africaine entraîne la fermeture progressive du détroit de Gibraltar, isolant la mer Méditerranée de l'océan Atlantique. Ce phénomène aboutit au Messinien par l'assèchement de la méditerranée accompagné d'une diminution de près de 1500 m de son niveau. Cet évènement majeur est responsable d'un surcreusement des réseaux hydrographiques superficiels et souterrains (Audra et al., 2004; Husson, 2013) .

## **Géologie**

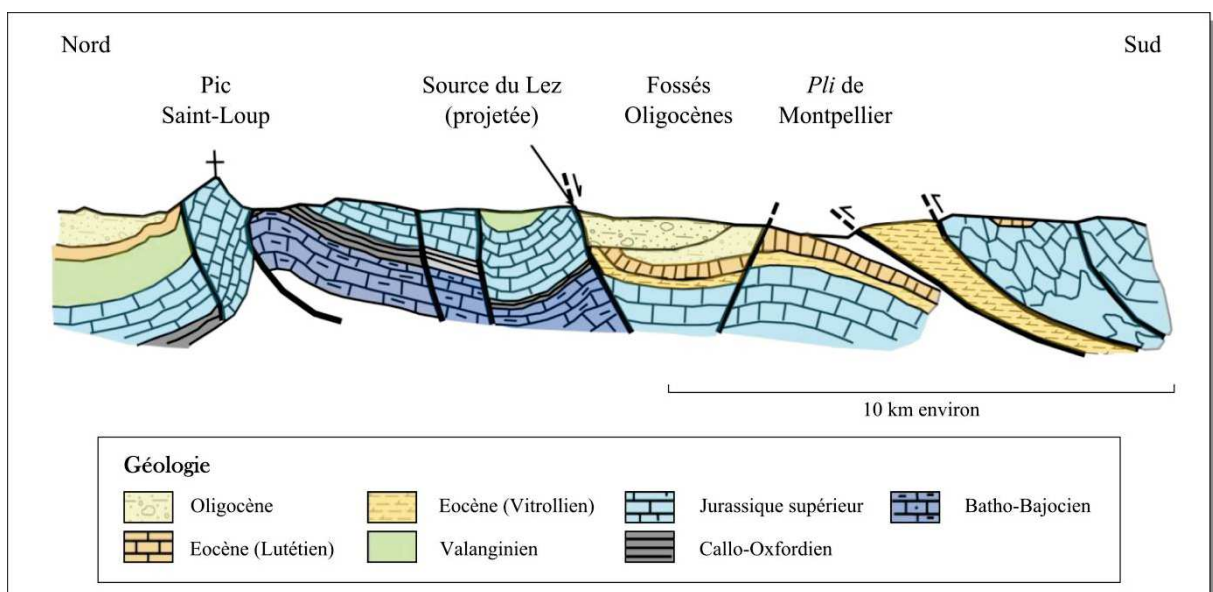
La Figure 20 présente la géologie simplifiée de l'hydrosystème du Lez. Les principaux terrains rencontrés sont composés de roches carbonatées telles que des calcaires, des marnes et des calcaires marneux. Ces formations proviennent essentiellement du Crétacé supérieur et du Jurassique. Le sud du site présente des sables et des conglomérats imperméables de l'Oligocène. L'aquifère principal prend place dans des calcaires de la fin du Crétacé et du Jurassique. Cet aquifère est limité à sa base par des marnes noires du Callo-Oxfordien de 150 à 400 m d'épaisseur qui affleurent au sud du Pic Saint-Loup, et localement dans sa partie supérieure, par des calcaires marneux du Valanginien inférieur (Figure 21). Son épaisseur totale serait comprise entre 500 m et 700 m (Marjolet and Salado, 1978). Cet aquifère principal est particulièrement développé en profondeur en raison des importantes variations eustatiques survenues lors de la crise messinienne (Audra et al., 2004). Sa profondeur serait comprise entre 650 et 1100 m.

Des aquifères secondaires prennent place dans d'autres formations calcaires présentes sur le site. Il s'agit : i) des calcaires miroitants du Valanginien supérieur d'une épaisseur comprise entre 50 m et 200 m, formant le Causse de l'Hortus ; ii) des calcaires lacustres du Lutétien affleurant au sud du site et dont l'épaisseur varie entre 50 m et 100 m ; iii) des calcaires de l'Hauterivien supérieur d'une épaisseur d'environ 100 m et affleurant au nord, contre la faille de Corconne ; et iv) des calcaires et des dolomies du Jurassique moyen affleurant au pied du pic Saint-Loup sur une épaisseur de 50 m à 300 m.

Les aquifères du Valanginien supérieur et du Lutétien sont déconnectés de l'aquifère principal du Lez par des couches de marnes et de calcaires marneux du Valanginien inférieur. Les aquifères de l'Hauterivien et du Jurassique moyen, quant à eux, semblent connectés à l'aquifère principal, notamment en période de crue. Finalement l'aquifère du Lez, comprenant l'aquifère principal et les aquifères secondaires connectés, est libre dans sa partie sud-ouest, la partie composée du Causse de Viols-le-Fort, et dans sa partie nord, notamment à l'est de la faille de Corconne ; il est captif sur le reste du bassin hydrogéologique.



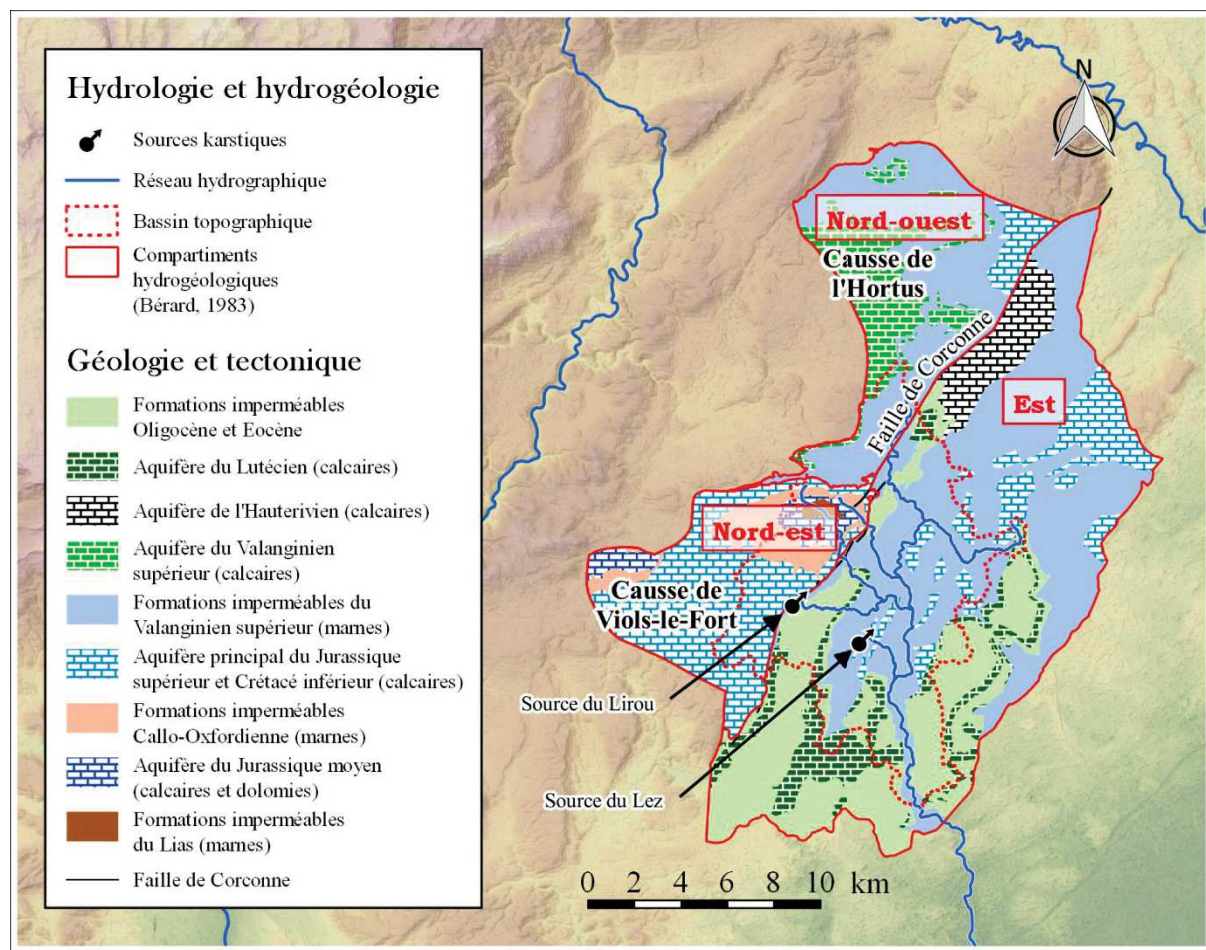
**Figure 20.** Géologie simplifiée de l'hydrosystème du Lez. (Cartes géologiques de la France au 1/50 000, BRGM ; Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA).



**Figure 21.** Coupe schématique générale du bassin du Lez d'après (Bonnet and Mattauer, 2010).

## Hydrologie et hydrogéologie

L'une des particularités de ce bassin, comme pour de nombreux bassins karstiques, est la dissociation des limites du bassin *topographique*, délimitant l'aire de drainage des eaux de surface par le Lez, et du bassin *hydrogéologique*, lieu des circulations souterraines. Le terme *Hydrosystème* du Lez désigne alors le système englobant les bassins topographique et hydrogéologique (Figure 22).

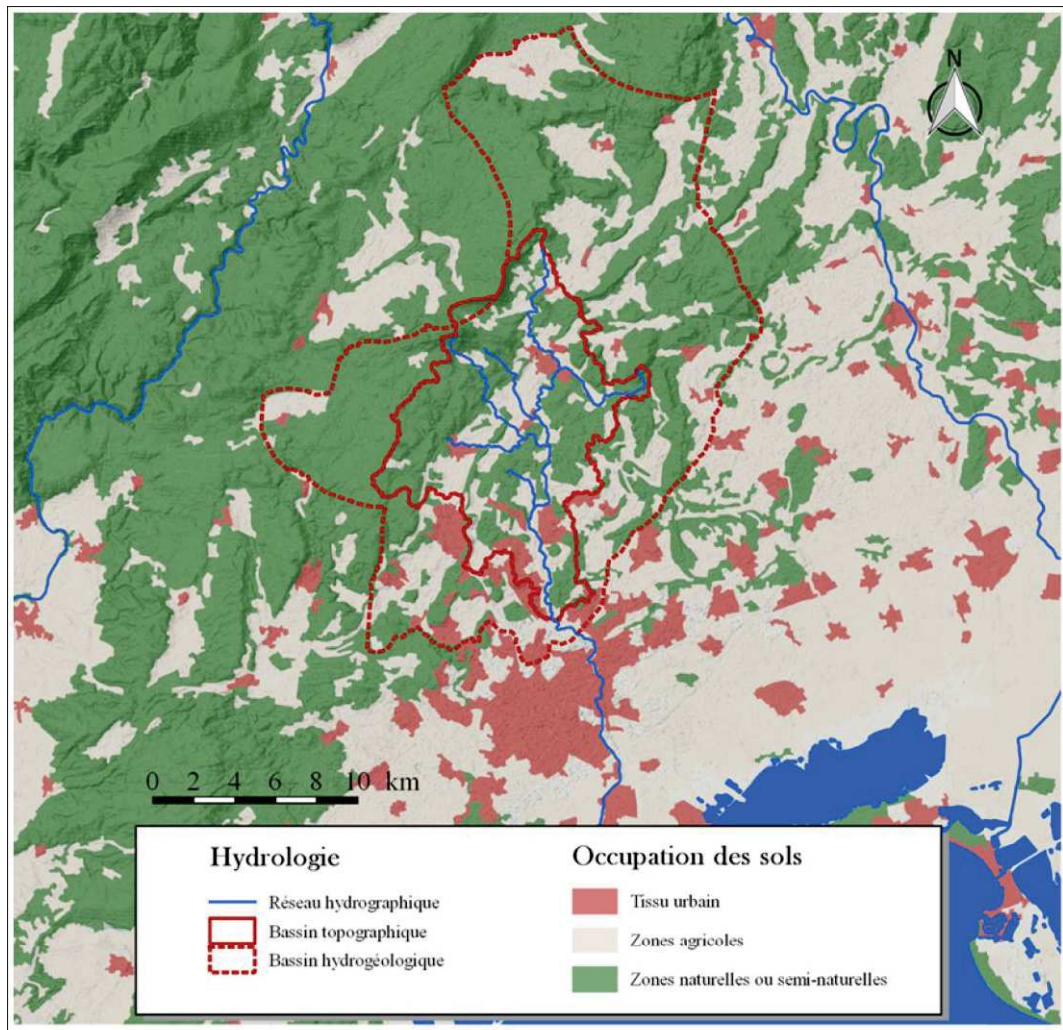


**Figure 22.** Carte géologique de L'hydrosystème du Lez avec tracé des 3 compartiments tels que proposés par Bérard (1983)

Le bassin topographique du Lez à Lavalette recouvre une surface de près de 120 km<sup>2</sup>. Il draine les eaux du Lez alimentées par une source pérenne, la source du Lez, exutoire principal du bassin hydrogéologique. Le bassin hydrogéologique, s'étend sur plus de 380 km<sup>2</sup> (Bérard, 1983), entre le fleuve Hérault à l'ouest et le Vidourle à l'est. Le pli de Montpellier, formé lors de la phase de compression pyrénéenne, est souvent considéré comme la limite sud de ce bassin (Bérard, 1983; Karam, 1989). Le contour du bassin hydrogéologique, que nous présentons, a été proposé notamment par Conroux (2007) d'après des études par essais de traçage (Bérard, 1983). Sur sa partie ouest les limites du bassin hydrogéologique fluctuent en fonction de son remplissage. Au droit de ce bassin, d'importants affleurements karstiques sont observés (Figure 22) sur une surface cumulée de l'ordre de 130 km<sup>2</sup> sur laquelle l'infiltration

dans l'aquifère du Lez est rapide. Fleury et al. (2009) considèrent que la recharge de l'aquifère peut conceptuellement se limiter à ces zones. Il convient toutefois d'ajouter à ces zones de recharge les infiltrations localisées au niveau des pertes, présentes notamment le long des failles, sur toute la superficie du bassin hydrogéologique, notamment le long de la faille de Corconne.

### Occupation du sol



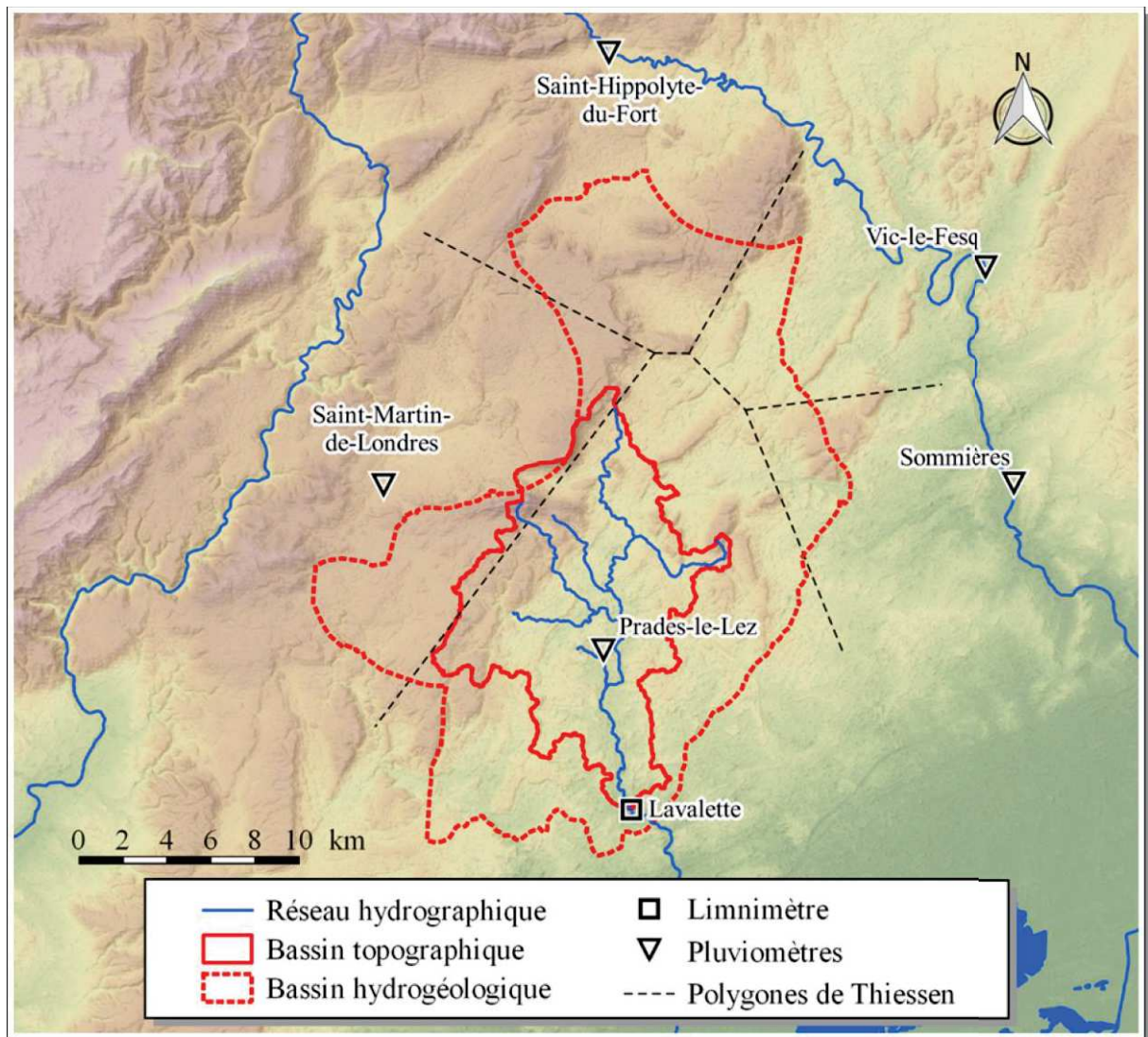
**Figure 23.** Occupation des sols simplifiée de l'hydrosystème du Lez. (Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA ; Occupation des sols CORINE Land Cover 2006, Union européenne - SOeS)

La Figure 23 présente l'occupation du sol sur l'hydrosystème du Lez. Le site est majoritairement recouvert de zones naturelles ou semi-naturelles, réinvesties par des forêts de feuillus et de conifères et des garrigues après la déforestation pour des besoins agricoles notamment. Les terrains agricoles sont principalement dédiés aux vignes et aux vergers et sont regroupés préférentiellement le long des cours d'eau et au pied des Causses.

Le tissu urbain est peu développé sur le site d'étude lui-même mais particulièrement présent à l'aval direct de la station de Lavalette et jusqu'à la Méditerranée (Agglomération de Montpellier). Cette concentration urbaine importante représente un enjeu majeur régulièrement soumis aux crues rapides. C'est pourquoi il est important de disposer d'une prévision performante du débit au niveau de la station de Lavalette.

### 2.3.2 Données hydrométéorologiques

Les données météorologiques de l'hydrosystème du Lez utilisées dans notre étude ont été fournies par le Service de Prévisions des Crues du Grand Delta (SPCGD) et Météo France. Les mesures sont issues de 5 pluviomètres au sol (Figure 24). Il s'agit des pluviomètres de Prades-le-Lez, et Saint-Martin-de-Londres, administrés par Météo France, et Saint-Hippolyte-du-Fort, Vic-le-Fesq et Sommières, administrés par le SPCGD.



**Figure 24.** Localisation des stations de mesures hydrométéorologiques et tracé des polygones de Thiessen du réseau pluviométrique sur l'hydrosystème du Lez. (Cours d'eau BD Carthage, IGN ; Altitudes ASTER GDEM, METII et NASA).

La répartition des pluviomètres sur l'hydrosystème du Lez fournit une information sur la distribution des pluies moins bonne que sur le bassin versant du Gardon d'Anduze puisque seulement un des pluviomètres utilisés est situé sur le bassin versant du Lez (*i.e.* Prades le Lez). Les surfaces du site recouvertes par les polygones de Thiessen de chacun des pluviomètres soulignent les lacunes de mesure sur le bassin (Tableau 8). Ainsi, il apparaît que le polygone de Thiessen associé à la station de Prades-le-Lez recouvre 61% de la surface de l'hydrosystème du Lez. En d'autres termes, 61% de l'information de pluies précipitées sur le système est issue du pluviomètre de Prades-le-Lez. L'extrapolation de cette mesure ponctuelle de pluie est donc très importante et peut, selon l'hétérogénéité spatiale des précipitations, introduire une incertitude notable dans l'information de pluies spatialisées. Dans ce travail de thèse nous n'avons pas pu investiguer l'important travail de constituer une base de données à partir de mesures radar ; en effet Mathieu Coustau dans son travail de thèse (2011) a mis en évidence de nombreuses lacunes dans ces mesures et des difficultés à les utiliser, avec notamment une saisonnalité dans la qualité des données produites ; ainsi, les données de début d'automne sont de meilleure qualité que celles de fin d'automne.

Les données de débit, nous ont été fournies par la Direction Régionale de l'Environnement du Languedoc-Roussillon (DIREN-LR). Il s'agit de données issues du limnimètre de la station de Lavalette (Montferrier-sur-Lez) et converties en débit à l'aide de la courbe de tarage présentée à la Figure 25.

**Tableau 8.** Surface des polygones de Thiessen de chacun des pluviomètres de l'étude recouvrant l'hydrosystème du Lez et les pourcentages de recouvrement du bassin correspondant.

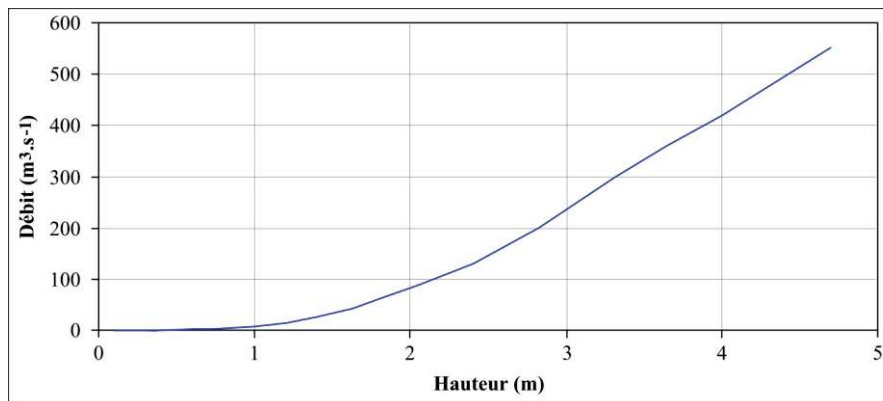
Pluviomètres	Surfaces des polygones de Thiessen correspondants recouvrant le bassin (km <sup>2</sup> )	Recouvrement du bassin (%)
Prades-le-Lez	241	61
St-Martin-de-Londres	58	15
St-Hippolyte-du-Fort	53	13
Vic-le-Fesq	24	6
Sommières	18	4

La courbe de tarage de la station de Lavalette utilisée dans cette étude a été établie à partir de 64 jaugeages, dont 59 ont été effectués pour des débits inférieurs à 10 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup>. Les 5 derniers jaugeages ont été effectués entre 1987 et 1979 pour des débits compris entre 22 et 292 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup>. Les jaugeages effectués en période de crue sont donc peu nombreux et relativement anciens. La partie haute de la courbe est ainsi associée à une forte incertitude et les débits au-delà de 292 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup> sont proposés en pure extrapolation linéaire.

La validation de la partie haute de la courbe de tarage à Lavalette a été effectuée par comparaison avec 2 jaugeages effectués plus en aval, aux ponts Garigliano et Zuccarelli en décembre 2002 (CETE Méditerranée, 2007). Le premier jaugeage a mesuré un débit de 181 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup>, correspondant à une cote de 0,25 m à Lavalette et le deuxième a mesuré un débit de 330 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup>, correspondant à une cote de 0,35 m à Lavalette. *Ces 2 points collent*

relativement bien sur la courbe de tarage de la station. Nous concluons que les deux jaugeages de décembre 2002 confortent globalement la partie haute de la courbe de tarage de Lavalette, mais avec une surestimation difficilement chiffrable car nous négligeons les apports intermédiaires entre Lavalette et le pont de Garigliano (pour la première mesure) et entre Lavalette et le pont Zuccarelli (pour la deuxième mesure). (CETE Méditerranée, 2007).

**Figure 25.** Courbe de tarage de la station limnimétrique de Lavalette.



Face à la difficulté d'obtenir des chroniques de données hydrométéorologiques au pas de temps semi-horaire (*i.e.* fréquence d'échantillonnage de la base de données sur le Gardon d'Anduze) sur des périodes suffisamment longues, nous avons été contraints d'utiliser des données au pas de temps horaire sur le Lez. Précisons que l'ensemble de ces données hydrométéorologiques nous ont été fournies au pas de temps horaire, nous n'avons donc pas effectué de ré-échantillonnage.

Les événements de crues rapides retenus pour nos travaux ont été extraits de chroniques continues au pas de temps horaire entre 1994 et 2008 par Coustau (2011). Cette sélection est effectuée à partir de critères pluviométriques et débitométriques. Le critère pluviométrique est le dépassement d'un cumul de pluie supérieur à 90 mm enregistré à Prades-le-Lez entre 2 périodes de 24 h sans pluie (*i.e.* un épisode de pluie tel que défini par Coustau (2011)). Trente épisodes ont été sélectionnés d'après ce critère. A ces épisodes ont été ajoutés les événements pour lesquels les pluies enregistrées à Prades-le-Lez sont inférieures à 90 mm mais le débit maximum enregistré à Lavalette supérieur à  $45 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ . La base de données ainsi constituée contient 37 événements de crue. Les chroniques de pluie utilisées dans les travaux de Coustau (2011) sont constituées de données issues de pluviomètres au sol et de radars pluviométriques. L'utilisation des 2 types de données avec les modèles à réseaux de neurones n'étant pas pertinente en raison de la sous-estimation quasi-systématique des données radar (Coustau, 2011; Marchandise, 2007), sans recalibration, nous avons choisi de conserver uniquement les événements pour lesquels les données de pluies sont issues de pluviomètres. Finalement, les données hydrométéorologiques mesurées sur 15 événements de crue composent la base de données utilisée dans notre étude (Tableau 9). La liste des événements et leurs caractéristiques hydrométéorologiques sont disponibles en Annexe 2.

Précisons par ailleurs que, dans notre étude, seules les données de pluie issues des pluviomètres de Prades-le-Lez et de Saint-Martin-de-Londres proviennent de la base de données utilisée par Coustau (2011). Une fois les événements définis, nous avons recueilli les

données de pluies enregistrées sur les pluviomètres de Saint-Hippolyte-du-Fort, Vic-le-Fesq et Sommières auprès du SPCGD, afin de compléter notre base de données

**Tableau 9.** Statistiques sur les mesures hydrométéorologiques de la base de données sur le Lez.

	Débit à Lavalette ( $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ )	Cumul de pluie moyen sur le bassin (mm)	Durée de l'évènement (h)
Minimum	7	51	35
Maximum	496	280	192
Médiane	100	128	96

## 2.4 Synthèse sur les sites d'études

Le bassin versant du Gardon d'Anduze est un bassin typiquement cévenol, présentant des pentes abruptes et des vallées étroites avec un gradient altimétrique de l'ordre de 800 m. Le socle est principalement constitué de roches métamorphiques imperméables. Cependant, un réseau dense de fracturation permet une percolation profonde importante pouvant atteindre  $100 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ . Les sols, d'épaisseur variable mais globalement faible, notamment sur les versants, présentent une perméabilité importante favorisant les écoulements sub-surfaciques. Les caractéristiques topographiques, géologiques et pédologiques de ce bassin expliquent le drainage rapide des eaux précipitées jusqu'à l'exutoire, ainsi que la non-linéarité des relations pluie-débit. Les temps de réponses sont estimés entre 3h et 8h.

L'hydrosystème du Lez est typiquement méditerranéen avec la présence d'aquifères karstiques bien développés et affleurant sur plus d'un tiers de sa surface. La structure de cet hydrosystème est très hétérogène, notamment en raison de l'aspect polyphasé du processus de karstification et de l'histoire tectonique de la région. Cette hétérogénéité est à l'origine d'une circulation anisotrope des eaux souterraines ainsi que de nombreux effets de seuil dans le comportement hydrodynamique du bassin. Il en résulte une relation pluie-débit fortement non-linéaire particulièrement difficile à simuler et à prévoir.

La description de la géologie, de la topographie, de l'occupation du sol et de la structure des 2 systèmes étudiés permet d'appréhender les difficultés rencontrées pour modéliser leur fonctionnement hydrodynamique respectif (Tableau 10). Ces difficultés sont accentuées pour les évènements météorologiques intenses et localisés, rendant la relation pluie-débit fortement non-linéaire et difficile à extrapoler ou à généraliser. De plus, les évènements extrêmes sont par définition rares. Peu de données sont donc disponibles pour les étudier, comme le montrent les bases de données, disponibles sur les 2 systèmes, présentant peu d'évènements réellement intenses, correspondant à des vigilances hydrologiques orange ou rouge.



**Tableau 10.** Synthèse des caractéristiques géographiques, géologiques, hydrologiques et météorologiques des bassins versants du Gardon d’Anduze et du Lez à Lavalette ainsi que de leur base de données.

Caractéristiques	Gardon d’Anduze	Lez à Lavalette
Superficie du bassin versant (km <sup>2</sup> )	542	120
Superficie du bassin hydrogéologique (km <sup>2</sup> )	-	380
Géologie	Roches carbonatés Roches métamorphiques	Roches carbonatées
Altitude maximum (m NGF)	1060	658
Pente moyenne du bassin versant (%)	10	5
Temps de réponse (h)	3 à 8	
Débit maximum (m <sup>3</sup> .s <sup>-1</sup> )	2965	496
Rôle des eaux souterraines	Contribution sub-surfacique	Contribution karstique
Type de précipitations	Orage Cévenole Orage méditerranéenne	Orage méditerranéenne
Nombre d’évènements	60	20
Echantillonnage de la base de données (min)	30	60

# Chapitre 3

## Réseaux de neurones formels

Le concept du réseau de neurones formels a été introduit par McCulloch and Pitts (1943). Initialement proposés dans le but de modéliser le fonctionnement des cellules nerveuses, et par là du système nerveux central, les réseaux de neurones formels ont ensuite été développés pour diverses applications telles que la classification ou l'identification de fonction, sans attacher d'importance à une quelconque vraisemblance biologique. La terminologie employée dans le domaine témoigne néanmoins de la paternité des neurosciences. En toute rigueur le terme *formel* est utilisé à la suite de *neurone* afin de distinguer l'objet mathématique de la cellule biologique. Néanmoins dans la mesure où ce manuscrit ne traite en aucun cas de biologie, ce terme sera volontairement omis.

Les réseaux de neurones forment une classe de modèles non-linéaires paramétrés. Ils sont mis en œuvre dans nos travaux à des fins d'identification de fonction. En tant que modèles de type *boîte noire*, ils permettent de représenter le fonctionnement d'un système basé uniquement sur la connaissance de ses entrées et de ses sorties. Aucune connaissance *a priori* sur la physique des processus à l'œuvre dans le phénomène à modéliser n'est donc nécessaire.

Dans ce chapitre, la description de la composition, de la structure et du fonctionnement des réseaux de neurones est présentée dans une première section. Dans une seconde section, les propriétés fondamentales des réseaux de neurones, l'approximation universelle et la parcimonie, justifiant leur utilisation dans nos travaux, sont exposées. Les étapes de conception d'un modèle à réseau de neurones sont ensuite décrites dans une troisième section. Enfin, l'application des réseaux de neurones à la modélisation de systèmes hydrologiques est proposée. En conclusion il apparaît que ces modèles sont à même de proposer une alternative à la conception de modèles hydrologiques dans les configurations de bassins au fonctionnement mal connu ; il apparaissent donc tout à fait pertinents pour la prévision des crues rapides.

### 3.1 Définitions

#### 3.1.1 Neurone formel

Un neurone est un opérateur mathématique qui effectue une transformation d'une ou plusieurs variables d'entrées, des vecteurs notés  $x$ , en une ou plusieurs valeurs de sorties, dans notre cas un seul scalaire noté  $y$  (Figure 26). Cette transformation est effectuée en 2 étapes. Dans un premier temps, le potentiel du neurone, noté  $v$ , est calculé en réalisant la somme pondérée de ses entrées  $x$  par les paramètres du neurone : les coefficients  $c$ . Dans un second temps, la sortie du neurone est calculée par la transformation de son potentiel à l'aide d'une fonction d'activation noté  $\varphi(\cdot)$ . La transformation effectuée par un neurone est formulée par l'équation (5).

$$y = \varphi(x_0, \dots, x_n; c_0, \dots, c_n) \tag{5}$$

avec,  $y$  la sortie du neurone,  
 $\varphi(\cdot)$  sa fonction d'activation,  
 $x_j (j=0, n)$  ses entrées,  
 $c_j (j=0, n)$  ses paramètres.

Selon l'application souhaitée, la fonction d'activation peut prendre différentes formes, telles que des fonctions : linéaire, Heaviside, Gaussienne, ou encore tangente hyperbolique. Compte tenu des objectifs de nos travaux, seules 2 fonctions d'activation ont été utilisées, les fonctions linéaire et tangente hyperbolique. Cette dernière présente l'intérêt particulier d'être continue, dérivable et bornée puisque  $y$  ne tend pas vers l'infini quand la valeur absolue du potentiel tend vers l'infini.

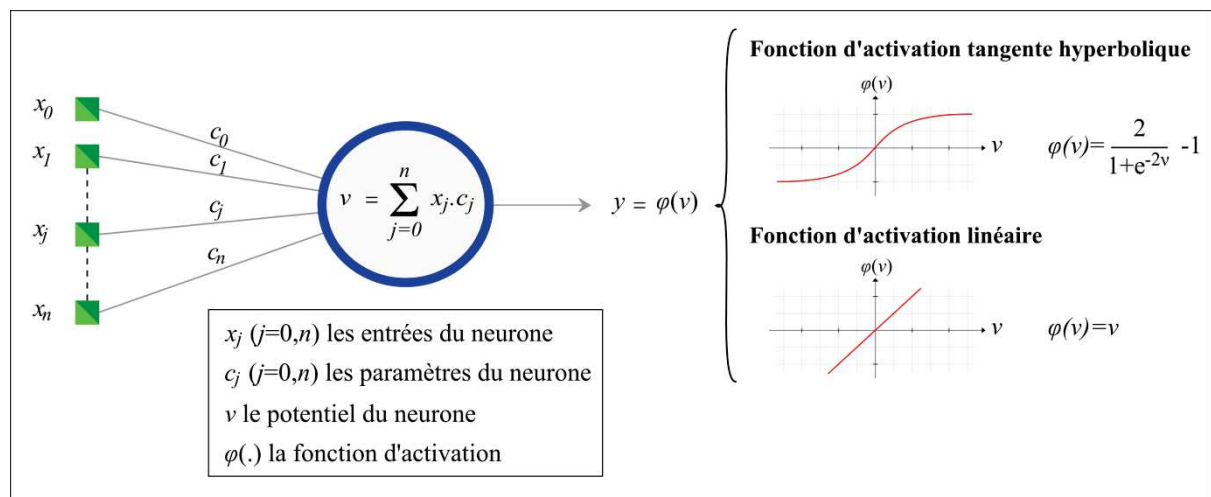


Figure 26. Neurone formel et fonctions d'activation tangente hyperbolique et linéaire.

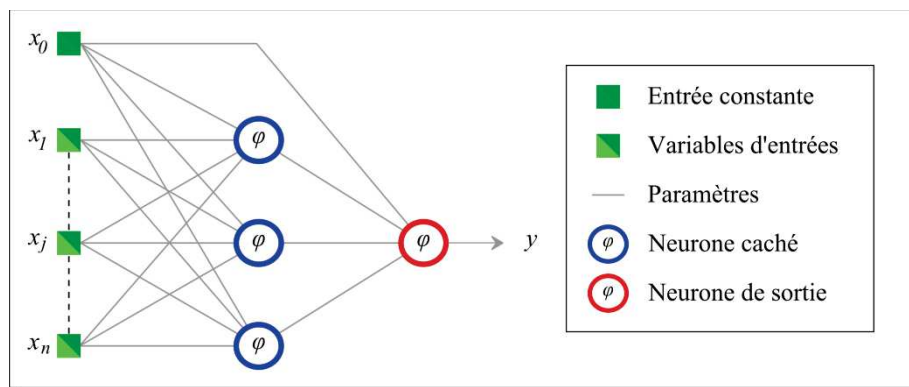
### 3.1.2 Réseaux de neurones formels

Les réseaux de neurones sont des structures constituées de neurones formels interconnectés selon une architecture spécifique. Un réseau est donc une composition de fonctions neurones, agencées selon une architecture adaptée à une application souhaitée. Une grande variété d'architectures peut donc être imaginée. Cependant, à des fins d'identification de système il a été prouvé qu'une architecture particulière, le *perceptron multicouche*, est capable d'approcher n'importe quelle fonction non-linéaire bornée et dérivable en tout point (Cybenko, 1989). Cette architecture sera donc utilisée dans nos travaux.

Le perceptron multicouche comporte des couches successives avec une ou plusieurs couches de neurones *cachés* et une couche de neurones *de sortie*. Chacun des neurones de chacune des couches est connecté à chaque neurone de la couche suivante (Figure 27). De plus, une entrée *constante* est connectée à chacun des neurones des couches cachées et de la couche de sortie. Cette entrée, dont la valeur est fixée par l'opérateur, permet d'effectuer une transformation affine du signal estimé en sortie. En effet, lorsque toutes les entrées sont nulles, il peut être nécessaire que la sortie ne le soit pas. Bien que cette entrée constante ne figure pas en général sur les schémas représentant les réseaux de neurones, elle y est systématiquement introduite.

$$y = c_{s,0}x_0 + \sum_{j=1}^{n_c} \left[ c_{s,j} \varphi \left( \sum_{i=0}^n c_{j,i} x_i \right) \right] \quad (6)$$

avec,  $y$  la sortie du réseau,  
 $x_0$  son entrée constante,  
 $x_i$  ( $i=1,n$ ) ses variables d'entrée,  
 $c_{s,0}$  le paramètre reliant l'entrée constante au neurone de sortie,  
 $n_c$  le nombre de neurones cachés,  
 $c_{s,j}$  le paramètre reliant le neurone d'indice  $j$  de la couche cachée au neurone de sortie,  
 $\varphi(\cdot)$  la fonction d'activation des neurones de la couche cachée,  
 $c_{j,i}$  le paramètre reliant la variable d'entrée d'indice  $i$  au neurone d'indice  $j$  de la couche cachée.



**Figure 27.** Perceptron multicouche à une couche de neurones cachés.

A des fins pédagogiques cette entrée est représentée sur la Figure 27 mais ne le sera plus sur les suivantes. La fonction effectuée par un tel modèle est exprimée par l'équation (6). Notons sur l'équation (6) que la sortie du perceptron multicouche dépend non-linéairement de ses paramètres ; cette propriété sera très utile par la suite (Section 2.2.2).

## **3.2 Propriétés fondamentales du perceptron multicouche**

Dans cette section nous présentons les propriétés fondamentales du Perceptron multicouche justifiant son utilisation privilégiée pour les tâches d'identification de système qui font l'objet de nos travaux.

### **3.2.1 Approximation universelle**

La propriété d'approximation universelle du perceptron multicouche a été démontrée par Cybenko (1989) et Funahashi (1989). Elle a été énoncée de la manière suivante :

*Toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables, par un réseau de neurones comportant une couche de neurones cachés en nombre fini, possédant tous la même fonction d'activation bornée, et un neurone de sortie linéaire.* (Hornik et al., 1989).

L'approximation universelle est un théorème d'existence très important qui fonde notre choix d'utiliser l'architecture du perceptron multicouche, mais qui ne permet pas de calculer la valeur des paramètres utiles pour identifier la fonction de régression du système étudié.

### **3.2.2 Parcimonie**

Barron (1993) a montré que le Perceptron multicouche, dont la sortie dépend non-linéairement de ses paramètres, est plus parcimonieux qu'un modèle dont la sortie dépend linéairement de ses paramètres. La comparaison a été réalisée relativement aux modèles statistiques polynomiaux. Plus généralement, Barron (1993) ajoute que pour une précision arbitraire donnée, l'augmentation du nombre de variables d'entrée induit une augmentation exponentielle du nombre de paramètres pour un modèle linéaire en ses paramètres (*e.g.* modèle polynomial), alors qu'elle induit une augmentation linéaire du nombre de paramètres pour un modèle non-linéaire en ses paramètres (*e.g.* perceptron multicouche).

## **3.3 Modèles statiques et dynamiques**

Selon la manière de prendre le temps en considération, 2 catégories de modèle peuvent être distinguées : les modèles *statiques* et les modèles *dynamiques*. Ces 2 approches, offrant des performances variables selon l'objectif du modèle mis au point, sont présentées dans la section suivante. Nous distinguons dans cette section la différence entre le modèle *postulé*, un modèle hypothétique supposé représenter au mieux le fonctionnement connu du processus

physique étudié, statique ou dynamique, et son implémentation par des réseaux de neurones, *récurrent* ou *non-récurrent*.

### 3.3.1 Modèles statiques

Dans un modèle statique, la sortie ne dépend que des entrées introduites à l'instant de simulation ou de prévision et non de l'*état interne* du réseau. La sortie est donc une fonction de  $n$  variables dans laquelle le temps ne joue pas de rôle fonctionnel. Lorsque les variables d'entrées sont des signaux échantillonnés, le réseau de neurones implémentant un modèle statique est un filtre numérique non-linéaire et non-récurrent (*i.e.* filtre transverse). La fonction mise en œuvre par un tel réseau peut être exprimée mathématiquement par l'équation (7). Dans ce type de réseau l'information circule dans le sens unique des entrées vers la sortie, il est donc dit *non-récurrent* ou *non-bouclé* (Figure 28). Lorsque les entrées sont constantes, la sortie est elle-même constante et n'évolue plus.

$$y(k) = \varphi_{RN} [\mathbf{x}(k), \dots, \mathbf{x}(k-n); \mathbf{c}] \quad (7)$$

avec,  $y(k)$  la sortie du modèle à l'instant discret  $k$ ,  
 $\varphi_{RN}$  la transformation non-linéaire opérée par le filtre,  
 $\mathbf{x}(k)$  le vecteur du biais et des  $n$  variables à l'instant discret  $k$ ,  
 $\mathbf{c}$  la matrice des paramètres.

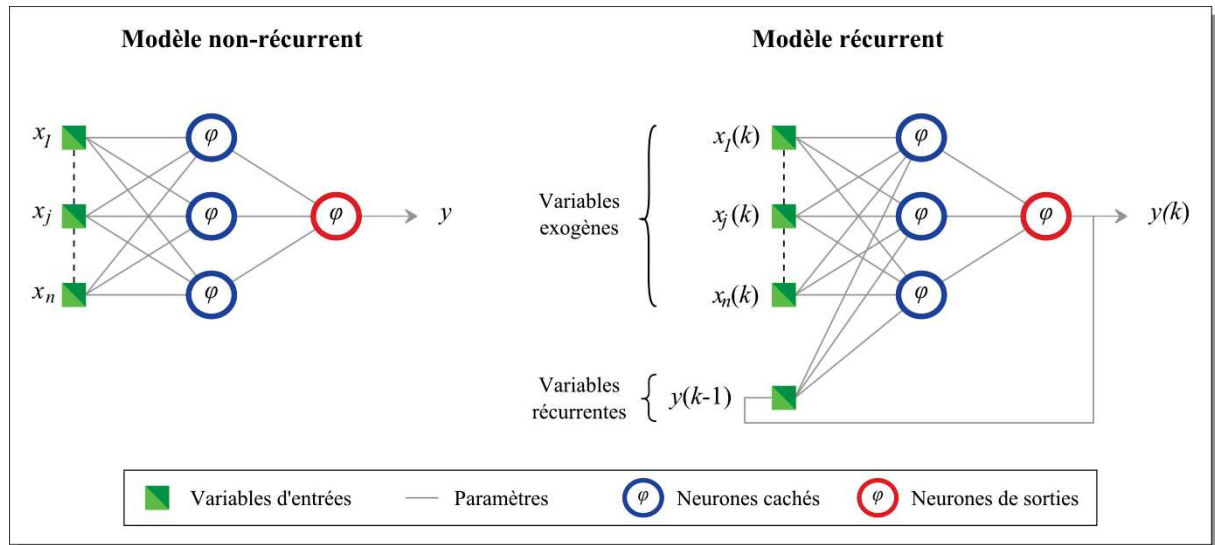
### 3.3.2 Modèles dynamiques

A la différence du modèle statique, le modèle dynamique est non seulement fonction de  $n$  variables d'entrée, dites *exogènes*, mais également d'une ou plusieurs valeurs passées de son état, dans notre cas sa sortie, estimée par le modèle lui-même. Le temps joue ainsi, dans ce type de modèle, un rôle fonctionnel puisque la sortie dépend d'une ou plusieurs des sorties passées. De cette manière, même si les variables exogènes restent constantes dans le temps, la sortie pourra varier dans le temps selon l'*état interne* du modèle.

Deux types de réseaux de neurones peuvent être utilisés pour représenter un processus physique dynamique. Soit les valeurs passées de la sortie introduites en entrée sont estimées par le réseau lui-même, dans ce cas le réseau utilisé est dit *récurrent* ou *bouclé* (Figure 28). La fonction mise en œuvre par un tel réseau peut être exprimée mathématiquement par l'équation (8). Soit les valeurs passées de la sortie introduites en entrée sont celles mesurées sur le processus physique et le type de réseau de neurones adapté est non-récurrent. Un réseau de neurones non-récurrent, représentant un système dynamique sera dit à apprentissage *dirigé* par les observations (de la sortie). A l'inverse, si le réseau de neurones implémentant ce modèle dynamique est récurrent, il sera dit à apprentissage *non-dirigé* par les observations (de la sortie).

$$y(k) = \varphi_{RN} [y(k), \dots, y(k-1), \dots, y(k-r); \mathbf{x}(k), \dots, \mathbf{x}(k-n); \mathbf{c}] \quad (8)$$

avec,  $r$  l'ordre du réseau : le nombre de valeurs passées observées en sortie, bouclés vers l'entrée.



**Figure 28.** Perceptrons multicouches statique et dynamique à une couche de neurones cachés.

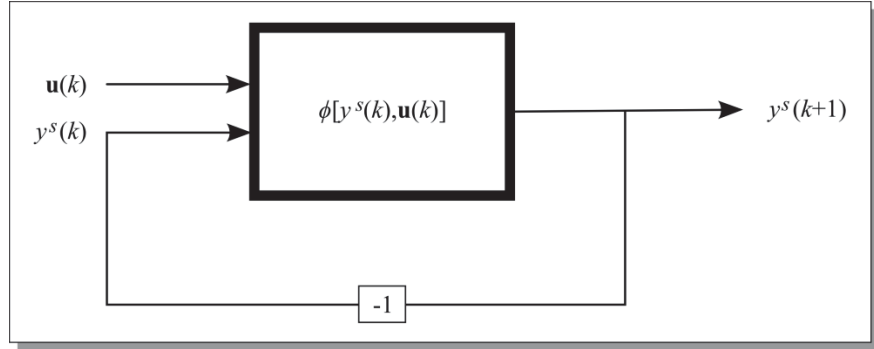
### 3.3.3 Identification d'un processus dynamique

Nerrand et al. (1993) ont présenté une méthode permettant de sélectionner le type de modèle et le mode d'apprentissage le plus pertinent d'après les connaissances du bruit et des perturbations opérant sur le modèle postulé. Considérons le modèle postulé dynamique d'ordre 1 (Figure 29), d'un processus dynamique réalisant la fonction exprimée par l'équation (9).

$$y_s(k+1) = \phi(y_s(k), \dots, y_s(k-r+1); u(k), \dots, u(k-w+1)) \quad (9)$$

avec,  $y(k+1)$  la sortie prédite fonction des sorties estimées précédentes et du vecteur  $\mathbf{u}(k)$  des variables exogènes,  
 $r$  l'ordre du modèle,  
 $w$  la profondeur de la fenêtre temporelle des entrées,  
 $\phi$  une fonction non linéaire.

**Figure 29.** Modèle postulé dynamique d'ordre 1.



Deux hypothèses sont alors formulées pour le modèle postulé dynamique. Les perturbations, telles que les bruits ou incertitudes, affectent soit la sortie du modèle postulé, c'est l'hypothèse bruit de sortie, soit son état, c'est l'hypothèse bruit d'état. Deux types de prédicteurs neuronaux découlent de ces hypothèses

### Hypothèse bruit de sortie

Lorsque les données de mesure de sortie du système contiennent des bruits importants, les perturbations sont considérées comme affectant la sortie du modèle postulé. L'expression mathématique d'un tel modèle est proposée à l'équation (10).

$$y^s(k+1) = \phi(y^s(k), \dots, y^s(k-r+1), u(k), \dots, u(k-w+1)) + b(k+1) \quad (10)$$

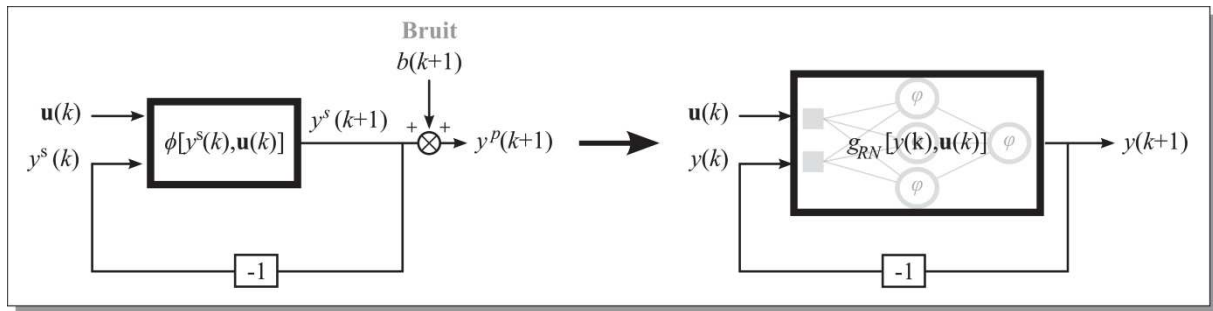
avec,  $y^s(k+1)$  la sortie du modèle postulé à l'instant discret  $k+1$ ,  
 $\phi(\cdot)$  une fonction représentant le fonctionnement physique du processus étudié,  
 $y^s(k)$  la sortie du modèle postulé à l'instant discret  $k$ ,  
 $\mathbf{u}$  les entrées du processus,  
 $b(k+1)$  le bruit affectant l'observation du processus à l'instant discret  $k+1$ .

La Figure 30 présente le modèle postulé selon l'hypothèse bruit de sortie ainsi que le prédicteur neuronal associé. Compte tenu du fait que les mesures de la sortie du processus sont perturbées, il convient de boucler la sortie du processus, avant son observation, en la réintroduisant en entrée du réseau avec un retard d'au moins un pas de temps. Sa sortie est décrite par l'équation (11). Ce type de réseau est théoriquement capable d'effectuer des prévisions dont l'horizon ne serait limité que par la disponibilité de prévisions de variables exogènes de qualité. Il est dynamique et donc à apprentissage *non-dirigé* par les observations.

$$y(k+1) = g_{RN}(y(k), \dots, y(k-r+1), u(k), \dots, u(k-w+1), \mathbf{c}) \quad (11)$$

avec,  $y(k+1)$  la sortie estimée par le réseau à l'instant discret  $k+1$ ,  
 $y^p(k+1)$  la sortie mesurée sur le processus à l'instant discret  $k+1$ ,  
 $g_{RN}$  la fonction opérée par le réseau de neurones,  
 $\mathbf{c}$  la matrice des paramètres.





**Figure 30.** Modèle postulé avec bruit de sortie (à gauche) et le réseau de neurones correspondant au prédicteur associé (à droite).

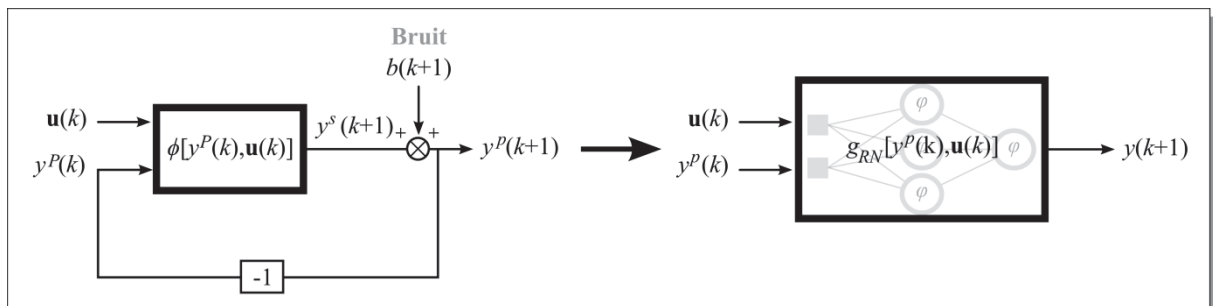
### Hypothèse bruit d'état

Lorsque ce sont les mesures d'entrée du système qui contiennent des bruits importants, les perturbations affectent l'état du modèle postulé. L'expression mathématique de ce modèle est proposée à l'équation (12).

$$y^s(k+1) = \phi(y^p(k), \dots, y^p(k-r+1), u(k), \dots, u(k-w+1)) + b(k+1) \quad (12)$$

- avec,  $y^s(k+1)$ , la sortie du modèle postulé à l'instant discret  $k+1$ ,  
 $\phi(\cdot)$  une fonction représentant le fonctionnement physique du processus étudié,  
 $y^p(k)$  la sortie mesurée sur le processus à l'instant discret  $k$ ,  
 $u$  les entrées du processus,  
 $b(k+1)$  le bruit affectant le processus et son mode d'observation à l'instant discret  $k+1$ .

La Figure 31 présente le modèle postulé selon l'hypothèse bruit d'état ainsi que le modèle de prédicteur neuronal associé. Dans la mesure où l'état est bruité, il convient plutôt d'introduire en entrée du réseau de neurones les sorties observées sur le processus. Il s'agit donc d'un réseau non-bouclé (ou statique), mais permettant de représenter le fonctionnement d'un système dynamique dont la fonction est décrite par l'équation (13). Dans ces conditions, la prévision nécessite des mesures réalisées sur le processus ; elle est plus rapidement dégradée qu'avec le modèle dynamique au fur et à mesure de l'augmentation de l'horizon de prévision. Ce modèle est dit à *apprentissage dirigé* par les observations.



**Figure 31.** Modèle postulé avec bruit d'état (à gauche) et le réseau de neurones correspondant au prédicteur associé (à droite).

$$y(k+1) = g_{RN}(y^p(k), \dots, y^p(k-r+1), u(k), \dots, u(k-w+1), \mathbf{c}) \quad (13)$$

avec,  $y(k+1)$  la sortie estimée par le réseau à l'instant discret  $k+1$ ,  
 $y^p(k+1)$  la sortie mesurée sur le processus à l'instant discret  $k+1$ ,  
 $g_{RN}$  la fonction opérée par le réseau de neurones,  
 $\mathbf{u}$  les entrées du processus,  
 $\mathbf{c}$  la matrice des paramètres.

## 3.4 Conception de réseaux de neurones

### 3.4.1 Apprentissage

L'apprentissage du réseau de neurones est la phase de calcul de ses paramètres. L'apprentissage nécessite un ensemble de couples d'entrées-sorties échantillonnant correctement le fonctionnement du système étudié. La base de données est constituée de  $N$  mesures de la variable expliquée  $\{y_k^p\}, (k=1, \dots, N)$  et des valeurs correspondantes des  $n$  variables explicatives  $\{x_k\} = \{[x_k^1, \dots, x_k^n]\}$ . Comme la fonction à identifier est non-linéaire, l'ensemble des mesures fini et que les mesures sont affectées par du bruit, la fonction reliant les entrées à la sortie mesurée ne peut être déterminée de façon univoque. L'objectif de l'apprentissage est donc de trouver la solution parcimonieuse la plus proche de la fonction associant les entrées du système à sa sortie.

### Fonction de coût

La phase d'apprentissage d'un réseau de neurones est assurée par un algorithme d'apprentissage qui incrémente itérativement la matrice des paramètres  $\mathbf{c}$  du modèle, modifiant ses sorties estimées afin de minimiser une fonction de coût. Cette fonction de coût est une fonction critère mesurant la distance entre les sorties estimées du modèles et les sorties mesurées sur le système étudié. Dans ces travaux la fonction de coût utilisée est la fonction des moindres carrés, notée  $J(\mathbf{c})$ , classiquement utilisée pour l'apprentissage des Perceptrons multicouches, et formulée par l'équation (14).

$$J(\mathbf{c}) = \sum_{k=1}^N [y_k^p - y(\mathbf{x}_k, \mathbf{c})]^2 \quad (14)$$

avec,  $J(\mathbf{c})$  la fonction de coût,  
 $N$  le nombre de pas de temps discrets  $k$  considérés,  
 $y_k^p$  la sortie observée sur le processus,  
 $y(\mathbf{x}^k, \mathbf{c})$  la sortie du modèle pour le vecteur de variables  $\mathbf{x}^k$ ,  
 $\mathbf{c}$  la matrice des paramètres

Bien que la phase d'apprentissage vise à modifier les paramètres du réseau de neurones afin d'ajuster ses sorties estimées aux sorties mesurées sur le système étudié, elle ne peut être complètement identifiée à l'étape de calibration des modèles conceptuel ou physique. De fait,

l'apprentissage d'un réseau de neurones ne consiste pas uniquement en l'ajustement de ses paramètres mais en une redéfinition itérative de la fonction de régression elle-même.

## Prétraitement des séries de données

L'utilisation de la fonction d'activation tangente hyperbolique pour les neurones cachés rend nécessaire un prétraitement des variables introduites en entrée. Ces variables sont normalisées afin d'être ramenées à un même ordre de grandeur quelles que soient les variables et les unités utilisées pour les décrire. Cette opération permet donc de ne pas favoriser une variable par rapport à une autre, mais aussi évite la saturation de la fonction d'activation tangente hyperbolique. Généralement, ce prétraitement consiste à centrer et réduire signaux d'entrée et de sortie par leur écart type. Cependant, dans le cas de variables hydrologiques, il a été montré empiriquement que sur des bassins soumis à des crues rapides, il était plus efficace d'appliquer une homothétie pour ramener les valeurs à des variables entre 0 et 1 (Toukourou et al., 2009). Notons que dans nos travaux nous avons choisi de ramener les valeurs maximales des signaux d'entrée et de sortie à 0,9 afin de minimiser les risques de saturation de la fonction d'activation tangente hyperbolique, dont les sorties varient entre -1 et 1, au cas où, dans le futur, les variables prendraient des valeurs plus élevées que les valeurs présentes dans la base de données.

## Initialisation

Au début de l'apprentissage, une valeur arbitraire est affectée à chacun des paramètres. Ces valeurs initiales des paramètres peuvent influencer significativement sur les valeurs estimées en sortie et par conséquent sur la performance des modèles (Bornancin-Plantier, 2013). Pour cette raison, la sélection de l'initialisation est une étape importante de la conception d'un réseau de neurones qui nécessite une attention particulière. Notons que la notion d'initialisation décrite ici est bien différente de celle utilisée en modélisation conceptuelle ou à base physique qui consiste généralement à définir un état initial ou des conditions aux limites. En pratique les valeurs initiales des paramètres sont faibles afin que la sorties des neurones non linéaires se situe dans la partie linéaire de la sigmoïde. Ainsi, la pente est maximale et l'apprentissage effectuée dès le début des incréments élevés.

## Algorithme d'apprentissage

La procédure effectuée par l'algorithme d'apprentissage peut être décrite comme suit :

*Étape 1.* Initialisation aléatoire de la matrice des paramètres  $\mathbf{c}$ , avec  $\{c_j\}, (j=1, \dots, N)$

*Étape 2.* Propagation : calcul du potentiel et de la sortie des neurones depuis la couche d'entrée vers le neurone de sortie.

*Étape 3.* Calcul du gradient de la fonction de coût  $\nabla J(\mathbf{c})$  .

*Étape 4.* Calcul de l'incrément  $\delta c$  à appliquer aux coefficients à partir de  $\nabla J(\mathbf{c})$  .

*Étape 5.* Reprise de la procédure depuis l'étape 2 jusqu'au minimum de la fonction de coût ou jusqu'au critère d'arrêt de la procédure.

Une itération d'apprentissage correspond aux étapes 1 à 4 qui sont répétées jusqu'à la satisfaction du critère d'arrêt de l'apprentissage. Le calcul du gradient de la fonction de coût est effectué à l'aide de l'algorithme de rétropropagation (Rumelhart et al., 1986). Deux catégories principales de méthodes sont ensuite disponibles pour calculer l'incrément à appliquer aux paramètres. La première regroupe les méthodes dites du premier ordre qui modifient les paramètres proportionnellement au gradient de la fonction de coût. L'incrément  $\delta \mathbf{c}$  est alors calculé par multiplication du gradient avec un coefficient  $\mu$ , fixe ou variable, correspondant au pas du gradient, exprimé par équation (15).

$$\delta \mathbf{c} = -\mu \cdot \nabla J(\mathbf{c}) \quad (15)$$

avec,  $\delta \mathbf{c}$  l'incrément affecté à la matrice des paramètres  $\mathbf{c}$ ,  
 $\mu$  le pas du gradient,  
 $\nabla J(\mathbf{c})$  le gradient de la fonction de coût.

La deuxième catégorie regroupe les méthodes dites du second ordre faisant intervenir les dérivées secondes de la fonction de coût ou leur approximation par un produit des dérivées premières. Ces méthodes font alors intervenir la matrice hessienne, matrice des dérivées secondes de la fonction de coût par rapport aux paramètres. Généralement, les méthodes du second ordre convergent plus rapidement vers un minimum meilleur que celles du premier ordre.

Parmi les méthodes du second ordre, la méthode de Levenberg-Marquardt, adaptée à l'apprentissage des réseaux de neurones par (Hagan and Menhaj, 1994), permet d'approximer la matrice hessienne à partir des dérivées premières, calculées par la rétropropagation, économisant ainsi le calcul coûteux en temps des dérivés secondes. Cette méthode est généralement admise comme la plus efficace à ce jour. Son utilisation est cependant limitée aux réseaux de neurones n'excédant pas quelques milliers de paramètres en raison de l'impossibilité d'inverser une matrice hessienne de taille trop importante qui serait générée par un réseau de trop grande dimension. Les réseaux de neurones mis en œuvre dans les travaux présentés dans ce manuscrit n'excédant jamais quelques centaines de paramètres, l'utilisation de l'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquardt est pertinente.

Enfin, comme la base de données dédiée à l'apprentissage comporte de nombreux exemples destinés à échantillonner l'espace des états de manière à bien le représenter, les étapes 2 et 3 précédemment listées sont répétées pour tous les exemples de la base d'apprentissage. L'étape 4 est alors la somme des incréments calculés pour chacun des exemples.

### 3.4.2 Performances de généralisation

La performance de généralisation désigne la capacité d'un réseau de neurones à effectuer une bonne estimation de la sortie du système lorsque de nouvelles données d'entrée, jamais rencontrées durant l'apprentissage, lui sont appliquées. Afin de tester la performance de généralisation des modèles, il convient donc de mettre à l'écart une partie de la base de données qui ne sera pas utilisée lors de l'apprentissage. La partie utilisée pour tester la performance de généralisation des modèles est appelée l'*ensemble de test*, celle conservée pour l'apprentissage, est appelée l'*ensemble d'apprentissage*.

### 3.4.3 Sur-apprentissage

Dans la pratique, l'algorithme d'apprentissage est si efficace que les performances de généralisation du modèle (sur l'ensemble de test) peuvent être détériorées au fur et à mesure des itérations tandis que la fonction de coût sur l'ensemble d'apprentissage continue à diminuer. En effet, si les valeurs mesurées des variables d'entrées et de sortie du système sont entachées d'erreurs, comme c'est toujours le cas en sciences naturelles, le modèle apprend non seulement la fonction de régression du fonctionnement du système mais aussi la réalisation particulière du bruit contenu dans les données de mesures. Compte tenu de la multitude des sources de bruit, ne dépendant pas toujours du fonctionnement du système, ses réalisations dans l'ensemble d'apprentissage et dans l'ensemble de test peuvent être indépendantes. Ce phénomène est appelé *sur-apprentissage*, car la fonction mise en œuvre par le réseau est trop ajustée à la relation entrées-sorties du système, mesurées avec incertitude, sur l'ensemble d'apprentissage. Il en résulte une dégradation des performances de la fonction appliquée par le réseau de neurones à représenter la relation entrées-sorties du système sur un jeu de données jamais rencontré en apprentissage.

La complexité du modèle, liée au nombre de paramètres libres qu'il contient, est un facteur de sur-ajustement. Un réseau constitué d'un nombre important de paramètres sera plus performant en apprentissage qu'un réseau moins complexe mais ses performances de généralisation pourront en être affectées. A l'inverse, un réseau disposant d'un nombre trop faible de paramètres ne sera pas suffisamment flexible pour s'ajuster à la fonction de régression de façon satisfaisante. Il est donc nécessaire, lors de la conception d'un réseau de neurones, de tendre vers un équilibre entre flexibilité et complexité. En d'autres termes il s'agit de trouver un compromis entre la meilleure performance en apprentissage possible, minimisant donc le biais du modèle et une performance satisfaisante en généralisation traduisant une variance minimale du modèle. Ce compromis est appelée le *dilemme biais-variance* (Geman et al., 1992). La Figure 32 illustre le phénomène de sur-apprentissage en montrant l'augmentation progressive de la fonction de coût calculée sur l'ensemble de test à partir de la cinquième itération de l'algorithme d'apprentissage. Au-delà de la cinquième itération le modèle est dit sur-ajusté. Ce dilemme est le principal écueil de l'apprentissage statistique, notamment appliqué à l'identification de systèmes naturels qui sont observés avec de grandes incertitudes. Il peut être exprimé mathématiquement par l'équation (16).

L'erreur théorique de prévision pour un vecteur  $\mathbf{x}$  donné, calculée sur tous les ensembles d'apprentissage possibles, est la somme de 3 termes (Geman et al., 1992) :

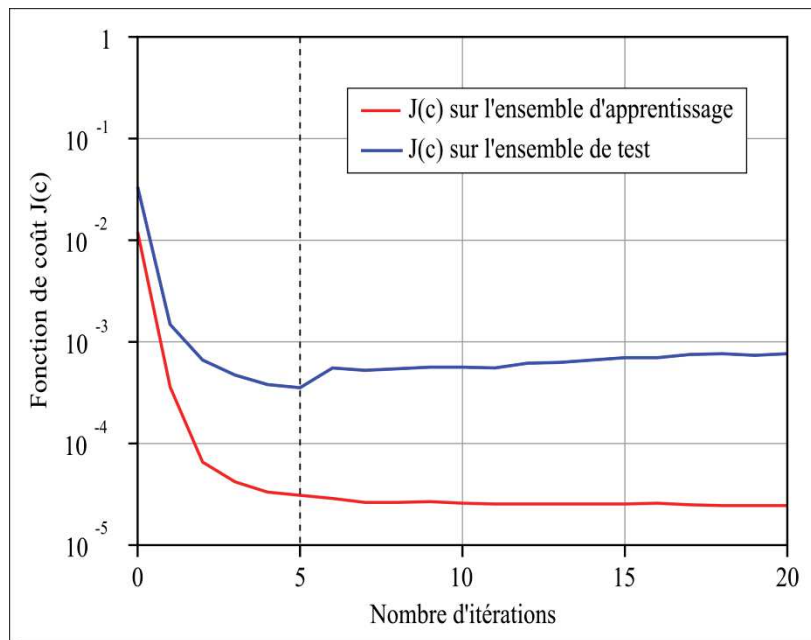
1. la variance  $\sigma^2$  de la variable  $B$  représentant le bruit dans les données de mesure, et qui ne dépend donc que de ces dernières,
2. la variance du modèle, calculée sur tous les ensembles d'apprentissage possibles,
3. le biais du modèle, calculée sur tous les ensembles d'apprentissage possibles.

Ces 3 termes étant positifs, l'erreur du modèle ne peut être inférieure à l'incertitude sur les données, représentée par la variance  $\sigma^2$  de la variable  $B$ . De plus, la variance  $\sigma^2$  étant fixée pour un bruit  $B$  donné, la variance et le biais du modèle évoluent de manière antagoniste.

En pratique, pour la conception d'un réseau de neurones, un ensemble de modèles de complexité croissante est réalisé. Dans la mesure où la qualité souhaitée du modèle est sa capacité à généraliser ses sorties pour des entrées jamais rencontrées en apprentissage, l'erreur de généralisation est estimée pour chacun des modèles. Seul le modèle le plus performant en regard de ce critère sera conservé. Il sera celui répondant au mieux au dilemme biais-variance. Notons que le compromis est d'autant plus dur à trouver que l'ensemble d'apprentissage est restreint (Gallinari and Cibas, 1999).

$$Y(\mathbf{x}) = q(\mathbf{x}) + B \tag{16}$$

avec,  $Y(\mathbf{x})$  les mesures sur le système étudié,  
 $q(\mathbf{x})$  sa fonction de régression,  
 $B$  une variable aléatoire d'espérance mathématique nulle et de variance  $\sigma^2$  qui modélise l'effet de l'ensemble des bruits qui affectent la mesure.



**Figure 32.** Évolutions des fonctions de coûts  $J(c)$  sur les ensembles d'apprentissage et de test en fonction du nombre d'itération de l'algorithme d'apprentissage.

### 3.4.4 Méthodes de régularisations

Afin d'éviter le sur-apprentissage d'un réseau de neurones il convient d'appliquer rigoureusement des méthodes dites de *régularisation*. Nous entendons ici la régularisation comme la minimisation de la variance (évaluée en généralisation). Ces méthodes permettent la conception de réseaux satisfaisant au mieux le compromis souplesse-complexité imposé par le dilemme biais-variance. Dans ce manuscrit, 2 approches sont proposées à cette fin. La première, appelée arrêt précoce, consiste à limiter le nombre de paramètres du modèle en arrêtant l'algorithme d'apprentissage avant que les paramètres superflus ne prennent des valeurs trop grandes (on ne peut alors plus les négliger). Cette notion a été définie par Sjöberg et al. (1995). La seconde permet de sélectionner un unique réseau de neurones parmi un ensemble de réseaux variant par les dimensions de leur couche cachée et de leur jeu de variables entrées, à l'aide d'une procédure d'essai-erreur, en estimant les performances de généralisation de chacun à l'aide d'une méthode appelée validation croisée.

#### Arrêt précoce

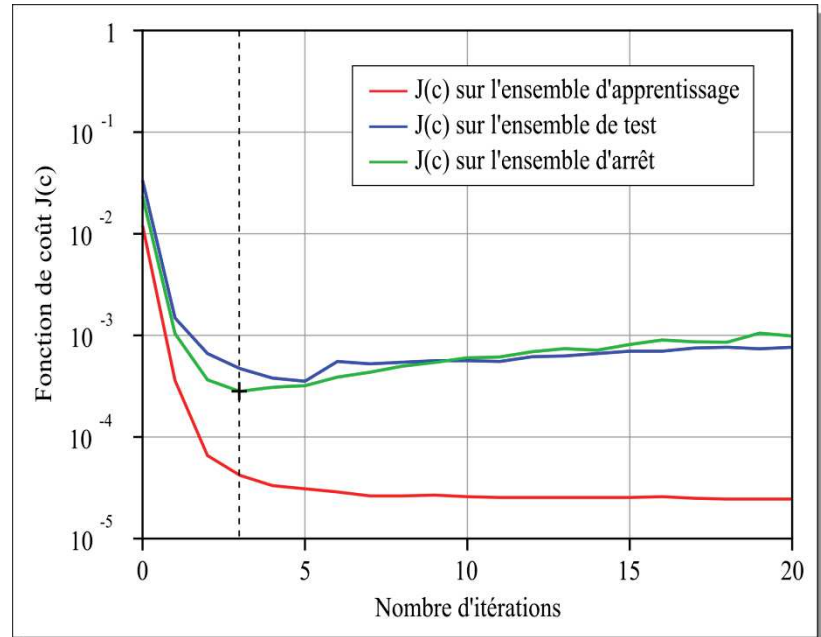
Afin d'éviter le sur-ajustement d'un réseau, il est possible d'arrêter son algorithme d'apprentissage avant la minimisation de la fonction de coût sur l'ensemble d'apprentissage. Cette manipulation a pour effet de limiter l'amplitude des paramètres du réseau au cours de l'apprentissage. Pour ce faire, un sous-ensemble, appelé ensemble d'arrêt, est séparé de l'ensemble d'apprentissage. A chaque itération de l'algorithme d'apprentissage la fonction de coût sur l'ensemble d'arrêt est calculée. On peut observer sur la Figure 33 que, après une période de décroissance des 3 courbes d'apprentissage, d'arrêt et de test, les courbes d'arrêt et de test deviennent croissantes à partir d'une certaine itération d'apprentissage (ce n'est pas nécessairement la même itération pour les 2 courbes). L'apprentissage est alors arrêté à l'itération à partir de laquelle la fonction de coût sur l'ensemble d'arrêt commence à croître. L'ensemble d'arrêt permet donc de sélectionner un nombre d'itérations satisfaisant au mieux le dilemme biais-variance, celui pour lequel sa fonction de coût est minimale (Figure 33). Toukourou (2009) a montré que l'ensemble d'arrêt pouvait être choisi de manière cohérente comme un ensemble, disjoint de l'apprentissage, pour lequel les performances en généralisation sont maximales ; ainsi, il est parfaitement cohérent avec la base de données d'apprentissage, puisque le comportement identifié lors de l'apprentissage s'applique au mieux en généralisation. On évite ainsi de spécialiser le modèle en choisissant un ensemble d'arrêt trop spécifique.

Sjöberg et al. (1995) montrent que l'utilisation de l'arrêt précoce revient à ajouter dans la fonction de coût un terme limitant l'amplitude des paramètres. Ceci implique que certains paramètres restent très faibles ayant alors un rôle négligeable dans la fonction opérée par le réseau. La complexité effective du modèle est donc réduite. Ce type de méthode est qualifiée d'active car elle influe directement sur la définition de la fonction opérée par le modèle.

L'arrêt précoce peut aussi être effectué en déterminant un nombre d'itérations fixe de l'algorithme d'apprentissage. En effet, l'utilisation d'un sous-ensemble comme ensemble

d'arrêt précoce, réduisant la base d'apprentissage, il est préférable dans le cas d'une base de donnée restreinte, de conserver un maximum de données pour l'apprentissage.

**Figure 33.** Évolution des fonctions de coûts sur les ensembles d'apprentissage, de test et d'arrêt en fonction du nombre d'itérations de l'algorithme d'apprentissage.



Afin de déterminer le nombre d'itérations de l'algorithme d'apprentissage satisfaisant, *a priori*, au mieux le dilemme biais-variance, la base d'apprentissage est divisée en  $E$  sous-ensembles. L'apprentissage est effectué sur  $E-1$  sous-ensembles, le sous-ensemble restant étant utilisé comme ensemble d'arrêt précoce. Les  $E$  sous-ensembles sont utilisés successivement comme ensemble d'arrêt précoce. Pour chacun de ces  $E$  modèles, l'itération du minimum de la fonction de coût sur l'ensemble d'arrêt est relevée et la moyenne, ou la médiane, de ces valeurs est calculée. Le produit de ce calcul fournit un nombre d'itérations de l'algorithme d'apprentissage satisfaisant, *a priori*, au mieux le dilemme biais-variance.

### Validation croisée

Le sur-ajustement d'un réseau de neurones peut aussi être évité lors de sa conception en sélectionnant un nombre optimal de neurones dans la couche cachée et de variables d'entrées, modérant ainsi sa complexité. Dans la pratique, la performance de généralisation d'un ensemble de réseaux de complexité croissante est estimée à l'aide de la validation croisée proposée par (Stone, 1974). Le modèle le plus performant selon le critère de validation croisée est donc supposé le plus performant en généralisation et sera conservé.

La validation croisée est effectuée en divisant l'ensemble d'apprentissage en  $D$  sous-ensembles disjoints. L'apprentissage du modèle est ensuite effectué sur  $D-1$  sous-ensembles, puis un critère d'évaluation ( $C_E$ ) est calculé sur le sous-ensemble restant, appelé ensemble de validation. Le critère d'évaluation utilisé peut être, entre autres, l'un des critères présentés à la Section 1.4. Cette opération est reproduite  $D$  fois de sorte que chacun des sous-ensembles soit utilisé une fois en validation (Figure 34). De cette manière,  $D$  critères d'évaluation sont

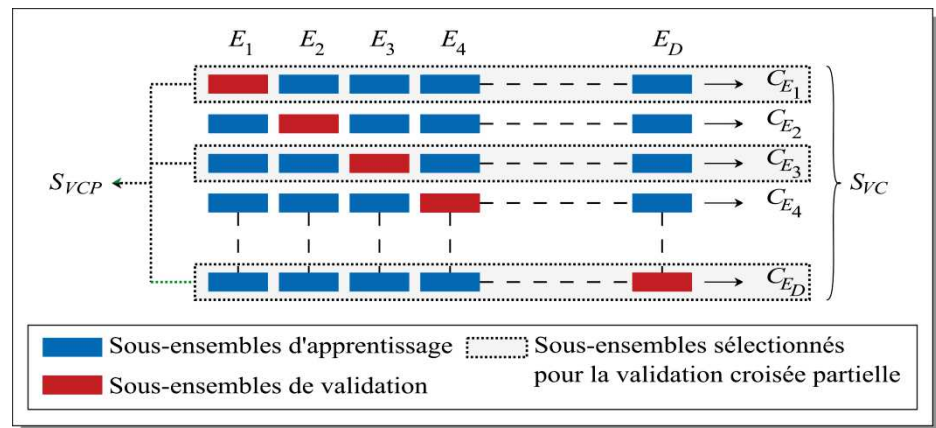


calculés, puis la moyenne (ou la médiane) de leurs valeurs est effectuée afin d'obtenir le score de validation croisée ( $S_{VC}$ ) dont la formule est présentée à l'équation (17). Le score de validation croisée est ainsi un bon estimateur de la capacité de généralisation d'un réseau de neurones.

$$S_{VC} = \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D C_{E_i}} \quad (17)$$

avec,  $S_{VC}$  le score de validation croisée,  
 $D$  le nombre de sous-ensembles de l'ensemble d'apprentissage,  
 $C_{E_i}$  le critère d'évaluation sur le sous-ensemble  $E_i$  ( $i=1,D$ ).

**Figure 34.** Méthodes de validation croisée et validation croisée partielle.



Si la base d'apprentissage contient des données susceptibles de décrire différents phénomènes impliquant des processus variables, et que l'on souhaite spécialiser le réseau sur des cas particuliers (*e.g.* crue ou sécheresse), il est possible de sélectionner un nombre restreint de sous-ensembles représentatifs de ces phénomènes qui seront utilisés en validation. Il s'agit de la validation croisée partielle, fournissant un score de validation croisée partielle  $S_{VCP}$  (Figure 34). Cette alternative nécessite une compréhension du processus sur lequel l'attention est portée. C'est donc la sélection du modèle qui permettra d'améliorer ses performances pour ce processus particulier.

### 3.5 Application à la prévision de crues rapides

Les crues rapides, telles qu'elles ont été définies à la Section 1.2, sont des phénomènes naturels particulièrement difficiles à simuler et *a fortiori* à prévoir. Le manque de connaissances sur les processus hydrologiques impliqués dans leur formation est un verrou scientifique majeur pour la conception de modèles conceptuels ou à base physique performants sur ces événements extrêmes. De plus, ces modèles, largement utilisés en hydrologie, sont conçus pour la simulation et non la prévision (Artigue, 2012). Pour cette raison, une anticipation sur le débit par ces modèles n'est rendu possible que par l'intermédiaire d'une prévision des pluies et de toutes autres variables explicatives.

Compte tenu du manque de connaissances sur les processus hydrologiques et des propriétés fondamentales des réseaux de neurones, ces derniers constituent une alternative digne d'intérêt pour répondre à la problématique de la prévision des crues rapides (Dawson and Wilby, 1998; Toukourou et al., 2011). En effet, en tant que modèles de type *boîte-noire*, ils intègrent l'ensemble des processus physiques impliqués dans le phénomène à modéliser, sans en exiger de formulations mathématiques explicites. De plus, ces modèles peuvent remplir aussi bien des tâches de prévisions que de simulations.

La limite majeure des réseaux de neurones est leur caractère statistique. Les réseaux de neurones sont donc entièrement dépendants de la quantité et de la qualité des données mesurées. Or, les crues rapides sont des événements extrêmes et donc par définition rares. De plus, les mesures sur le processus sont entachées de bruits très importants. Il est donc difficile de garantir l'efficacité de tels modèles conçus à partir d'informations incomplètes et biaisées. Certains auteurs, ayant essayé d'appliquer les réseaux de neurones à des prévisions hydrologiques, ont ainsi argué une incapacité des réseaux de neurones à extrapoler leurs estimations en dehors de la gamme des réalisations rencontrées durant la phase d'apprentissage (Gaume et al., 1998; Gaume and Gosset, 2003). Nous pouvons noter cependant que dans l'ensemble des cas portés à notre connaissance, les modèles développés en appliquant une utilisation rigoureuse de méthodes de régularisation, ont permis d'atteindre de bonnes propriétés de généralisation.

L'effet de la qualité des données de mesure est souligné par les performances intéressantes de modèles développés sans méthodes de régularisation pour la prévision des crues sur des bassins de petite taille où les erreurs sur les données pluviométriques peuvent être jugées faibles (Sahoo et al., 2006). Ces travaux tendent à montrer qu'en l'absence d'incertitudes significatives sur les variables d'entrées, les réseaux de neurones sont moins sensibles à la problématique du sur-ajustement.

En présence de données de qualité il est donc possible d'avoir recours de manière systématique et rigoureuse à des méthodes de régularisation actives ou passives, lors de la conception et de l'apprentissage des modèles, qui permettent d'optimiser leur performance de généralisation (Artigue et al., 2012; Kong-A-Siou et al., 2011; Toukourou et al., 2011). Dans ces conditions, les réseaux de neurones apparaissent être des outils tout à fait adaptés à la modélisation des processus hydrologiques non-linéaires (Abrahart and See, 2007).

La sélection des variables explicatives est aussi une étape essentielle de la modélisation par réseau de neurones (Maier and Dandy, 2001). Il a été mis en évidence que la variabilité temporelle et spatiale des précipitations ainsi que l'état d'humidité de l'hydrosystème considéré avant et durant les événements jouent des rôles majeurs dans la genèse et l'évolution des crues rapides (Anctil et al., 2008; Cosandey and Robinson, 2000; Le Lay and Saulnier, 2007; Nikolopoulos et al., 2011; Tramblay et al., 2010). Les prévisions de débit peuvent donc être améliorées par l'introduction d'estimation de l'humidité globale de l'hydrosystème étudié (Kitanidis and Bras, 1980; Parajka et al., 2006; Wooldridge et al., 2003). Cependant, la sélection d'une variable mesurée sur le terrain susceptible de représenter l'état d'humidité globale d'un système hétérogène ou soumis à des précipitations hétérogènes

est une tâche difficile (Darras et al., 2014). En effet, les mesures ponctuelles d'humidité du sol ou de piézométries, par exemple, ne sont pas toujours représentatives d'une humidité globale du système (Wilson et al., 2005).

Par ailleurs, il peut être noté qu'aucune recommandation de conception de réseaux de neurones ne s'est encore imposée, laissant chacun des auteurs développer sa propre approche basée sur ses expériences personnelles (Abrahart et al., 2012), ceci est dû au caractère non linéaire, et donc difficilement transposable, des systèmes étudiés.

Enfin, une importante perspective des modèles à réseaux de neurones, encore peu développée dans le cadre hydrologique, est l'extraction de connaissance depuis les paramètres optimisés (Abrahart et al., 2012; Jain and Kumar, 2009; Kingston et al., 2006; Maier et al., 2010; Olden and Jackson, 2002). Cette alternative novatrice à l'utilisation des réseaux de neurones a été développée dans nos travaux et présenté à la Section 5.3.2 (Darras et al., 2015).

### **3.6 Synthèse sur les réseaux de neurones**

Les réseaux de neurones sont des modèles de type *boîte noire* capables d'*apprendre* le fonctionnement d'un système, uniquement à partir de ses données d'entrée et de sortie. De tels modèles nécessitent donc peu de connaissance sur la physique des processus impliqués dans le fonctionnement du système étudié. Or, comme nous l'avons exposé dans le Chapitre 1, les connaissances sur la physique des processus impliqués dans la génération des crues rapides, sont incomplètes, rendant difficile l'application de modèles basés sur une représentation physique ou conceptuelle de ces processus. L'utilisation de réseaux de neurones pour la modélisation de crues rapides semble donc appropriée.

De plus, le perceptron multicouche, une architecture particulière de réseau de neurones, dispose de propriétés fondamentales justifiant son utilisation pour la modélisation de systèmes naturels non-linéaires : l'approximation universelle et la parcimonie. Ainsi de nombreuses études de modélisation de fonctionnement d'hydrosystème, notamment lors de crues rapides, ont été menées, depuis plusieurs décennies. Ces travaux soulignent, d'une part l'efficacité du perceptron multicouche pour la simulation et la prévision des crues rapides, et d'autre part la difficulté à obtenir de bonnes performances en généralisation. En effet, comme nous l'avons souligné dans le Chapitre 1, les données hydrométéorologiques présentent une importante incertitude, notamment due aux nombreuses sources d'erreurs des mesures. Ces incertitudes affectent les performances en généralisation des réseaux de neurones car l'algorithme d'apprentissage ajuste les sorties de modèles à partir des données, et donc aussi à partir des erreurs de mesure qu'elles contiennent. Le réseau apprend alors non seulement la fonction de régression du fonctionnement du système mais aussi la réalisation particulière du bruit contenu dans les données de mesures. Ce phénomène, écueil principal de la modélisation par réseau de neurones, est le sur-apprentissage.

Afin de palier au sur-apprentissage et de conserver de bonnes performances de généralisation, il est nécessaire d'appliquer rigoureusement des méthodes de régularisation lors des phases de conception et d'apprentissage de ces modèles. Deux types d'approches sont

présentés : l'arrêt précoce permettant de stopper l'algorithme d'apprentissage avant la spécialisation du réseau sur l'ensemble d'apprentissage, et la validation croisée, permettant d'estimer les performances en généralisation et ainsi de sélectionner parmi plusieurs réseaux, celui satisfaisant au mieux le dilemme biais-variance.

Comme nous l'avons présenté dans le Chapitre 2, les bassins du Gardon d'Anduze et du Lez présentent des fonctionnements hydrodynamiques non-linéaires, particulièrement difficiles à modéliser mais aussi très différents l'un de l'autre. Or nous souhaitons contribuer au développement d'une méthodologie générique de conception de réseaux de neurones, applicable sur ces 2 bassins. Les chapitres 4 et 5 présentent les travaux que nous avons menés sur ces 2 bassins en vue de proposer cette méthodologie générique de conception.



# Chapitre 4

## Prévision des crues rapides du Gardon d'Anduze

### 4.1 Modèles développés sur le Gardon d'Anduze

En raison des crues intenses auxquelles le Gardon d'Anduze est soumis (les Gardonnades) son bassin versant est intensément étudié depuis plus d'une décennie. De nombreux modèles de simulation et de prévision des crues ont ainsi été appliqués aux Gardonnades à Anduze afin de mieux comprendre et anticiper ce phénomène aux conséquences parfois catastrophiques.

#### 4.1.1 Modèles hydrologiques conceptuels

Comme nous l'avons souligné à la Section I.3.1, les modèles hydrologiques, représentant le fonctionnement physique du bassin, sont conçus pour des tâches de simulations. Ils proposent une représentation conceptuelle d'hypothèses sur les processus dominants impliqués dans la formation des crues. Les modèles présentés dans cette section ne constituent pas une liste exhaustive des modèles appliqués aux crues rapides du bassin versant du Gardon d'Anduze, mais permettent de faire le point sur les principales approches proposées et publiées.

#### **ALTHAIR**

Le modèle ALTHAIR, simulant le débit à l'exutoire d'un hydrosystème en utilisant une fonction de production hortonienne (Horton, 1933), a été appliqué aux crues rapides du Gardon d'Anduze par Ayrat (2005) et Marchandise (2007). Pourtant, compte tenu des connaissances sur les propriétés d'infiltration de ces sols, l'hypothèse du ruissellement hortonien sur ce site n'est *a priori* pas adaptée. Malgré ses fondements discutables, ALTHAIR est capable de produire des simulations intéressantes sur des événements de crues

rapides. Ayral (2005) et Marchandise (2007) déplorent cependant de fréquentes surestimations des débits de pointe susceptibles de déclencher de fausses alertes en situation opérationnelle.

La fonction de production d'ALTHAIR comporte 3 paramètres fixes : une constante exprimant la vitesse de saturation du sol ( $k$ ), une constante intervenant dans la vidange du réservoir sol ( $\alpha$ ) et le volume de pluie d'imbibition ( $s_i$ ) déterminé à partir des connaissances acquises sur le bassin versant ; et 3 paramètres libres, la capacité d'infiltration initiale ( $f_0$ ), la capacité d'infiltration profonde ( $f_c$ ) et l'écoulement hypodermique ( $f_v$ ), déterminés à l'issue d'une procédure de calage faisant intervenir 13 événements de pluies intenses (Bressand, 2002). Trois modes de spatialisation ont été testés avec ALTHAIR sur le bassin versant du Gardon d'Anduze : i) le mode *bassin versant* (*i.e.* global), ii) le mode *spatialisé* (*i.e.* bassin divisé en zones de capacité d'infiltration homogène) mis en œuvre par Ayral (2005) et le mode *maillé* (*i.e.* bassin divisé en maillage régulier carré), mis en œuvre par Marchandise (2007).

La fonction de transfert, est assurée par le module *Hydrokit* permettant de transférer les pluies efficaces (*i.e.* mobilisées pour le ruissellement ou l'infiltration) et les eaux du réservoir sol restituées au cours d'eau, vers l'exutoire du bassin versant. Ce module implémente une loi de transfert géomorphologique qui diffère sensiblement selon le mode de spatialisation utilisé.

Précisons que ALTHAIR est utilisé en opérationnel par le Service de Prévision des crues du Grand Delta (SPCGD) pour la prévision des crues du Gardon d'Anduze. La prévision est rendue possible par l'introduction de pluies prévues (*i.e.* lames d'eau Calamar). Le lecteur intéressé par ALTHAIR est invité à consulter Ayral (2005) et Marchandise (2007) pour plus d'informations.

## **TOPography based hydrological MODEL**

*TOPography based hydrological MODEL* (TOPMODEL) est un outil initialement développé par Beven and Kirkby (1979). Il a été appliqué au bassin versant du Gardon d'Anduze par Sempere-Torres (1990), Marchandise (2007), Le Lay and Saulnier (2007) et Bonnifait et al. (2009). Certains auteurs considèrent TOPMODEL comme le seul modèle hydrologique pouvant être classé dans la famille des modèles à base physique (Bonell, 1993). Notons que dans ce manuscrit il sera considéré comme un modèle conceptuel.

La fonction de production de TOPMODEL est fondée sur l'hypothèse de génération du ruissellement hewlettien (Hewlett, 1961), dépendant localement du déficit en eau de la composante sol. Les sols non-saturés sont infiltrants, n'engendrant aucun ruissellement et les sols saturés sont imperméables générant un coefficient de ruissellement de 100%. Le modèle ne suppose donc pas de refus à l'infiltration qui produirait un ruissellement direct (*e.g.* hortonien), ce qui est cohérent avec les observations et les mesures de terrain. Les forçages météorologiques ainsi que les caractéristiques géomorphologiques et topologiques du bassin versant sont spatialisés sur une trame maillée élémentaire. L'évolution des surfaces saturées sur le bassin est conditionnée par la distribution spatiale d'un indice topographique, fonction

de la pente locale et de la superficie drainée en amont. Le Lay (2007) et Saulnier (2009) ont appliqué TOPMODEL à la bordure cévenole dans une version spatialisée. Ils ont ainsi mis en évidence l'importance de la spatialisation des précipitations et de l'humidité des sols qui conditionne leur saturation.

La fonction de transfert de TOPMODEL met en œuvre un transfert latéral des eaux de proche en proche, des mailles amont aux mailles aval en obéissant à la loi de Darcy (Darcy, 1856) et en faisant l'hypothèse que le gradient hydraulique est égal à la pente locale de la maille. Un régime permanent s'établit sur chacune des mailles élémentaires, soumise à une pluie.

Le lecteur intéressé par TOPMODEL est invité à consulter Franchini et al. (1996) pour plus d'informations.

### **Soil Conservation Service**

Le modèle du *Soil Conservation Service* (SCS) propose un schéma de génération du ruissellement. Ce modèle est considéré par certains auteurs comme un modèle empirique (Bessière, 2008) mais notons que dans ce manuscrit il sera considéré comme un modèle conceptuel.

Le bassin versant y est représenté comme un réservoir alimenté par des précipitations. SCS modélise le coefficient de ruissellement instantané à partir du cumul de pluie et d'un paramètre représentant une capacité maximale de rétention potentielle du réservoir. Il utilise la transmissivité et la capacité du réservoir comme paramètres globaux sur le bassin. Les pluies introduites en entrée sont spatialisées. SCS a été appliqué au bassin versant du Gardon d'Anduze par Marchandise (2007) et Tramblay et al. (2011). Les auteurs mettent en évidence le rôle majeur de l'humidité du bassin avant l'évènement de crue, correspondant dans SCS au remplissage initial du réservoir.

Le lecteur intéressé par SCS est invité à consulter (Lyon et al., 2004) pour plus d'informations.

#### **4.1.2 Modèles à base physique**

### **MARINE**

MARINE (Modélisation de l'Anticipation du Ruissellement et des Inondations pour des évènements Extrêmes) est un modèle spatialisé dédié à la simulation de crues extrêmes et développé à partir d'une représentation des processus physiques en jeux. Il présente l'avantage de pouvoir fournir une valeur de débit estimé en tout point du réseau hydrographique ainsi que l'évolution des variables distribuées telles que l'humidité du sol. Il a été appliqué sur le bassin versant du Gardon de Saumane, l'un des sous-bassins du Gardon d'Anduze, par Braud et al. (2010) afin de simuler la crue du 8 et 9 septembre 2002 (*i.e.* évènement 19 de notre base de données ; *cf.* Annexe 1)



MARINE est structuré en 3 modules physiques, représentant i) le transfert vertical (*i.e.* infiltration et formation du ruissellement), ii) le transfert latéral et iii) les ruissellements de surface et dans le réseau de drainage. Il s'attache à représenter les phénomènes physiques impliqués dans la relation pluie-débit à différentes échelles. Ce modèle intègre pour cela les informations géomorphologiques et constitutives spatialisées du bassin versant étudié, afin de déterminer la capacité d'infiltration sur chacune des mailles et le chemin emprunté par le ruissellement jusqu'à l'exutoire. L'infiltration y est décrite par le modèle de Green and Ampt (1911) et les ruissellements de surface et dans le réseau de drainage sont simulés à l'aide de l'approximation de l'onde cinématique des équations de Saint-Venant. Bien que la discrétisation spatiale des données d'entrée puisse être fine, la nécessité de fonctionner avec des temps de calcul rapides, imposée par les contraintes opérationnelles, limite le potentiel de l'utilisation de MARINE. En effet, sur chaque unité hydrologique définie, les paramètres spatialisés (locaux) et les données d'entrée devraient être définis, multipliant ainsi le nombre des paramètres. En pratique un certain nombre d'approximations sont introduites pour diminuer le nombre de ces paramètres en les liant entre eux.

Le lecteur intéressé par MARINE est invité à consulter (Estupina Borrell, 2004) pour plus d'informations

### **4.1.3 Modèles neuronaux**

Les modèles neuronaux, tels que présentés dans le chapitre III ont été appliqués à la prévision des crues du Gardon d'Anduze par Toukourou (2009), Artigue (2012) et Bornancin-Plantier (2013) avec un horizon de prévision allant d'une demi-heure à 5 h.

#### **Perceptrons multicouches non-récurrents avec et sans termes linéaires**

Bornancin-Plantier (2013) compare les performances de 2 architectures de perceptron multicouche non-récurrent à apprentissage dirigé par les observations. Le premier est un perceptron multicouche *classique* prenant en entrée les chroniques de pluie sur les 6 pluviomètres présentés et utilisés dans notre étude (Annexe 1) et la hauteur d'eau observée à l'instant de prévision. Ce modèle, que nous appellerons *sans termes linéaires*, a des performances très intéressantes. Cependant une sous-estimation nette est parfois observée au niveau du pic de crue. Cette observation a motivé l'introduction de termes linéaires reliant directement les entrées à la sortie, proposée par Artigue et al. (2011). Cette nouvelle architecture, que nous appellerons *avec termes linéaires*, consiste en l'introduction de connexions linéaires directes entre les entrées et les sorties (Figure 35). Ces connexions linéaires permettent au réseau de mieux reproduire le comportement du système lors de la phase de montée de crue quand le coefficient de ruissellement approche les 100% et que la relation pluie-débit devient fortement linéaire. Les hydrogrammes prévus sont ainsi plus performants au niveau du pic de crue. Les perceptrons multicouches avec et sans termes linéaires sont comparés pour des horizons de prévision d'une demi-heure à 5 h. Il en ressort que les réseaux *avec termes linéaires* sont sensiblement plus performants que les perceptrons multicouches *sans termes linéaires*, pour les événements très intenses.

De plus, il apparaît, pour les 2 modèles, que la capacité de généralisation du réseau est plus sensible à l'initialisation des paramètres qu'à l'architecture du réseau ou au nombre de variables d'entrées (Bornancin-Plantier, 2013). Cette observation a été à l'origine d'une partie de nos travaux dont les résultats ont fait l'objet d'un article présenté à la Section 4.2.2 (Darras et al., 2014b). Par ailleurs, les performances obtenues avec les différents horizons de prévision montrent que les réseaux non-récurrents, à apprentissage dirigé par les observations, sont très performants jusqu'à une heure d'anticipation, mais se dégradent rapidement au-delà. Ceci s'explique par l'introduction du débit observé à l'instant de prévision dont la pertinence de l'information décroît avec l'augmentation de l'horizon de prévision. Le développement de modèles récurrents, utilisant comme information d'état les sorties précédentes estimées par le réseau lui-même plutôt que des observations de terrain, permettrait théoriquement d'allonger l'horizon de prévision efficace des réseaux de neurones appliqués à la prévision de crues rapides.

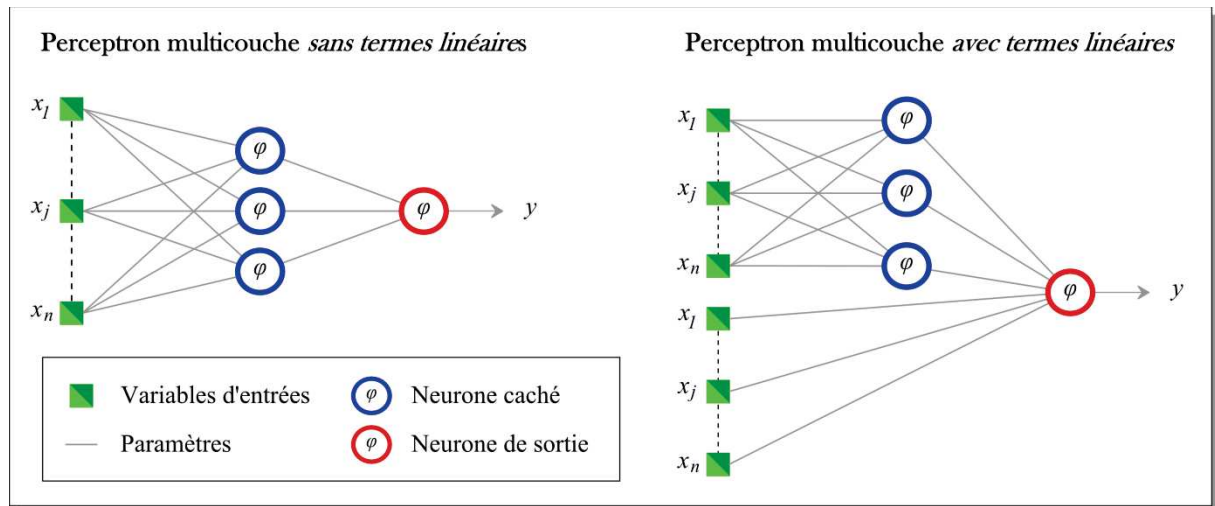


Figure 35. Perceptrons multicouches sans (gauche) et avec (droite) termes linéaires.

### Perceptron multicouche récurrent conçu sur Mialet

Artigue (2012) propose un perceptron multicouche récurrent, s'affranchissant ainsi des contraintes liées à l'utilisation du débit observé à l'instant de prévision pour une utilisation en situation mal ou non jaugée. Après avoir dimensionné et calé un réseau de neurones sur le bassin versant du Gardon de Mialet, il l'applique à 14 autres bassins versants cévenols (appelés *bassins cibles*), en appliquant un coefficient correctif aux sorties, basé sur les débits de pointe et les surfaces des bassins cibles. Les performances affichées sont prometteuses mais très variables d'un horizon de prévision à l'autre et d'un bassin versant à l'autre. Néanmoins, ces travaux montrent que, sur le bassin versant du Gardon de Mialet, les réseaux de neurones récurrents sont capables de fournir de bonnes prévisions jusqu'à un horizon de 2 h sans prévision de pluie (*i.e.* Nash supérieur à 0,8), pour 3 des 4 événements utilisés en test (*i.e.* événements 19, 23, 26 et 27 de la base de données présentée en Annexe 1). Ce modèle récurrent présente l'avantage de pouvoir fonctionner en situation opérationnelle avec des

prévisions de pluie et de proposer ainsi une prévision du débit dont l'horizon ne serait limité que par l'horizon des prévisions de pluie.

Partant des travaux de Bornancin-Plantier (2013) et Artigue (2012), nous souhaitons concevoir un tel modèle sur le bassin versant du Gardon d'Anduze, pour lequel les enjeux humains et économiques liés aux crues rapides sont plus importants. Nous avons mis en œuvre ce modèle en intégrant différentes variables susceptibles de représenter l'humidité du bassin. Ces travaux ont fait l'objet d'un article présenté à la Section 4.3.2 (Darras et al., 2014a).

## 4.2 Sélection de l'initialisation des modèles neuronaux

### 4.2.1 Position de la problématique

Le développement de modèles neuronaux pour la prévision des crues rapides du Gardon d'Anduze à des horizons de prévision de 30 min à 5 h a mis en évidence les difficultés à sélectionner *a priori* l'initialisation des paramètres fournissant les meilleures performances en généralisation (Bornancin-Plantier, 2013). De plus, il apparaît que les performances des modèles neuronaux non-récurrents sont plus sensibles à l'initialisation des paramètres qu'à la complexité du modèle, ajustée grâce aux dimensionnements des réseaux (*i.e.* sélection du nombre d'entrées, du nombre de neurones cachés et éventuellement de l'ordre pour les modèles récurrents) (Bornancin-Plantier, 2013). Également, la validation croisée, et la validation croisée partielle, généralement utilisées pour dimensionner la complexité des modèles neuronaux, ainsi que pour sélectionner l'initialisation des paramètres, apparaissent comme inefficaces pour cette dernière fonction. Précisons que dans cette étude la validation croisée utilise le critère de persistance ( $C_p$ ) comme critère de performance. La sélection de l'initialisation requiert donc une attention toute particulière. Face à ce constat, Bornancin-Plantier (2013) propose un modèle d'ensemble en effectuant 200 modèles variant uniquement par leur initialisation. La performance de généralisation de chacun de ces modèles est ensuite estimée à l'aide de la validation croisée partielle, utilisant 4 événements intenses de la base d'apprentissage (*i.e.* événements 3, 4, 9, 23). Les 20 meilleurs modèles en regard des scores de validation croisée partielle sont conservés. Les médianes à chaque pas de temps des chroniques de sortie des 20 modèles sélectionnés constituent le modèle d'ensemble.

Bien qu'efficace, la méthode proposée par Bornancin-Plantier (2013) pour pallier aux problèmes de sélection des réseaux de neurones est coûteuse en temps de calcul. En effet, 800 réseaux de neurones sont évalués pour la conception de chacun des modèles d'ensemble (200 initialisations par 4 événements de validation pour la validation croisée partielle). Afin de diminuer ce temps de calcul, nous avons donc souhaité, dans un premier temps, quantifier l'impact de l'initialisation sur les performances des réseaux de neurones récurrents et non-récurrents pour la prévision des crues rapides du Gardon d'Anduze. Dans un second temps nous avons évalué l'efficacité de la validation croisée partielle pour l'estimation de la capacité de généralisation de modèles à réseaux de neurones. Enfin, nous avons proposé une méthode permettant de définir des modèles d'ensemble robustes dont les incertitudes associées sont

estimées. Précisons que nous avons choisi d'utiliser dans nos travaux des perceptrons multicouches *avec termes linéaires*, dans la mesure où Artigue (2012) et Bornancin-Plantier (2013) ont démontré qu'ils étaient plus performants pour les événements de crues les plus importants que les versions *sans termes linéaires* respectivement pour les réseaux récurrents et non-récurrents.

#### 4.2.2 Démarche proposée pour répondre à la problématique (Darras et al., 2014b)

Nos travaux ont fait l'objet d'un article de conférence internationale avec comité de lecture et indexé à l'*ISI Web of Knowledge : International work-conference on Time Series analysis 2014 (ITISE 2014)*. Après acceptation de l'article, nos travaux ont été présentés le 27 juin 2014 à Grenade en Espagne. L'article est reproduit ci-dessous ; un résumé en français est également proposé.

### **Influence de l'initialisation du Perceptron multicouche pour la prévision des crues rapides : conception d'un modèle robuste**

**Résumé.** Durant les dernières décennies, les réseaux de neurones appliqués à la modélisation hydrologique ont été plébiscités en raison de leurs propriétés fondamentales d'approximateurs universels parcimonieux de fonctions non-linéaires. A des fins de prévision des crues rapides les perceptrons multicouches récurrents et non-récurrents apparaissent comme des outils efficaces. Cependant, leur performance en prédiction est sensible à l'initialisation des paramètres des réseaux. L'efficacité de la validation croisée pour la sélection de l'initialisation des paramètres fournissant le modèle de prédiction le plus performant en temps réel est évalué. La sensibilité à l'initialisation des paramètres des réseaux récurrents et non-récurrents est comparée pour un horizon de prévision d'une heure. Cette étude montre que la validation croisée ne permet pas de sélectionner la meilleure initialisation. Un modèle plus robuste est conçu en utilisant la médiane des sorties à chaque pas de temps de plusieurs modèles ; dans ce contexte, ce papier analyse la conception d'un modèle d'ensemble pour les réseaux récurrents et non-récurrents.



# Influence of the Initialization of Multilayer Perceptron for Flash Flood Forecasting: Design of a Robust Model

Darras Thomas<sup>1,3</sup>, Johannet Anne<sup>1</sup>, Vayssade Bernard<sup>1</sup>, Kong-A-Siou Line<sup>2</sup> and Pistre Séverin<sup>3</sup>

(1) LGEI, Ecole des Mines d'Alès, 6 Avenue de Clavières, 30319 Alès Cedex

(2) ENSEGID, 1 Allée François Daguin, 33607 Pessac, France

(3) UM2 - Hydrosiences, 2 Place Eugène Bataillon, 34095 Montpellier Cedex 5 France

**Abstract.** During the last few decades neural networks have been increasingly used in hydrological modeling for their fundamental property of parsimonious universal approximator of non-linear functions. For the purpose of flash flood forecasting, feed-forward and recurrent multilayer perceptrons appear to be efficient tools. Nevertheless, their forecasting performances are sensitive to the initialization of the network parameters. The cross-validation efficiency to select initialization providing the best forecasts in real time situation is assessed. Sensitivity to initialization of feed-forward and recurrent models is compared for one hour lead time forecast. This study shows that cross-validation is unable to select the best initialization. A more robust model is designed using the median of several models outputs; in this context, this paper analyses the design of the ensemble model for both recurrent and feed-forward models.

## 1. Introduction

This study focuses on the ability of neural networks to perform robust flash flood prediction. As one of the most important natural hazard in France, especially in Mediterranean region, flash flooding requires efficient forecasts to limit social and economical damages (Huet et al., 2003). This phenomenon is a hydrological reaction of high-slope and relatively small watershed, up to a few hundreds of km<sup>2</sup>, to intense and localized rainfalls. Resulting flows reach thousands of m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup> with response times of a few hours only (Marchandise, 2007).

Without rainfall prediction, the water level forecasts are limited by the flood response time. Physical processes involved in this hydrological reaction are complex and misunderstood, thus leading to forecasting difficulties using physical-based models. Hence, black-box modelling using machine learning approaches, as neural networks, proves to be an alternative. For this reason, this study was funded by the Central Service of Hydrometeorology and Flood Forecasting (SCHAPI in French) of the French Ministry of Ecology in order to deliver real time warning using its web service (<http://www.vigicrues.gouv.fr/>).

Regarding huge noises and uncertainties concerning the estimation of rainfalls and measurement of water level in such dangerous flood events, a special care was taken on bias-variance tradeoff which can impede a good real time generalization, on a never observed event. It is thus mandatory to rigorously apply regularization methods. Bornancin-Plantier et al. (2011) shows that, using early stopping and model selection based on cross validation, the principal hyperparameter to consider was the initial parameter distribution before training. Starting from this study, an investigation of the sensitivity of both predictors: recurrent and feed-forward to this initialization of the models was performed.

The paper is organized following five parts: after the introduction, the watershed of interest is described, a presentation of the state of the art of flood forecasting using neural networks is following. The Section 4 presents results and discussion, and the conclusion is presented in Section 5.

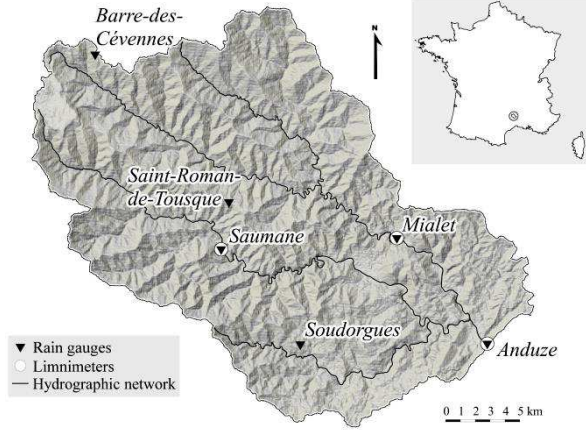
## 2. Site of study: *Gardon d'Anduze* catchement

The *Gardon d'Anduze* is a Cevenol and Mediterranean watershed about 545 km<sup>2</sup>. The maximum difference of elevation in the catchment is over than 1000 m, which is a feature promoting the great velocity of the flows. The rainfalls are measured on the catchment by 6 rain gauge stations: *Anduze*, *Mialet*, *Saumane*, *Soudorgues*, *Saint-Roman-de-Tousque* and *Barre-des-Cévennes*. The three first get also water level recorders (Figure a.1).

The water level forecast is achieved at *Anduze*. The data used consists in (i) rainfall from the 6 rain gauge stations, and (ii) water level at *Anduze* station. The study period goes from 1992 to 2008 with an hourly time-step until 2002 that is turned into five minutes after for both rainfall and water level data. For operational needs, time series must be sampled at half-hour time step. Resampling has thus been achieved on the both periods inducing supplementary noise for the earlier one.

Event-based modeling is the most relevant approach because of the specific processes involved during such events. Therefore, events have been selected from the whole time series. The criterion proposed by Artigue et al. (2011) to select events was used. When a rainfall threshold of 100mm in 48 hours is measured on one of the 6 stations at least, an event is extracted. This criterion is chosen to avoid false warning (induced by heavy rain without flood). 51 events were thus selected. Table a.1 presents the maximum, minimum, median and standard deviation of the maximum water level and the cumulative rainfall. Starting from this set, most intense events are moreover selected based on rain. In

this way, 19 events amongst the 51 were considered as intense events. The most intense event reaches 9.88 m while the second one reaches only 6.49 m, what represent almost a third less than the most intense event. The spatial and temporal rainfall distribution is generally different from an event to another. The system response can be thus complex and generates one or several peaks flood.



**Figure a.1.** Location of rain gauges and water level recorders on the Gardon d'Anduze catchment.

It must be noticed that measurements providing such data are strongly affected by errors and uncertainties: (i) measurement of water level is affected by variations of the bed during the flood, (ii) the accuracy of the rain gauges is assessed between 10% and 20% (Marchandise, 2007), (iii) a lack of representativeness of these data relative to the studied processes is also possible as intense events can occur between two rain gauges and thus would not be measured at all. Water level is preferred to discharge because it is usually assumed that an error of 30% can affect the peak value of discharge (due to the transformation of level in discharge: rating curve).

In order to evaluate the model performances in real time situation, several events, call test-sets, were discarded from the training database. Because this study is focused on flash flood we select the most intense events as test sets. To take into account different configuration of events, 4 events are used as test-set: 19, 23, 26 and 27.

**Table a.1.** Maximum, minimum, median and standard deviation of the maximum water level and cumulative rainfall of the events database

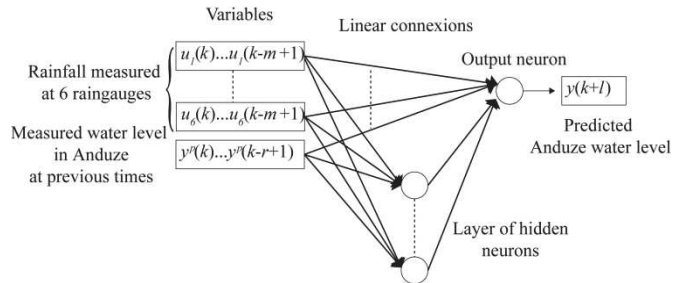
Statistics	Maximum water level (m)	Cumulative rainfall (mm)
Maximum	9.88	403
Minimum	1.00	75
Median	3.16	178
Standard deviation	1.53	74

It should be noticed that the event 19, the most intense event in the database, has not been measured in real time because of damages on water level recorder. The limnigraph have been estimated by modelling approaches (SIEE, 2004). As it will be explained hereafter, early stopping is used. Another event has thus to be discarded from the database to constitute the stop set. Toukourou et al. (2011), proposed an elegant way to select this event: it would be the best predicted event of the database, which implies that it is well

accorded with the behavior of the rest of the database. This selection is reached through cross-validation (see Section 3.3). The event 13 has been selected in this way.

### 3. Forecasting using Neural Networks

The chosen model is based on the multilayer perceptron, which displays the two properties of universal approximation and parsimony, the latter of which is due to the nonlinearity relative to model inputs and parameters (Barron, 1993). The multilayer perceptron is a feed-forward or a recurrent neural network with one hidden layer of  $n_h$  hidden neurons and one output neuron. The hidden layer neurons are nonlinear and apply a sigmoid function. On the other hand, the output neuron is linear; its output is equal to the weighted sum of its inputs. This specific architecture provides the property of universal approximation (Hornik et al., 1989). For further details on neural networks, the interested reader is referred to Dreyfus (2005).



**Figure a.2.** Multilayer perceptron with linear links (notations will be explained in Section 3.1;  $r$  is the order of the model).

Based on Artigue et al. (2011) a specific architecture was proposed to deal with huge rainfalls that should induce saturations of sigmoids: purely linear connections are added to the model (Figure a.2). Bornancin-Plantier et al. (2011) show that this particular architecture diminishes the sensitivity of the model to the initialization of parameters. Nevertheless as the study of Bornancin-Plantier et al. (2011) was performed only on the feed-forward models, we proposed in the present paper to extend this work to the recurrent model.

#### 3.1. Synthesis of neural predictors

##### Feed-forward neural network

The feed-forward neural network using linear and nonlinear parts implements the following equation:

$$y(k+1) = g_{LIN}(\mathbf{u}(k), \mathbf{u}(k-1), \dots, \mathbf{u}(k-m_{lin}+1); \boldsymbol{\theta}) + g_{NN}(y^p(k), y^p(k-1), \dots, y^p(k-r_m)); \mathbf{u}(k), \mathbf{u}(k-1), \dots, \mathbf{u}(k-m_m+1); \boldsymbol{\theta}) \quad (a.1)$$

Where  $y$  is the estimated water level,  $k$  is the discrete time,  $y^p$  is the measured water level,  $\mathbf{u}$  is the vector of exogenous variables,  $r_m$  is the order of the model,  $m_{lin}$  is the width of the sliding window of rainfalls information of the linear part,  $m_m$  is the width of the sliding window of rainfalls information of the non-linear part,  $l$  is the lead time of forecasts,  $\boldsymbol{\theta}$  is the matrix of parameters and  $g_{LIN}$  and  $g_{NN}$  are respectively the linear and the non-linear functions implemented by the feed-forward neural network.

**Table a.2.** Temporal windows widths of variables.

Input variables	Temporal window widths (feed-forward model)	Intervals of Investigation (recurrent model)	Temporal window widths (recurrent model)
Nonlinear part	Rainfall at <i>Anduze</i>	$k$ to $k-4$	$k$ to $k-6$
	Rainfall at <i>Mialet</i>	$k$ to $k-4$	$k$ to $k-18$
	Rainfall at <i>Saumane</i>	$k$ to $k-4$	$k$ to $k-15$
	Rainfall at <i>Soudorgues</i>	$k$ to $k-4$	$k$ to $k-18$
	Rainfall at <i>Saint-Roman-de-Tousque</i>	$k$ to $k-4$	$k$ to $k-18$
	Rainfall at <i>Barre-des-Cévennes</i>	$k$ to $k-4$	$k$ to $k-21$
	Water level at <i>Anduze</i>	$k$ to $k-2$	-
	Cumulative rainfall	-	$k$ to $k-3$
	Recurrent outputs	-	-
Linear part	Rainfall at <i>Anduze</i>	$k$ to $k-4$	$k$ to $k-6$
	Rainfall at <i>Mialet</i>	$k$ to $k-4$	$k$ to $k-18$
	Rainfall at <i>Saumane</i>	$k$ to $k-4$	$k$ to $k-15$
	Rainfall at <i>Soudorgues</i>	$k$ to $k-4$	$k$ to $k-18$
	Rainfall at <i>Saint-Roman-de-Tousque</i>	$k$ to $k-4$	$k$ to $k-18$
	Rainfall at <i>Barre-des-Cévennes</i>	$k$ to $k-4$	$k$ to $k-21$
	Water level at <i>Anduze</i>	$k$ to $k-2$	-
	Cumulative rainfall	-	$k$ to $k-3$

It can be noticed that, sliding time windows of the linear and non-linear part were chosen equal.

### Recurrent neural network

The recurrent model was designed for this study. As proposed by Artigue et al. (2011) a supplementary input: the cumulative rainfall from the beginning of the event, was added in order

to represent the soil moisture indication which was provided by the measured water level in the previous feed-forward model. Cross correlation (rainfall, water level), for each gauge station, was used to define interval of investigation of temporal window width. The best temporal window width is then selected using partial cross validation (as defined by Toukourou et al. (2011)). Persistency was chosen as performance criteria. Results provided the following temporal window widths (Table a.2). For the cumulative rainfall inputs in both non-linear and linear parts only the current time step  $k$  was taken into account. In the recurrent neural network using linear and nonlinear parts, the output can be expressed as (using the same notations as previously):

$$y(k+1) = g_{LIN}(\mathbf{u}(k), \mathbf{u}(k-1), \dots, \mathbf{u}(k-m_{in}+1); \boldsymbol{\theta}) + g_{NN}(y(k+l-1), y(k+l-2), \dots, y(k+l-r_m)); \mathbf{u}(k), \mathbf{u}(k-1), \dots, \mathbf{u}(k-m_m+1); \boldsymbol{\theta}) \quad (\text{a.2})$$

### 3.2. Performance criteria

In order to assess the performance of models, three criteria are used:  $R^2$ , persistency and the synchronous percentage of pic discharge (*SPPD*).

The Nash-Sutcliffe efficiency (Nash and Sutcliffe, 1970), or  $R^2$ , is the most commonly used criterion in hydrology:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n (y_p^k - \bar{y}^k)^2}{\sum_{k=1}^n (y_p^k - \bar{y}_p)^2} \quad (\text{a.3})$$

The nearest than 1 the Nash-Sutcliffe efficiency is, the best the results are. Nevertheless this criterion can reach good values even if the model proposes bad forecasts (Moussa, 2010). To avoid this problem, the persistency is used.

$$C_p = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n (y_p^{k+l} - y_p^{k+l})^2}{\sum_{k=1}^n (y_p^{k+l} - y_p^k)^2} \quad (\text{a.4})$$

The Persistency (Kitanidis and Bras, 1980) provides information on the prediction capability of the model compared to the naive forecast. The naive forecast postulates that the output of the process at time step  $k+l$  (where  $l$  is the lead time of forecast) is the same than the value at time  $k$ . The nearest than 1 the persistence efficiency is, the best the results are. A positive result means that model prediction is better than the naive prediction. The synchronous percentage of the peak discharge: *SPPD* (Artigue et al., 2011) is a relevant criterion to assess flash flood forecasting performance of a model on the peak discharge. It shows the forecast quality at the peak discharge through the ratio between the observed and forecast discharges at the observed peak discharge moment.

$$SPPD = 100 \frac{y_p^{k_{max}}}{k_p^{k_{max}}} \quad (\text{a.5})$$

(a.5)

Where  $k_{max}$  is the instant of the observed peak discharge.



### 3.3. Regularization methods

Generalization is a major challenge for neural networks. Geman et al. (1992) showed that the training error is not a good estimator of the generalization error (*i.e.* the error in validation or test). The primary consequence of the bias-variance tradeoff is overfitting. The model yields excellent results on training set, however the results on validation or test sets are rather poor. To overcome this drawback, regularization methods must be used; such methods are essentially aimed at reducing model variance. The first method is cross-validation and was proposed in Stone (1974); it allows choosing the optimal model complexity (*i.e.* number  $n_h$  of hidden neurons and selection of input variables). A second regularization method, early stopping, consists of stopping the training algorithm before experiencing overtraining (Sjöberg et al., 1995); it necessitates an additional dataset, denoted as the stop set that is independent of both the training and test sets. Both early stopping and cross-validation methods have been applied simultaneously in the present study. In order to specialize the model on the behavior of intense events, the cross-validation is performed on only intense events it is then called “partial cross-validation” (Toukourou et al., 2011).

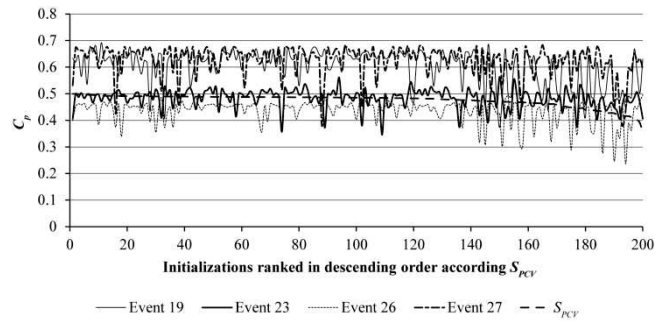
## 4. Results

### 4.1. Inefficiency of cross-validation to select the best parameter’s initialization

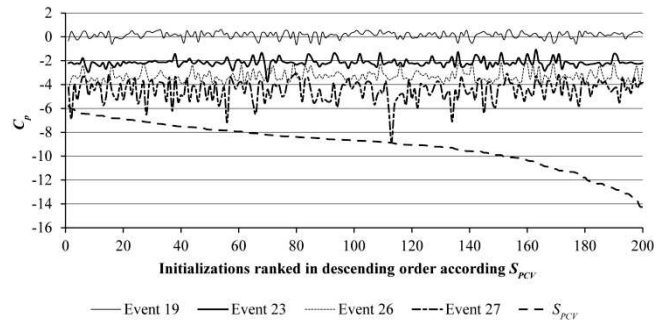
The use of partial cross-validation in order to select the best initialization for operational prediction was assessed on both recurrent and feed-forward models. To reach this goal 200 initializations were done. The partial cross-validation score ( $S_{PCV}$ ) was chosen in regard to both  $R^2$  and persistence efficiency. Afterward, the same 200 initializations were run as in operational conditions on the four test-sets (most intense events). Figures a.3 and a.4 show the 200 partial cross-validation scores of the respectively feed-forward and recurrent models, using  $C_p$ , ranked in decreasing order; the rank is the same with  $R^2$  criterion. The performance of each model, corresponding to each initialization is also drawn. It appears that the partial cross-validation is incapable to select the best initialization for operational forecasting: the  $S_{PCV}$  decreases from the best score to the worse one. In the same time, the  $C_p$  scores for the test events evolve without structure around a horizontal straight line; they are not diminished. Consequently, the selection of a single initialization would lead to non-robust model.

### 4.2. Towards a more robust model

Because of the inefficiency of cross-validation to select the best initialization among the 200 tested, Bornancin-Plantier et al. (2011) proposed using an “ensemble” strategy. This method is similar to the Ensemble Methods from Dietterich (2000). The number of models to take into account needed to be optimized: in order to limit investigations, only 6 possibilities were stated: 5, 10, 20, 30, 40 and 50 different models. Models designed from the median of the outputs at each time step, using respectively 5, 10, 20, 30, 40 and 50 models are hereafter called:  $med_5$ ,  $med_{10}$ ,  $med_{20}$ ,  $med_{30}$ ,  $med_{40}$  and  $med_{50}$ .



**Figure a.3.** Persistence criterion ( $C_p$ ) of the 200 feed-forward models tested on the four test-sets classed in decreasing order regarding partial cross-validation scores ( $S_{PCV}$ ).



**Figure a.4.** Persistence criterion ( $C_p$ ) of the 200 recurrent models tested on the four test-sets classed in decreasing order regarding partial cross-validation scores ( $S_{PCV}$ ).

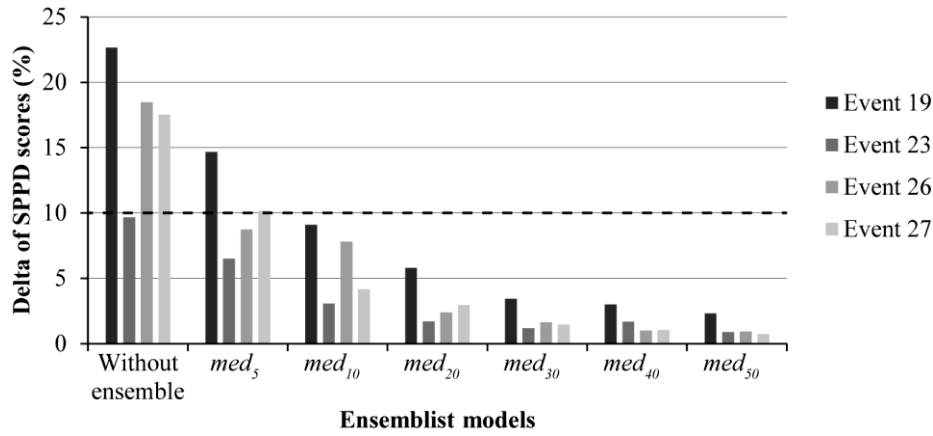
In order to be independent from the random procedure, 200 models for each test-set were used. From these 200 models, 1000 random draws, without reset for each model  $med_i$ , ( $i=5, 10, 20, 30, 40$  and  $50$ ), were done. In this way, 1000 forecasts for each  $med_i$ , ( $i=5, 10, 20, 30, 40$  and  $50$ ) were obtained. Then, min, max and delta between the maximum and the minimum of  $S_{PPD}$  (called Delta hereafter) for the 1000 forecasts were calculated.  $S_{PPD}$  is used in this part of the work because of its operational interest. The Delta highlights the variability of the forecasts.

Table a.3 shows the minimum, maximum and delta of the 1000  $S_{PPD}$  provided by the ensemble models for each  $med_i$ , ( $i=5, 10, 20, 30, 40$  and  $50$ ), for each test-set, for the feed-forward models and Table a.4 for the recurrent models. The minimum, maximum and Delta of the  $S_{PPD}$  provided by the 200 initializations are also noted. The evolution of the 1000  $S_{PPD}$  Delta obtained for each ensemble category is drawn on Figure a.5.

In order to select the optimal number of models to bring in the ensemble, we arbitrarily consider that the acceptable variation of  $S_{PPD}$  must be inferior to 10% of the maximum value. This choice implies that the Delta of the  $S_{PPD}$  must be inferior to 10% (remember that the  $S_{PPD}$  lower or equal to 1). Giving the threshold of delta of  $S_{PPD}$ , the  $med_{10}$  model is kept for the both feed-forward and recurrent models. One can note that this quality criterion is not really significant for the recurrent models that are very inefficient. It can be seen in both Figures a.5 and a.6 that behaviors of models are very different from one event to another. This explains the difficulty in flash flood forecasting: each event is very different from another and induces thus a great dependency to the model selection. This sensitivity is reduced by the ensemble approach.

	SPPD	Without ensemble (200)	med <sub>5</sub>	med <sub>10</sub>	med <sub>20</sub>	med <sub>30</sub>	med <sub>40</sub>	med <sub>50</sub>
Event 19	Minimum	67.7	74.4	77.7	78.3	79.4	79.8	80.0
	Maximum	90.3	89.1	86.8	84.1	82.8	82.8	82.4
	Delta	22.6	14.7	9.1	5.8	3.4	3.0	2.3
Event 23	Minimum	75.3	76.7	77.3	77.7	77.9	77.9	77.9
	Maximum	85.0	83.2	80.4	79.4	79.0	79.6	78.8
	Delta	9.7	6.5	3.1	1.7	1.2	1.7	0.9
Event 26	Minimum	63.7	71.3	71.7	76.9	77.7	78.1	78.1
	Maximum	82.2	80.1	79.5	79.3	79.3	79.1	79.0
	Delta	18.5	8.7	7.8	2.4	1.6	1.0	0.9
Event 27	Minimum	79.6	85.0	86.8	87.3	87.4	87.5	87.6
	Maximum	97.1	95.2	90.9	90.3	88.8	88.6	88.3
	Delta	17.5	10.2	4.2	3.0	1.4	1.0	0.7

**Table a.3.** Minimum, maximum and Delta of the 1000 SPPD providing by each med<sub>5</sub>, med<sub>10</sub>, med<sub>20</sub>, med<sub>30</sub>, med<sub>40</sub> and med<sub>50</sub> and the 200 initializations feed-forward models for each test-set.

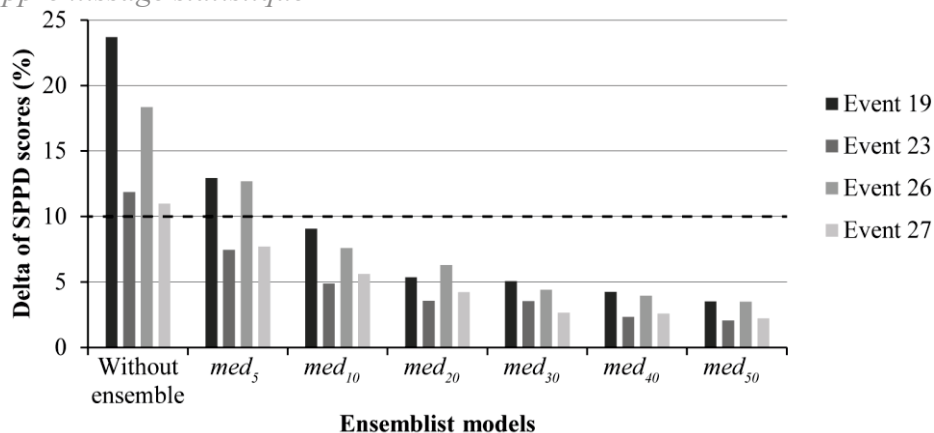


**Figure a.5.** Feed-forward model. Evolution of the 1000 SPPD Delta obtained for each test set versus the number of models in the ensemble. The threshold

	SPPD	Without ensemble (200)	med <sub>5</sub>	med <sub>10</sub>	med <sub>20</sub>	med <sub>30</sub>	med <sub>40</sub>	med <sub>50</sub>
Event 19	Minimum	64.8	72.8	75.0	77.4	77.5	77.7	78.4
	Maximum	88.5	85.7	84.0	82.8	82.6	82.0	81.9
	Delta	23.7	12.9	9.0	5.4	5.1	4.3	3.5
Event 23	Minimum	61.9	63.1	63.9	64.7	64.5	65.1	65.2
	Maximum	73.8	70.6	68.8	68.3	68.1	67.4	67.2
	Delta	11.9	7.5	4.9	3.6	3.5	2.4	2.1
Event 26	Minimum	44.8	46.1	49.2	50.2	51.1	51.6	51.9
	Maximum	63.2	58.8	56.8	56.5	55.6	55.5	55.4
	Delta	18.3	12.7	7.6	6.3	4.4	4.0	3.5
Event 27	Minimum	63.9	64.4	64.8	65.6	65.7	65.7	65.9
	Maximum	74.9	72.1	70.4	69.8	68.4	68.3	68.2
	Delta	11.0	7.7	5.6	4.2	2.7	2.6	2.2

**Table a.4.** Minimum, maximum and delta of the 1000 SPPD providing by each med<sub>5</sub>, med<sub>10</sub>, med<sub>20</sub>, med<sub>30</sub>, med<sub>40</sub> and med<sub>50</sub> and the 200 initializations recurrent models for each test-set.

**Figure a.6.** Recurrent model. Evolution of the 1000 SPPD Delta obtained for each test set versus the number of models in the ensemble. The threshold of acceptability is shown by a dashed line.



## 5. Conclusion

Reliable forecast of flash floods is a difficult task to perform because of the importance of noise and uncertainties. The variability of the forecast may be important depending on the initialization of the network parameters. Moreover, the well-known cross-validation method appeared to be inefficient to select the best initialization regarding to generalization performances. A more robust model is then studied for both recurrent and feed-forward multilayer perceptron in an ensemble framework in calculating the median output of a number of models to determine. Experiments showed that the number of models to take into account using this method is low and the same for feed-forward or recurrent model. Feed-forward models show good performances allowing warning efficiently the population when recurrent models are not as efficient as the previous ones. This difference is due to the lack of well informative inputs in the recurrent models as the water level input used in the Feed-forward models. Based on the feed-forward model, a real time forecasting prototype was designed and provided to the SCHAPI Warning Service.

## Acknowledgments

The authors would like to thank the Grand Delta Flood Forecasting Services (SPCGD) for the availability of data. We also thank Dominique Bertin (with the Geonosis Company) for the development and the constant improvements the software RNF Pro. And at last, special thanks go to Central Service of Hydrometeorology and flood forecasting support (SCHAPI) for its support to the present work

## References

Artigue G., Johannet A., Borrell V., Pistre S.: Flash flood forecasting in poorly gauged basins using neural networks: case study of the Gardon de Mialet basin (southern France). *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 12, 3307-3324 (2012)

Barron A.R.: Universal Approximation Bounds for Superpositions of a Sigmoidal Function, *IEEE Transactions on Information Theory*, IT-39 930-945 (1993)

Bornancin-Plantier A., Johannet A., Roussel-Ragot P., and Dreyfus G.: Flash Flood Forecasting using Neural

Networks without Rainfall Forecasts: Model Selection and Generalization capability *Geophysical Research Abstracts* Vol. 13, EGU2011-1794, 2011 EGU General Assembly (2011)

Dietterich T.G.: Ensemble Methods in Machine Learning, in J. Kittler and F. Roli (Ed.), *First International Workshop on Multiple Classifier Systems*, Lecture Notes in Computer Science, p. 1-15, New York: Springer Verlag (2000)

Dreyfus G.: *Neural networks, methodology and applications*, Springer, Berlin (2005)

Geman, S., Bienenstock E. and Doursat R: Neural networks and the bias/variance dilemma, *Neural Computation* 4(1), 1-58. (1992)

Hornik K., Stinchcombe M., White H.: Multilayer feedforward networks are universal approximators, *Neural Networks*, 2, 359-366 (1989)

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

Kitadinis P. K., Bras R.: Real-Time forecasting with a conceptual hydrologic model, applications and results, *Water Resources Research*, 16, 1034-1044. (1980)

Kong-A-Siou, L., Johannet, A., Borrell, V., Pistre, S.: Complexity selection of a neural network model for karst flood forecasting: The case of the Lez basin (southern France). *Journal of Hydrology* 403, 367-380 (2011)

Marchandise A.: Modélisation hydrologique distribuée sur le Gardon d'Anduze ; étude comparative de différents modèles pluie-débit, extrapolation de la normale à l'extrême et tests d'hypothèses sur les processus hydrologiques. Thèse de doctorat de l'université de Montpellier 2, 194 pages (2007)

Moussa, R.: When monstrosity can be beautiful while normality can be ugly: assessing the performance of event-based flood models, *Hydrological Sciences Journal*, 55(6), Special Issue: The court of miracles of hydrology, pp. 1074-1084 (2010)

Nash J. E., Sutcliffe J. V.: River Flow Forecasting through Conceptual Models. Part I – A Discussion of Principles, *Journal of Hydrology*, 10, 282-290 (1970)

SIEE – Société d'Ingénierie Eau et Environnement:  
Validation des relevés hydrométriques de l'évènement des  
8 & 9 septembre 2002, Rapport d'Etude, Direction  
Départementale de l'Équipement du Gard, 162 p (2004)

Sjöberg J., Zhang Q., Ljung L., Benveniste A., Deylon B.,  
Glorennec P.-Y., Hjalmarsson H., Juditsky A.: Nonlinear  
Black-Box Modeling in System Identification: a Unified  
Overview. *Automatica* 31, 1691–1724 (1995)

Stone M.: Cross-validators' choice and assessment of  
statistical predictions', *Journal of the Royal Statistical  
Society*, 36, 111-147 (1974)

Toukourou M., Johannet A., Dreyfus G., Ayrat P.A.:  
Rainfall-runoff Modeling of Flash Floods in the Absence  
of Rainfall Forecasts: the Case of "Cévenol Flash Floods",  
*Applied Intelligence*, 35 2,178-189 (2011)



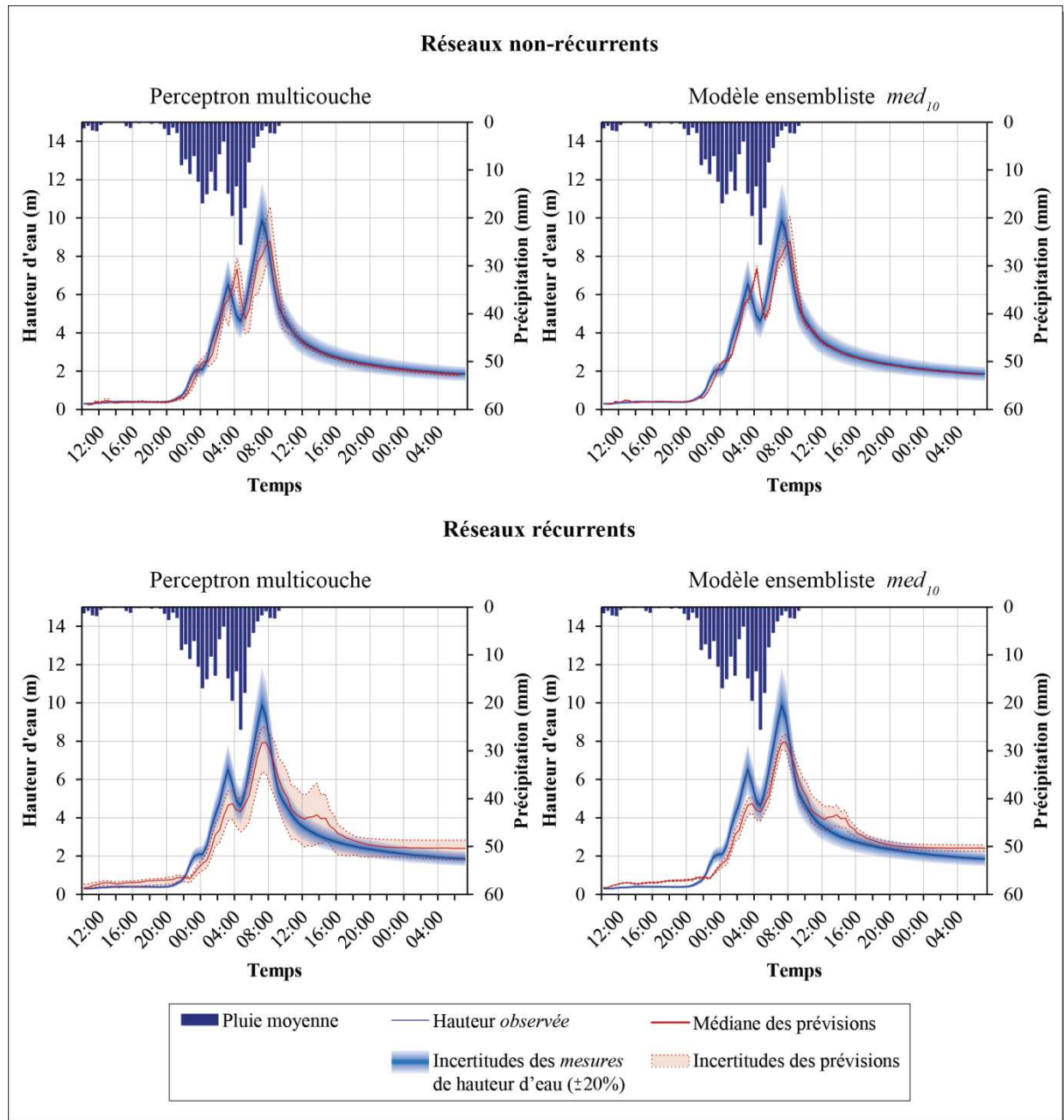
### 4.2.3 Éléments mis en évidence dans l'article

En utilisant la base de données hydrométéorologiques mesurées sur le Gardon d'Anduze, nous avons dans un premier temps évalué l'influence de l'initialisation des paramètres sur les performances des réseaux de neurones récurrents et non-récurrents pour la prédiction des crues rapides et démontré l'incapacité de la validation croisée partielle à estimer les performances de généralisation des modèles, dans le contexte de l'étude.

Nous avons ensuite proposé 6 modèles d'ensemble, conçus à partir des médianes à chaque pas de temps des chroniques de sortie de  $i$  réseaux de neurones variant uniquement par leur initialisation ( $i=5, 10, 20, 30, 40, 50$ ), appelés  $med_5, \dots, med_{50}$ . Les  $i$  chroniques de sorties sont sélectionnées aléatoirement parmi 200 chroniques issues de 200 initialisations.

Mille instances de chacun des modèles d'ensemble sont effectuées afin de quantifier la variabilité des performances de ces modèles. En estimant la performance des modèles d'ensemble avec le *Synchronous Percentage of the Peak Discharge* ( $S_{PPD}$ ) et en fixant arbitrairement une variabilité acceptable des 1000 hydrogrammes de sortie de chacun des modèles d'ensemble à 10% du  $S_{PPD}$ , nous avons mis en évidence que le nombre d'initialisations (*i.e.* de modèles) nécessaire et suffisant est de 10, à la fois pour les réseaux récurrents et non-récurrents. Nous avons ainsi proposé une méthode permettant d'évaluer le nombre suffisant d'initialisations pour concevoir des modèles à réseau de neurones robustes dont l'incertitude sur les sorties peut être choisie arbitrairement. Nous avons ici choisi une incertitude sur les sorties des modèles de 10%, taux bien inférieur aux incertitudes associées aux mesures de débit, estimées à plus ou moins 20% par Marchandise (2007).

La Figure 36 présente l'hydrogramme de crue *observé* lors de la crue du 8 et 9 septembre 2002 (*i.e.* évènement 19) avec les sorties médianes et les incertitudes des modèles récurrents et non-récurrents ainsi que leur modèle ensembliste  $med_{10}$  correspondant. Les sorties des perceptrons multicouches présentées sont les médianes à chaque pas de temps des chroniques de sorties obtenues par 200 initialisations et leurs incertitudes correspondent aux minimum et maximum à chaque pas de temps des 200 initialisations. Les sorties des modèles ensemblistes figurées sont les médianes à chaque pas de temps des 1000 instances de modèle ensembliste  $med_{10}$  et leur incertitude correspond aux minimum et maximum à chaque pas de temps sur ces 1000 instances. La Figure 36 montre que les modèles ensemblistes présentent les mêmes performances que les perceptrons multicouches *classiques*, mais les incertitudes associées sont nettement diminuées, particulièrement pour les réseaux récurrents. Les modèles ensemblistes sont donc aussi performants et plus fiables que les perceptrons multicouches *classiques*. Nous avons donc choisi cette approche pour limiter les incertitudes des sorties, en fonction de l'initialisation des paramètres, de nos modèles neuronaux développés sur le bassin versant du Gardon d'Anduze.



**Figure 36.** Médianes et incertitudes des prévisions à une heure de la crue du 8 et 9 septembre 2002 (Évènement 19) des perceptrons multicouches récurrents et non-récurrents ainsi que les modèles ensemblistes  $med_{10}$  correspondants.

## 4.3 Prise en compte de l'état du système

### 4.3.1 Position de la problématique

L'importance de l'état du bassin dans sa réaction face à des pluies intenses a été soulignée dans la Section I.2.3. Il apparaît donc essentiel d'introduire l'information sur cet état avant et pendant un épisode de crue dans les modèles de simulation et de prévision des crues rapides. En hydrologie, l'humidité globale du bassin semble être la grandeur représentant au mieux l'état de fonctionnement du bassin. Cependant l'humidité globale du bassin n'est pas

mesurable complètement *in situ* puisqu'intégrant plusieurs grandeurs tels que l'humidité du sol et les réserves souterraines en eau notamment.

Afin de prendre en compte l'information d'humidité du bassin dans nos modèles à réseau de neurones, nous faisons l'hypothèse qu'à l'échelle de temps des crues rapides et dans les conditions hydrologiques propices à leur formation, certaines grandeurs, mesurables sur le terrain, seraient susceptibles d'informer à elles seules le modèle sur l'état d'humidité du bassin. Nous avons ainsi sélectionné 4 variables candidates susceptibles d'apporter une information sur l'humidité du bassin aux modèles neuronaux. Il s'agit i) du cumul de pluies durant l'évènement, ii) de l'humidité du sol HU2 (produit du modèle global *Safran-ISBA-Modcou* de Météo France), iii) du volume d'eau stocké durant l'évènement et iv) de l'intensité des pluies. Chacune de ces variables a été introduite en entrée des réseaux de neurones récurrents et non-récurrents tels que proposés par Bornancin-Plantier (2013) avec un horizon de prévision d'une demi-heure. Les performances de chacun de ces modèles appliqués à 4 évènements tests (*i.e.* évènements 19, 23, 26 et 27) ont ensuite été analysées.

#### 4.3.2 Démarche proposée pour répondre à la problématique (Darras et al., 2014a)

Nos travaux ont fait l'objet d'un article accepté à la conférence internationale Eau Déchets et Développement Durable 2014 (E3D 2014) et constituant le chapitre du livre *Actes du colloque Internationale Eau Déchets et Développement Durable 2014*. Les travaux ont été présentés le 16 juin 2014 à Alès.

### Estimation de l'humidité du bassin pour la prévision des crues éclair par apprentissage statistique

**Résumé.** Durant les dernières décennies, les applications des réseaux de neurones formels à la modélisation hydrologique se sont multipliées, notamment en raison de leur propriété d'approximateur universel parcimonieux de fonction non-linéaire. Les réseaux de neurones apparaissent comme des outils permettant d'effectuer de manière efficace non seulement la simulation du comportement du bassin versant, mais également la prévision des crues. Les travaux précédents ont mis en évidence le besoin d'estimer l'état d'humidité du bassin, nous proposons donc ici d'introduire en entrée du modèle une information sur l'humidité globale du bassin versant au cours de l'épisode afin de rendre compte de l'état de fonctionnement du système au cours de l'évènement. Quatre séries chronologiques sont proposées et testées afin de fournir cette information au modèle : i) le cumul de pluie depuis le début de l'évènement, ii) l'intensité de pluie maximale durant un pas de temps sur une fenêtre temporelle mobile de profondeur fixée, iii) le volume d'eau stockée dans le bassin depuis le début de l'évènement, et iv) l'indice d'humidité du sol HU2 dérivé du modèle hydrométéorologique *Safran-Isba-Modcou*. Les performances de prévision sont exprimées à travers 3 critères, le critère de Nash, le critère de persistance et le rapport des hydrogrammes au pic de crue. Cette étude a été



menée dans le cadre d'une convention établie entre le Service Central d'Hydrométéorologie et d'Aide à la Prévision des Inondations (SCHAPI) et l'École des mines d'Alès (EMA).

# Estimation de l'humidité du bassin pour la prévision des crues éclair par apprentissage statistique

Darras Thomas<sup>1,3</sup>, Johannet Anne<sup>1</sup>, Vayssade Bernard<sup>1</sup>, Pierre-Alain Ayrat<sup>1</sup>, Line Kong-A-Siou<sup>2</sup>

(1) LGEI, Ecole des Mines d'Alès, 6 Avenue de Clavières, 30319 Alès Cedex

(2) ENSEGID, 1 Allée François Daguin, 33607 Pessac, France

(3) UM2 - Hydrosiences, 2 Place Eugène Bataillon, 34095 Montpellier Cedex 5 France

**Résumé.** Durant les dernières décennies, les applications des réseaux de neurones formels à la modélisation hydrologique se sont multipliées, notamment en raison de leur propriété d'approximateur universel parcimonieux de fonction non-linéaire. Les réseaux de neurones apparaissent comme des outils permettant d'effectuer de manière efficace non seulement la simulation du comportement du bassin versant, mais également la prévision des crues. Les travaux précédents ont mis en évidence le besoin d'estimer l'état d'humidité du bassin, nous proposons donc ici d'introduire en entrée du modèle une information sur l'humidité globale du bassin versant au cours de l'épisode afin de rendre compte de l'état de fonctionnement du système au cours de l'évènement. Quatre séries chronologiques sont proposées et testées afin de fournir cette information au modèle : i) le cumul de pluie depuis le début de l'évènement, ii) l'intensité de pluie maximale durant un pas de temps sur une fenêtre temporelle mobile de profondeur fixée, iii) le volume d'eau stocké dans le bassin depuis le début de l'évènement, et iv) l'indice d'humidité du sol HU2, dérivé du modèle hydrométéorologique Safran-Isba-Modcou. Les performances de prévision sont exprimées à travers 3 critères, le critère de Nash, le critère de persistance et le rapport des hydrogrammes au pic de crue. Cette étude a été menée dans le cadre d'une convention établie entre le Service Central d'Hydrométéorologie et d'Aide à la Prévision des Inondations (SCHAPI) et l'École des Mines d'Alès (EMA).

## 1. Introduction

Les crues catastrophiques observées ces dernières années (Nîmes 1988, Vaison-la-Romaine 1992, les Gardons 2002, le Var, 2010) ont posé avec une acuité nouvelle la problématique de la prévision des crues rapides. Ces évènements dévastateurs sont le résultat d'occurrences de pluies intenses sur de petits bassins versants à fortes pentes, conduisant à des débits de plusieurs milliers de m<sup>3</sup>/s en des temps de concentration de quelques heures seulement (plusieurs m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup>.km<sup>-2</sup>). Il est donc nécessaire que les pouvoirs publics disposent d'un outil de prévision de ces phénomènes, afin de permettre à la population de se protéger. Pour cela, de nombreux modèles numériques ont été proposés afin de modéliser la relation pluie-débit à différents horizons de prévision, sans qu'une approche ne réussisse mieux qu'une autre à ouvrir la voie à une prévision opérationnelle fiable et robuste des crues, disponible par exemple sur Internet (<http://www.vigicrues.ecologie.gouv.fr/>). Fait remarquable, ces modèles, fonctionnant à partir d'hypothèses hydrologiques contradictoires, délivrent des prévisions dont les résultats sont équivalents, mais encore insuffisants.

## 2. Les crues éclair du Gardon d'Anduze

### 2.1. Présentation générale

#### 2.1.1. Présentation du bassin

Le bassin-versant d'Anduze est situé principalement dans le département du Gard (France). D'une superficie de

543 km<sup>2</sup>, il est de petite taille ; son altitude varie de 111 m à 1366 m. Ses pentes de versant sont fortes, environ 30% (Ayrat, 2005). Ces pentes fortes, couplées à des précipitations très intenses (près de 670 mm à Anduze en septembre 2002), expliquent la propagation rapide des crues vers la petite ville d'Anduze, et plus en aval vers les plaines du Languedoc.

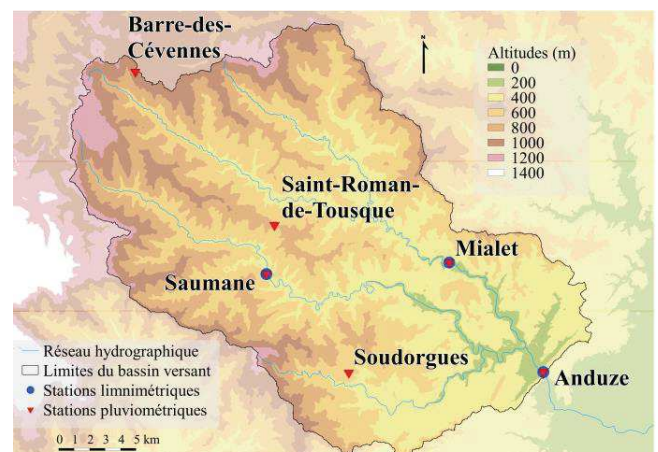


Figure b.1. Bassin versant d'Anduze

#### 2.1.2. Les Gardonnades

Gardonnade est le nom éponyme donné aux crues violentes et soudaines qui dévastent régulièrement les pentes des Gardons, affluents montagneux de la rivière Gard. Le temps de transfert entre l'épicentre d'un orage intense et le pic de crue à Anduze est en moyenne de

## Prévision des crues rapides par apprentissage statistique

quelques heures et le temps de concentration est estimé à 4h (Marchandise, 2007). Le temps de montée à Anduze est de 3h à 5h.

### 2.1.3. Base de données disponible

La réalisation de modèles de prévision des crues éclair du Gardon d'Anduze est l'objet de nombreux travaux initiés par le Service Central d'Hydrométéorologie et d'Appui à la Prévision des Inondations, ou SCHAPI, service central du Ministère en charge de l'Ecologie et responsable de la mise à jour de la carte *vigicrues* sur internet (<http://www.vigicrues.gouv.fr/>). La base de données d'évènements pluvieux enregistrés par le Service de Prévision des Crues Grand Delta, dépendant du SCHAPI, peut se synthétiser comme indiqué dans le Tableau b.1. Elle est constituée de mesures pluviométriques sur les 6 postes et de mesures limnimétriques aux 3 stations disponibles représentées à la Figure b.1.

**Tableau b.1.** Base de données

Nombre d'évènements	51
Hauteur maximum (m)	9,88
Débit maximum (m <sup>3</sup> .s <sup>-1</sup> )	2965
Nombre d'évènements intenses	19
<hr/>	
Vigilance	Nombre d'évènements
Verte	2
Jaune	11
Jaune/Orange	8
Orange	1
Orange/Rouge	0
Rouge	1

## 2.2. Modèles hydrologiques pour la prévision des crues à Anduze

### 2.2.1. Précédentes études

Le fonctionnement des bassins cévenols est très complexe et les phénomènes physiques à la base du ruissellement des crues rapides sont incomplètement connus. Le projet ANR FLASH (<http://blog.espci.fr/flash/>) qui s'est déroulé de 2009 à 2013 a permis d'explorer la modélisation de ces phénomènes en étudiant les capacités de 2 types de modèles issus de l'apprentissage statistique : les réseaux de neurones formels et les machines à vecteurs supports. Face au défi posé par la prévision des crues rapides des gardonnades, ces modèles ont présenté des capacités tout à fait remarquables de prévision pour les bassins non jaugés, même si elles sont largement à améliorer (Artigue, 2012). La qualité des prévisions effectuées, en l'absence de prévision de pluie, est acceptable jusqu'à un horizon de prévision de 3h à Anduze (Toukourou, 2009).

### 2.2.2. Critère de qualité

#### Critère de Nash

Le R2, ou critère de Nash (Nash and Sutcliffe, 1970) rapporte l'erreur quadratique moyenne à la variance des

mesures. Les valeurs du critère de Nash sont comprises entre moins l'infini et 1. Le critère de Nash vaut 1 quand la sortie calculée est égale à la sortie mesurée, donc quand le modèle est parfait.

$$C_n = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n (y_p^k - y^k)^2}{\sum_{k=1}^n (y_p^k - \bar{y}_p)^2} \quad (b.1)$$

avec  $y_k^p$  la sortie mesurée à l'instant  $k$ ,  $y_k$  la sortie calculée à l'instant  $k$ , et  $\bar{y}_p$  la moyenne de la sortie mesurée sur l'ensemble considéré. Ce critère ne tient pas spécifiquement compte de la synchronisation du pic de crue. On peut donc obtenir de très bons critères de Nash avec des prévisions parfaitement inutiles en termes opérationnels. C'est pourquoi nous proposons d'utiliser également d'autres critères.

#### Critère de persistance

Le critère de persistance (Kitanidis and Bras, 1980) permet de comparer la prévision du modèle à la prévision naïve, qui consiste à prédire que la grandeur à l'instant  $k+1$  a la même valeur que la grandeur mesurée à l'instant  $k$ .

$$C_p = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n (y_p^{k+1} - y^{k+1})^2}{\sum_{k=1}^n (y_p^{k+1} - y_p^k)^2} \quad (b.2)$$

avec les mêmes notations que précédemment.

Le critère de persistance peut prendre des valeurs comprises entre moins l'infini et 1. Lorsque le critère de persistance est égal à 1, cela signifie que les valeurs calculées par le modèle sont égales aux valeurs mesurées. Si le critère de persistance est nul, alors les valeurs calculées par le modèle sont de qualité équivalente aux valeurs de la prévision naïve.

#### Critères d'estimation de la qualité du pic de crue

Pour estimer la qualité des prévisions au niveau du pic de crue, nous utilisons 3 critères (Artigue, 2012) qui évaluent l'amplitude du pic prévu et sa synchronisation par rapport au pic observé :

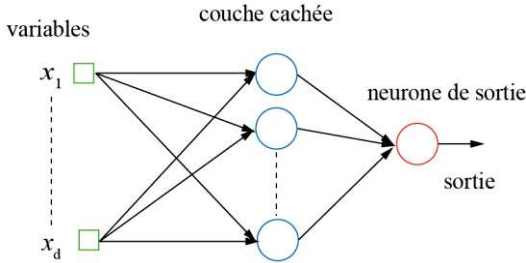
1. le Percentage Peak Discharge, *PPD*, qui correspond au pourcentage de la hauteur maximale calculée du pic par rapport à la hauteur maximale du pic observée,
2. le Synchronous Percentage Peak Discharge, *SPPD*, qui est le pourcentage de la hauteur calculée à l'instant du pic de crue observée par rapport à la hauteur du pic observée,
3. le décalage temporel entre la hauteur maximale du pic prévu et la hauteur maximale du pic observé, que l'on appellera Retard  $H_{pic}$ .

## 3. Modélisation par réseaux de neurones

### 3.1. Présentation générale

Les réseaux de neurones constituent une famille de modèles conçus par apprentissage statistique. La base de la non linéarité des modèles neuronaux est la fonction neurone, cette dernière est une fonction algébrique non linéaire, paramétrée et à valeur bornée de ses variables

d'entrées, le vecteur  $\mathbf{x} : y=f(\mathbf{x},\boldsymbol{\theta})$ , où  $\mathbf{x}$  et  $\boldsymbol{\theta}$  sont respectivement les vecteurs des variables et des paramètres de la fonction neurone. Un réseau de neurones est conçu en connectant les neurones les uns aux autres grâce à une architecture. Parmi toutes les architectures proposées, le réseau appelé perceptron multicouches sera utilisé car il possède la propriété d'approximation universelle (Hornik et al., 1989), il est composé d'une couche de neurones non linéaires, dite couche cachée et d'une couche de sortie (Figure b.2).



**Figure b.2.** Réseau Perceptron Multicouche, les ronds représentent les neurones, les carrés les variables, les flèches correspondent aux paramètres.

### 3.2. Modèles choisis

Le réseau de neurones utilisé est un perceptron multicouche. A partir de la définition précédente, 3 modèles peuvent être déclinés : le modèle statique, le modèle simulant un processus dynamique mais qui est lui-même statique et que nous appellerons non-récurrent pour le distinguer du précédent, et le modèle récurrent (Nerrand et al., 1993).

#### 3.2.1. Modèle statique

Le modèle statique suppose que le bassin versant peut être approché par un modèle correspondant à un filtre à réponse impulsionnelle finie : il est possible de reconstituer le débit ou la hauteur d'eau en sortie grâce à la seule connaissance des variables exogènes (extérieures), comme les pluies. Ceci se traduit par la relation :

$$y(k+1) = g_{RN}(u(k), \dots, u(k-w+1); \boldsymbol{\theta}) \quad (\text{b.3})$$

où  $y(k+1)$  est la sortie du modèle,  $g_{RN}$  est la fonction réalisée par le réseau de neurones,  $\mathbf{u}(k)$  le vecteur des variables exogènes,  $w$  est un entier positif permettant d'ajuster l'historique des pluies nécessaire. On doit noter que ce modèle n'est pas réaliste car lorsque les entrées exogènes sont constantes la grandeur de sortie reste constante également.

#### 3.2.2. Modèle récurrent

Lorsque le processus à modéliser est dynamique, ce qui est le cas des bassins versants, on doit prendre en compte l'information de son état (typiquement pour un bassin-versant : en crue ou en étiage). Ceci se fait en utilisant un modèle récurrent, autrement appelé : modèle à réponse impulsionnelle infinie. Dans ce type de modèle la sortie simulée à l'instant  $k$  est renvoyée en entrée du modèle :

$$y(k+1) = g_{RN}(y(k), \dots, y(k-r+1); \boldsymbol{\theta}) \quad (\text{b.4})$$

$$u(k), \dots, u(k-w+1); \boldsymbol{\theta})$$

avec les mêmes notations que précédemment,  $r$  est un entier positif.

#### 3.2.3. Modèle Non récurrent

Prendre en compte le caractère dynamique du bassin versant peut également se réaliser en renvoyant la sortie mesurée aux temps précédents en entrée du modèle.

$$y(k+1) = \varphi(y^p(k), \dots, y^p(k-r+1); \boldsymbol{\theta}) \quad (\text{b.5})$$

$$u(k), \dots, u(k-w+1); \boldsymbol{\theta})$$

Avec les mêmes notations que précédemment,  $y^p(k)$  est la sortie mesurée du processus. Même si ce prédicteur a vocation à simuler un système dynamique tel qu'un bassin versant, on peut remarquer qu'il n'est pas récurrent. Comme il est alimenté par les sorties mesurées du processus, ce prédicteur est appelé non récurrent, par opposition au prédicteur récurrent présenté précédemment. En pratique, ce prédicteur non récurrent est celui qui délivre les meilleures simulations ou prévisions comme nous le vérifierons en Section 4 de cet article.

### 3.3. Méthodologie de conception

La méthodologie de conception des modèles neuronaux est assez différente de celles des modèles à base physique. La base de données disponible est divisée en 2 sous-ensembles : l'ensemble d'apprentissage qui sert à calculer les paramètres du modèle en minimisant l'erreur quadratique de sortie, et l'ensemble de test qui sert, in fine, à mesurer la qualité du modèle sur des données jamais utilisées pour la conception de ce dernier. La capacité qu'a le réseau de neurones à prédire correctement sur un ensemble de données nouveau est appelée la généralisation. Le dilemme biais-variance est au cœur de cette méthodologie : un modèle de faible complexité donne de mauvais résultats en apprentissage et par conséquent en généralisation, alors qu'un modèle très complexe, excellent sur l'ensemble d'apprentissage, ne peut pas généraliser de manière satisfaisante (Geman et al., 1992). Il convient de trouver un compromis : il faut optimiser la complexité du modèle, qui est liée essentiellement au nombre de neurones cachés et au nombre de variables. Pour cela 2 méthodes de régularisation ont été utilisées : l'arrêt précoce (Sjöberg et al., 1995) et la validation croisée (Stone, 1974). La validation croisée permet d'obtenir le modèle de plus faible variance. Elle a été utilisée pour optimiser le nombre de neurones cachés et le nombre des variables (Kong-A-Siou et al., 2011).

## 4. Intégration de l'information d'humidité du bassin

### 4.1. Proposition de quatre estimateurs de l'information d'humidité

#### 4.1.1. Cumul des pluies antérieures

L'humidité du bassin peut être estimée de manière très simple par le cumul des pluies antérieures depuis le début

de l'évènement pluvieux. Cette information est donc ajoutée aux variables d'entrée du modèle.

#### 4.1.2. Humidité du sol HU2

L'humidité du sol HU2 estimée par le modèle Safran-Isba-Modcou est appliquée en variable d'entrée. Cependant la sortie du modèle HU2 est actualisée chaque jour, le pas de temps est donc inadapté à la prévision des crues rapides, ce qui nous a conduit à ré-échantillonner ces valeurs au pas de temps semi-horaire. Dans un second temps, la prévision de ces valeurs pour les 24h suivant la réactualisation pourra être faite par un autre réseau de neurones.

#### 4.1.3. Volume d'eau stocké

L'humidité du bassin est dans ce cas estimée comme la différence à chaque pas de temps entre le volume d'eau tombé sur le bassin (pluie) et le volume d'eau écoulée à Anduze.

#### 4.1.4. Intensité maximale

Le dernier estimateur est composé de l'intensité maximale tombée sur chacun des pluviomètres durant 1/2h, comptabilisé sur une durée de 5h. Cet estimateur est utilisé car la hauteur du pic de crue est reliée à cette intensité maximale.

### 4.2. Méthodologie de sélection du modèle

La sélection de modèle est effectuée au moyen de la validation croisée (Geman et al., 1992). Elle permet de sélectionner les fenêtres temporelles d'application des variables (pluies, hauteurs précédentes, qu'elles soient estimées ou mesurées) ainsi que la meilleure initialisation aléatoire des paramètres avant l'apprentissage ; (Bornancin-Plantier et al., 2011) a montré que ce facteur était déterminant.

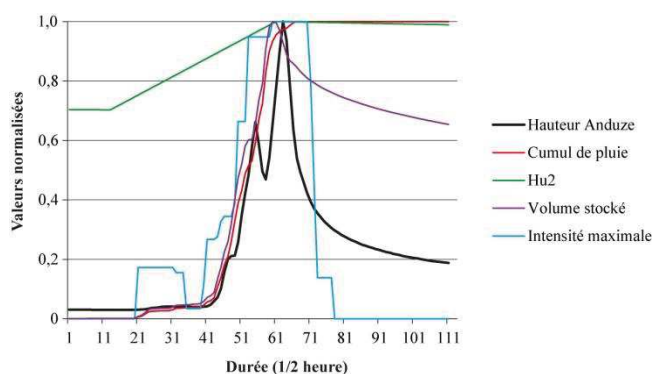


Figure b.3. Hauteur observée à Anduze et les 4 estimateurs de l'humidité du bassin. On note que l'intensité maximale est en avance par rapport aux autres estimateurs.

### 4.3. Prévision d'ensemble

Bornancin-Plantier et al. (2011) ont montré que l'initialisation des paramètres était un facteur déterminant dans la qualité du modèle de prévision. Pour s'affranchir de cette variabilité, elle a proposé d'effectuer une prévision d'ensemble en réalisant l'apprentissage de 20 modèles en parallèle et prenant pour prévision la médiane des 20 prévisions délivrées à chaque pas de temps.

## 5. Résultats et discussions

Partant de la prévision d'ensemble, nous proposons d'étudier les performances des 3 types de modèles précédents, chacun alimenté tour à tour par les 4 types d'informations sur l'humidité du bassin. A partir des 20 modèles effectuant la prévision d'ensemble, 2 prévisions sont calculées : celle issue de la médiane et celle qui prend la valeur maximale à chaque pas de temps. L'horizon de prévision de 1/2h est choisi car il permet au modèle récurrent d'effectuer les prévisions sur un horizon aussi lointain que possible pourvu que l'on dispose des prévisions des variables d'entrées (la pluie). Cet horizon va donc servir pour comparer les performances des modèles.

Il apparaît sur le tableau que le modèle non-récurrent est celui qui possède les meilleurs critères. Le critère SPPD permet de prévoir plus de 90% du pic de manière synchrone. Cependant ce modèle de prévision à 1/2h n'a, en soi, que peu d'intérêt car la prévision ne peut être effectuée que pour l'horizon de 1/2h. Les modèles statiques et récurrents montrent des performances équivalentes. Les prévisions d'ensemble utilisant la valeur maximum des 20 modèles à chaque pas de temps sont plus performantes que celles utilisant la médiane. Les modèles statiques et récurrents permettent d'atteindre respectivement 85% et 78% du pic lorsqu'ils sont alimentés par les cumuls de pluie et 97% et 96% lorsqu'ils sont alimentés par l'humidité HU2. Ces dernières performances sont dignes d'intérêt car elles permettraient d'effectuer une prévision avec une anticipation qui ne dépend que de la qualité des prévisions de pluies. Elles permettraient donc en particulier de prévoir les hauteurs d'eau maximales selon différents scénarios de précipitations.

Tableau b.3. Critères de qualité obtenus sur l'évènement de septembre 2002 (N.R. : non-récurrent ; stat. : statistiques)

	Variable	Stat.	$C_n$	$C_p$	SPPD (%)	PPD (%)	Décalage (1/2 h)
N.R.	$H_{Anduze}$	Med	0,98	0,63	86	86	0
		Max	0,99	0,79	92	92	0
Statique	Cumul pluie	Med	0,81	-3,41	73	74	1
		Max	0,87	-2,13	85	85	0
	HU2	Med	0,55	-9,69	60	67	5
		Max	0,80	-3,78	96	96	0
$V_{stock}$	Med	0,80	-3,86	70	71	1	
	Max	0,88	-1,95	89	89	0	
	$I_{max}$	Med	0,48	-11,3	50	65	1
		Max	0,72	-5,71	69	74	2
Récurrent	$H_{Anduze}$	Med	0,65	-7,39	58	65	1
		Max	0,62	-8,05	65	75	2
	Cumul pluie	Med	0,82	-3,35	70	70	0
		Max	0,74	-5,23	78	79	1
	HU2	Med	0,78	-4,31	74	77	1
		Max	0,75	-4,98	97	100	1
	$V_{stock}$	Med	0,74	-5,10	68	72	1
		Max	0,76	-4,63	76	78	1
	$I_{max}$	Med	0,49	-11,0	46	55	3
		Max	0,52	-10,4	53	62	3

## 6. Conclusion

Les réseaux de neurones sont mis à profit dans cette étude pour effectuer la prévision des crues rapides de Gardon d'Anduze à Anduze. La modélisation de type *boîte noire* est étudiée en appliquant différentes estimations de l'humidité du bassin, certaines de ces estimations sont physiques et d'autres sont empiriques. Ainsi, 4 estimations sont évaluées sur l'évènement le plus intense de ces 20 dernières années, grâce à 3 types de modèles. Il en ressort que la capacité de modélisation du modèle récurrent alimenté par les pluies passées et prévues du bassin peut effectuer une modélisation performante en termes de prévision du pic de crue jusqu'à un horizon temporel qui ne dépend que de la qualité des prévisions de précipitations.

## Remerciements

Les auteurs remercient le SCHAPI, en particulier Madame Caroline Wittwer et Messieurs Arthur Marchandise et Bruno Janet pour leur collaboration à ce travail riche en enjeux. Ils souhaitent aussi remercier Messieurs Pierre Roussel-Ragot, Georges-Marie Saulnier, et Marc Vinches pour leurs discussions enrichissantes.

## Bibliographie

Artigue, G., Johannet, A., Borrell, V., Pistre, S., 2012. Flash flood forecasting in poorly gauged basins using neural networks: case study of the Gardon de Mialet basin (southern France). *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 12, 3307-3324, doi:10.5194/nhess-12-3307-2012

Ayral, P. A.: Contribution à la spatialisation du modèle opérationnel de prévision des crues éclair ALHTA IR, approches spatiale et expérimentale, application au bassin-versant du Gardon d'Anduze, PhD Thesis, Université de Provence, 311 pp., 2005.

Bornancin-Plantier A., Johannet A., Roussel-Ragot P., and Dreyfus G.. Flash Flood Forecasting using Neural Networks without Rainfall Forecasts: Model Selection and Generalization capability *Geophysical Research Abstracts* Vol. 13, EGU2011-1794, 2011 EGU General Assembly 2011

Geman, S., E. Bienenstock and R. Doursat (1992), Neural networks and the bias/variance dilemma, *Neural Computation* 4(1), 1-58.

Hornik, K., Stinchcombe, M., White, H., 1989. Multilayer Feedforward networks are universal approximator. *Neural Networks* 359-366.

Nash, John Eamon. Sutcliffe, John V., 1970, "River flow forecasting through conceptual models part I – A discussion of principles". *Journal of hydrology*, 10, 3, 282-290.

Kitadinis P.K., Bras R.L. (1980) – Real-time forecasting with a conceptual hydrologic model: 2 applications and results – *Water Resour. Res.* n°16, pp. 1034-1044.

Kong-A-Siou, L., Johannet, A., Borrell, V., Pistre, S., 2011a. Complexity selection of a neural network model for karst flood forecasting: The case of the Lez basin (southern France). *Journal of Hydrology* 403, 367-380.

Kong-A-Siou, L., Johannet, A., Valérie, B.E., Pistre, S., 2011b. Optimization of the generalization capability for rainfall-runoff modeling by neural networks: the case of the Lez aquifer (southern France). *Environmental Earth Sciences* 65, 2365-2375.

Marchandise A. (2007) Modélisation hydrologique distribuée sur le Gardon d'Anduze ; étude comparative de différents modèles pluie-débit, extrapolation de la normale à l'extrême et tests d'hypothèses sur les processus hydrologiques. Thèse de doctorat de l'université de Montpellier 2, 194 pages,

Nerrand, O., Roussel-Ragot, P., Personnaz, L., Dreyfus, G., Marcos, S., 1993. Neural networks and nonlinear adaptive filtering: Unifying concepts and new algorithms. *Neural Computation* 5, 165-199.

Sjoberg, J., Zhang, Q., Ljung, L., Benveniste, A., Deylon, B., Glorennec, P.-Y., Hjalmarsson, H., Juditsky, A., 1995. Nonlinear Black-Box Modeling in System Identification: a Unified Overview. *Automatica* 31, 1691-1724.

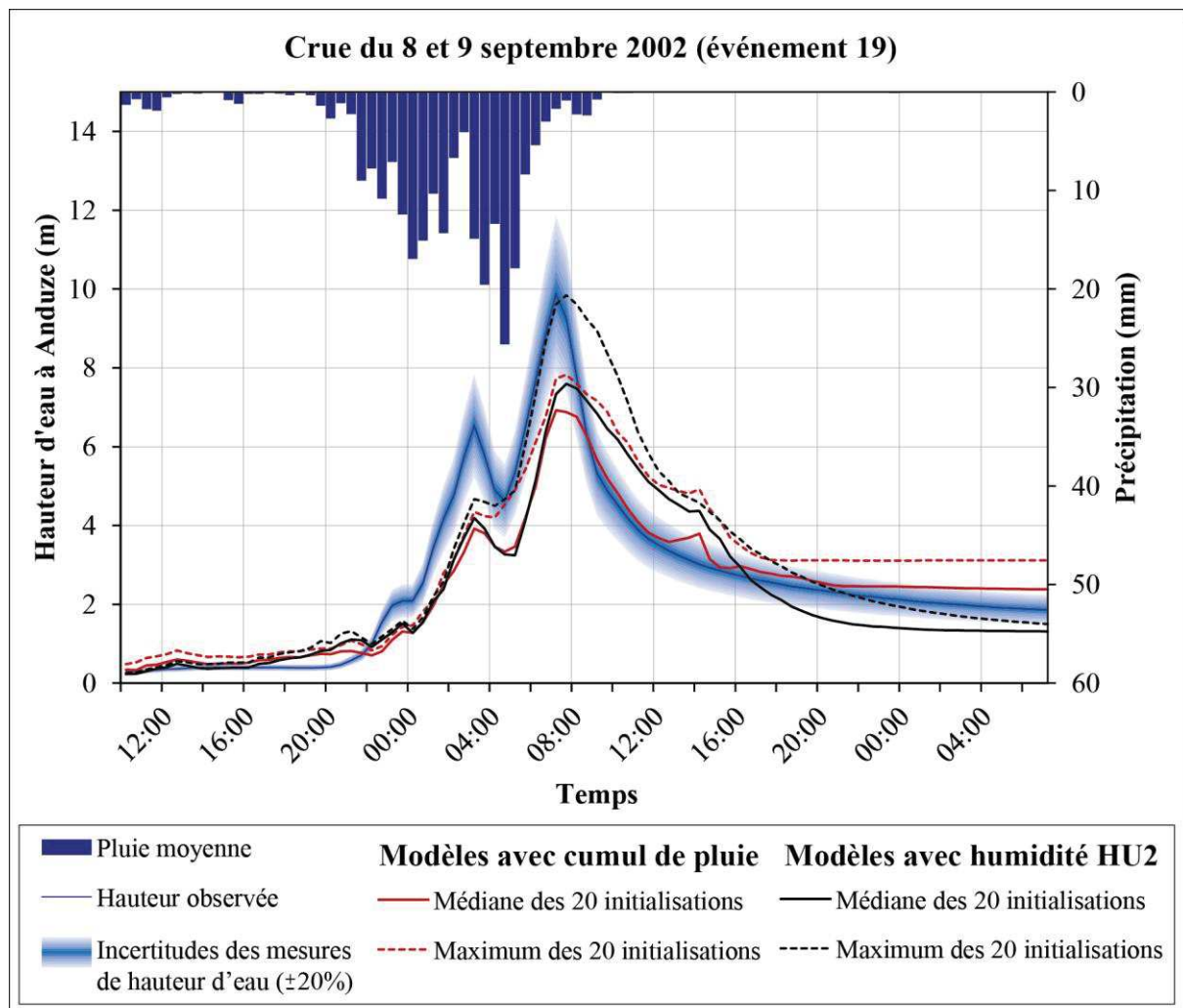
Stone, M., 1974. Cross-Validatory Choice and Assessment of Statistical Predictions. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)* 36, 111-147.

Toukourou, M., Johannet, A., Dreyfus, G. and Ayral P.-A., 2011. Rainfall-runoff modeling of flash floods in the absence of rainfall forecasts: the case of "Cévenol flash floods", *Journal of Applied Intelligence* vol. 35, 2, 1078-189.



### 4.3.3 Éléments mis en évidence dans l'article

En utilisant la base de données hydrométéorologiques disponible sur le Gardon d'Anduze, nous avons évalué l'impact de l'introduction de 4 variables, susceptibles de représenter l'humidité du bassin, dans des modèles à réseau de neurones pour la prévision des crues rapides. Cette prévision est effectuée avec un horizon d'une demi-heure. Nous avons pour cela testé les performances de 3 types de réseaux sur les événements 19, 23, 26 et 27 : i) un réseau non-récurrent, ii) 4 réseaux statiques et iii) 4 réseaux récurrents. Pour chacun de ces modèles 20 initialisations ont été effectuées (Darras et al., 2014b). Deux modèles ont ensuite été définis à partir des hydrogrammes simulés par chacun des réseaux avec leurs 20 initialisations. Ces 2 modèles produisent respectivement les valeurs médianes et maximales des sorties des 20 initialisations à chaque pas de temps. De manière prévisible le modèle à apprentissage dirigé présente les meilleures performances, pour cet horizon de prévision réduit.



**Figure 37.** Hydrogramme observé à Anduze au cours de la crue de 8 et 9 septembre 2002 et les hydrogrammes prévus à une demi-heure avec 2 modèles récurrents intégrant le cumul de pluie sur l'évènement et l'humidité HU2.



Cependant, Bornancin-Plantier (2013) a mis en évidence que les performances du modèle dirigé décroissent avec l'augmentation de l'horizon de prévision, c'est pourquoi nous cherchons des modèles capables de s'affranchir de l'information du débit mesuré à l'instant de prévision. En effet, le modèle récurrent alimenté par des prévisions de pluie serait théoriquement capable de proposer une prévision des crues dont l'horizon ne serait limité que par la disponibilité et la qualité des prévisions des entrées, telles que la pluie et les 4 variables testées dans cette étude. Il ressort de ces travaux que les modèles récurrents alimentés par les cumuls de pluie et par l'humidité du sol HU2 notamment, seraient capables de telles performances (Figure 37). En effet, appliqués à l'évènement le plus intense enregistré à Anduze sur les 20 dernières années (*i.e.* crue du 8 et 9 septembre 2002) les modèles récurrents alimentés par les cumuls de pluie et par l'humidité du sol HU2 présentent des critères de Nash respectifs de 0,82 et 0,78. Il convient toutefois de préciser que les performances de ces modèles peuvent être sensiblement variables selon les évènements sur lesquels ils sont appliqués (Tableau 11).

Notons que l'humidité HU2 est un produit de la chaîne de modèle Safran-Isba-Modcou, notamment utilisée par Météo France. Cette variable est produite tous les jours à 6h UTC. Elle a donc été interpolée linéairement au pas de temps horaire pour les besoins de notre étude. Une prévision de cette variable est donc nécessaire pour une utilisation en opérationnel. Cependant, en raison de contrainte de temps, nous n'avons pas pu concevoir de modèle de prévision de la variable HU2 dans le cadre de cette thèse. Son utilisation en opérationnel n'est donc pas possible pour le moment. Toutefois, les performances intéressantes du modèle récurrent alimenté par la variable HU2 suggèrent que cette voie d'investigation pourrait être prometteuse.

**Tableau 11.** Critère de Nash ( $R^2$ ) et Synchronous Percentage of the Peak Discharge ( $S_{PPD}$ ) des modèles d'ensemble, médians et maximum, basés sur les réseaux intégrant les cumuls de pluie et les humidités HU2, appliqués aux 4 évènements tests.

		19		23		26		27	
		Médiane	Maximum	Médiane	Maximum	Médiane	Maximum	Médiane	Maximum
Cumul de pluie	$R^2$	0,82	0,74	0,8	0,75	0,73	0,65	0,83	0,71
	$S_{PPD}$ (%)	70	79	68	72	46	57	72	81
HU2	$R^2$	0,78	0,75	0,76	0,77	0,62	0,63	0,78	0,73
	$S_{PPD}$ (%)	77	100	63	69	48	51	73	77

#### 4.4 Synthèse sur les performances des modèles appliqués à la crue rapide du 8 et 9 septembre 2002 sur le Gardon d'Anduze

Dans cette Section nous proposons une synthèse, d'après la littérature et nos travaux, des performances obtenues par les différents modèles conceptuels et statistiques appliqués à la prévision des crues rapides du Gardon d'Anduze. En tant qu'évènement le plus intense relevé durant les dernières décennies, et même si ses données sont reconstituées, la crue du 8 et 9 septembre 2002 (Évènement 19) est souvent utilisée pour tester les performances des modèles développés sur ce bassin versant. Cet évènement sera donc utilisé pour comparer les

performances des différentes approches. Les performances présentées sont celles obtenues par les modèles suivants :

1. ALTHAIR, appliqués par Ayral (2005) pour les versions *bassin versant* et *spatialisé* (appelées dans la suite respectivement ALTHAIR *bassin versant* et ALTHAIR *spatialisé*), et par Marchandise (2007) pour la version *maillé* (appelée dans la suite ALTHAIR *maillé*),
2. TOPMODEL et SCS appliqués par Marchandise (2007),
3. Réseau de neurones *non-récurrent* appliqué par Bornancin-Plantier (2013)
4. Réseau de neurones *récurrent* dimensionné à Mialet par Artigue (2012) et généralisé à Anduze avec un facteur correctif; appelé dans la suite réseau *récurrent calé sur Mialet*,
5. Réseaux de neurones *récurrent avec cumul de pluie* et *récurrent avec humidité HU2* développés par Darras et al. (2014a) ; en regard des performances de ces 2 modèles présentés au Tableau 12, nous avons choisi de nous concentrer sur les modèles ensemblistes utilisant le maximum des sorties à chaque pas de temps.

Les modèles conceptuels fonctionnent en simulation : ils prennent en compte les précipitations jusqu'au temps  $t$ , pour calculer le débit au temps  $t$ . Ainsi si l'on considère un horizon de prévision  $h_p$ , le temps  $t+h_p$  se situe dans le futur et ils peuvent effectuer une prévision s'ils disposent de prévision des précipitations jusqu'à  $t+h_p$ . Les modèles neuronaux *récurrent avec cumul de pluie* et *récurrent avec humidité HU2* fonctionnent de la même façon. Le modèle *récurrent calé sur Mialet* par Artigue (2012) effectue des prévisions du débit à une demi-heure ( $t+0.5h$ ), en fonction de la pluie à  $t$ , ce qui est différent de l'hypothèse de pluie nulle. Il peut également être utilisé en prévision à  $t+h_p$  : il calcule alors le débit au temps  $t+h_p$  futur en fonction des précipitations observées et prévues jusqu'au temps  $t+h_p-1$ . Enfin le réseau *non-récurrent* propose des prévisions du débit à  $t+3h$  avec des prévisions de pluie jusqu'à  $t+3h$ . Cependant, il est important de réaliser que le réseau non récurrent utilise les mesures du débit (ou de la hauteur) observé au temps  $t$  pour effectuer une prévision à  $t+3h$ . L'information de débit observé n'est donc pas disponible jusqu'à l'instant de l'horizon de prévision, de ce fait les performances se dégradent lorsque l'horizon de prévision augmente car le modèle n'arrive pas effectuer en interne les prévisions de débit qui lui manquent.

Les critères objectifs (*i.e.* Nash, persistance,  $S_{PPD}$  et  $P_d$ ) ainsi que les hydrogrammes de sortie pour chacun des modèles sont utilisés pour évaluer et comparer les performances des différentes approches. Afin de pouvoir effectuer cette comparaison nous avons homogénéisé les hydrogrammes de sortie en convertissant les hauteurs d'eau en débit quand cela était nécessaire.

#### 4.4.1 Performance en regard des critères de qualité

Le Tableau 12 présente les performances des différents modèles, conceptuels et statistiques appliqués à la représentation de la crue rapide du 8 et 9 septembre 2002 (*i.e.* évènement 19) sur le Gardon d'Anduze, en regard des critères de Nash, de  $S_{PPD}$  et de  $P_d$ . Rappelons que la station limnimétrique d'Anduze ayant dysfonctionné lors de la crue du 8 et 9 septembre 2002,

les données de débit dites *observées* ou *mesurées* sur cet évènement sont en réalité le produit de simulations effectuées sur la base du retour d'expérience (SIEE, 2004).

## Modèles Conceptuels

Il apparaît que le modèle TOPMODEL ne simule pas l'évènement 19 de manière satisfaisante (*i.e.* Nash de 0,57 et  $S_{PPD}$  de 64%). ALTHAIR est capable de simuler de manière satisfaisante l'évènement 19 dans la version *maillé* (*i.e.* Nash de 0,83), tandis que ses performances se dégradent avec la version *spatialisée* et deviennent médiocres avec la version *bassin versant*. Malgré ses bonnes performances en regard du critère de Nash, le modèle ALTHAIR présente une surestimation très importante au niveau du pic de crue (*i.e.*  $S_{PPD}$  154%). Notons que nous ne disposons que des critères de Nash et pas des hydrogrammes pour les versions *spatialisé* et *bassin versant* d'ALTHAIR ; nous ne sommes donc pas en mesure de présenter les  $S_{PPD}$  et  $P_d$  pour ces modèles. Le critère de Nash obtenu par le modèle SCS sur l'évènement 19 est égal à celui obtenu par le modèle ALTHAIR *maillé* (*i.e.* Nash de 0,83) avec, cette fois-ci, une sur estimation moins importante du pic de crue (*i.e.*  $S_{PPD}$  125%). La synchronisation des pics de crue *observé* et simulés par les modèles ALTHAIR *maillé* et SCS sont parfaites.

**Tableau 12.** Critère de Nash ( $R^2$ ) des simulations des 3 modèles conceptuels et des prévisions à une demi-heure des 4 modèles neuronaux appliqués à la crue du 8 et 9 septembre 2002 (Évènement 19).

Modèle	$R^2$	$S_{PPD}$ (%)	$P_d$ (h)
TOPMODEL	0,57	64	0
SCS	0,83	125	0
ALTHAIR			
<i>Bassin versant</i>	-0,05	-	-
<i>Spatialisé</i>	0,65	-	-
<i>Maillé</i>	0,83	154	0
Réseaux de neurones			
<i>Non-récurrent</i>	0,90	70	0
<i>Récurrent calé sur Mialet</i>	0,45	55	-2
<i>Récurrent avec cumul de pluie</i>	0,84	73	0
<i>Récurrent avec humidité HU2</i>	0,92	91	0

Rappelons que les hypothèses hydrologiques de fonctionnement mises en œuvre par SCS et ALTHAIR sont très différentes. D'ailleurs les performances d'ALTHAIR sont d'autant plus surprenantes que sa fonction de production est basée sur le ruissellement hortonien, invraisemblable *a priori* d'après les observations de terrain. Par conséquent l'un ou l'autre de ces modèles est indéniablement fondé sur des hypothèses erronées. Ceci suggère que les modèles conceptuels sont capables d'approcher la relation pluie-débit d'un hydrosystème même si le schéma conceptuel du fonctionnement hydrodynamique sous-jacent n'est pas adapté. Il est donc possible de supposer que les performances de ces modèles sont attribuables aux bénéfices apportés par le calage des paramètres libres et qu'ils ne permettent pas de valider l'hypothèse physique sous-jacente, du moins avec les qualités de simulation qui sont

présentées. Ainsi, il paraît d'autant plus justifié d'utiliser un modèle sans *a priori*, de type *boîte noire* pour réaliser cette modélisation.

## Modèles Neuronaux

Quant aux modèles à réseau de neurones, en regard des critères de Nash, seul le réseau *récurrent calé à Mialet* et transposé à Anduze avec un coefficient correctif, ne fournit pas de performance satisfaisante en regard du critère de Nash (*i.e.* Nash de 0,45). Le réseau *non-récurrent* propose des performances intéressantes avec un Nash de 0,90. En revanche ce modèle sous-estime le débit de pointe de manière conséquente en présentant un  $S_{PPD}$  de 70%.

Enfin les modèles *récurrent avec cumul de pluie* et *récurrent avec humidité HU2* fournissent des performances intéressante avec des Nash respectifs de 0,84 et 0,92 et des SPPD de 73% et 91% respectivement.

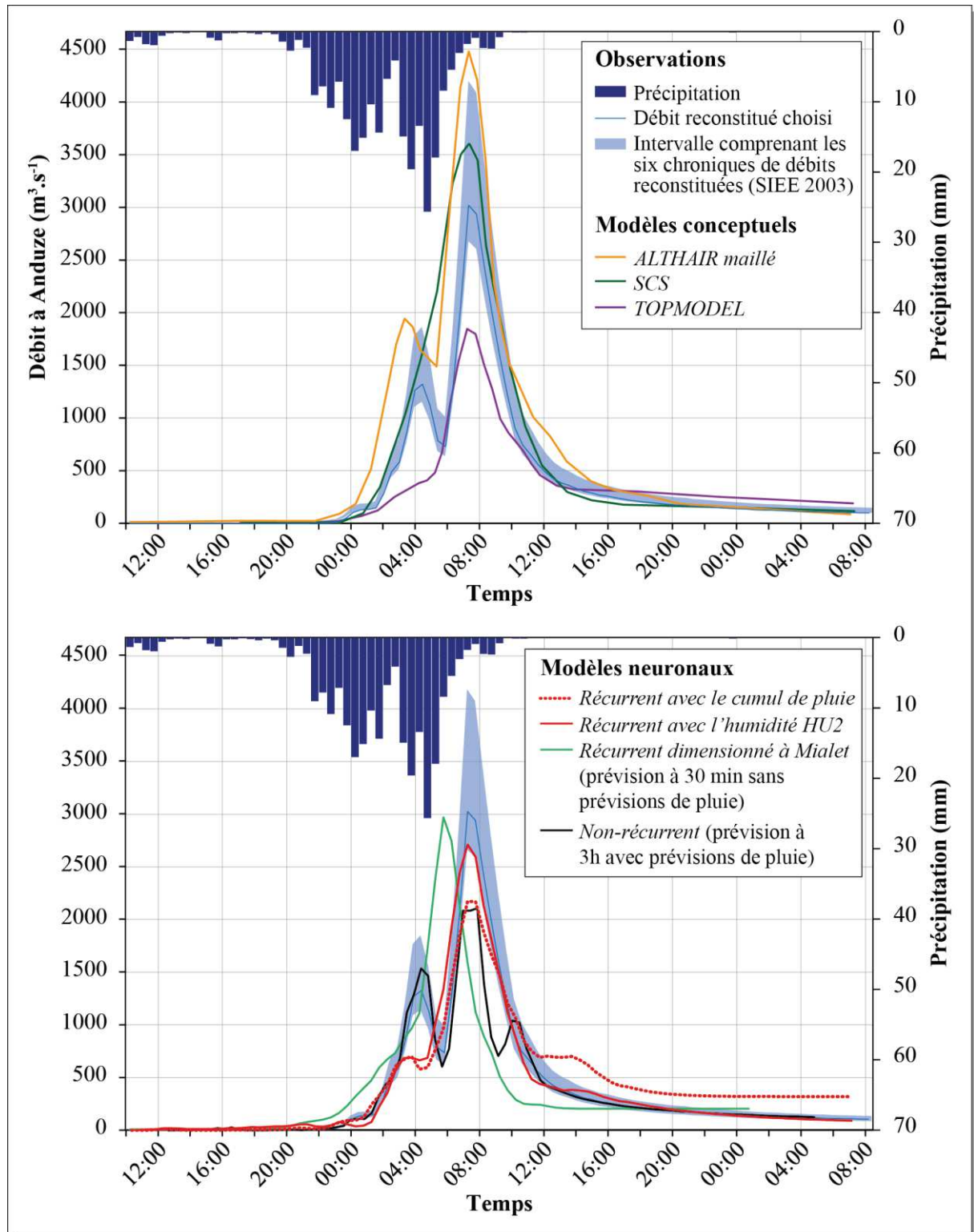
### 4.4.2 Analyse des hydrogrammes

Le critère de Nash n'informant pas complètement sur la qualité de restitution des différentes phases de la crue, il est important d'analyser et de comparer graphiquement les hydrogrammes de crue estimés. La comparaison des hydrogrammes de crue *observés*, simulés et prévus sur la crue du 8 et 9 septembre 2002 permet notamment de mettre en lumière les points forts et les points faibles de chacun des modèles (Figure 38).

## Modèles Conceptuels

Il apparaît que le modèle ALTHAIR *maillé* surestime très largement les débits avec notamment une surestimation de 50% au niveau du débit de pointe. Sur la Figure 36, l'hydrogramme de sortie d'ALTHAIR semble proche de l'intervalle des débits reconstitués par SIEE (2004). Pour mémoire, rappelons que la gamme du débit de pointe la plus probable serait plutôt située entre  $3000 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$  et  $3600 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ . Cependant les pics de crue observés et simulé sont synchrones. La dynamique du phénomène est donc bien reproduite. De plus, il est le seul des modèles conceptuels à représenter le premier pic de crue. Notons que nous ne présentons pas ici les hydrogrammes obtenus avec les versions *bassin versant* et *spatialisé* d'ALTHAIR dans la mesure où nous ne disposons pas des données.

Le modèle SCS simule cette crue avec plus de réalisme en regard du pic de crue principal, avec une légère surestimation de quelques centaines de mètres cube par seconde par rapport au débit *mesuré*. Cependant le pic de crue reste contenu dans la gamme d'incertitude du pic de crue observé. Bien que la synchronisation des pics de crue *observé* et simulé soit bonne, un unique pic de crue, englobant les 2 pics de crues *observés* successifs est simulé. La dynamique de l'évènement n'est donc pas parfaitement représentée.



**Figure 38.** Hydrogrammes de la crue du 8 et 9 septembre 2002 observé (reconstitué), simulés par les modèles ALTHAIR *maillé*, SCS, TOPMODEL, ainsi que par les réseaux récurrent avec cumul de pluie, récurrent avec humidité HU2, récurrent calé à Mialet (débit prévu à 30 min sans prévision de pluie) et non-récurrent (débit prévu à 3h avec prévisions de pluie).

Enfin le modèle TOPMODEL simule un unique pic de crue synchrone au pic de crue principal mais sous-estimé de plus de  $1000 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ . Il semble que TOPMODEL ne parvienne pas bien à représenter le fonctionnement du bassin lorsqu'il est saturé en eau et que le coefficient de ruissellement approche des 100%.

## Modèles Neuronaux

Les modèles neuronaux fournissent eux aussi des hydrogrammes très variés. Le modèle *non-récurrent* présente une importante sous-estimation du pic de crue principal comme le montre son  $S_{PPD}$  de 73%. En revanche, le premier pic de crue est bien simulé avec une légère sous-estimation. Il semble bien représenter la dynamique du bassin malgré le fait que le débit précédent introduit dans le réseaux (informant sur l'état du bassin) est celui mesuré 3 h (6 pas de temps) avant l'instant de l'horizon de prévision.

Le réseau *récurrent calé sur Mialet* présente un unique pic de crue anticipé de 3 pas de temps (*i.e.* une heure et demi) mais quantitativement très proche du pic de crue *observé*. Cette anticipation peut s'expliquer par la dynamique hydrologique du bassin versant du Gardon de Mialet beaucoup plus rapide que celle du bassin versant du Gardon d'Anduze. En effet, le bassin versant du Gardon de Mialet et un sous-bassin du bassin versant du Gardon d'Anduze, représentant 40% de sa surface et situé dans sa partie amont où les pentes sont les plus abruptes. Les temps de réponse sur le bassin versant du Gardon de Mialet sont donc plus courts que sur le bassin versant du Gardon d'Anduze et le facteur correctif proposé par Artigue et al. (2011) ne modifie pas la dynamique de l'hydrogramme simulé, mais seulement son amplitude. Il est remarquable de noter que la prévision effectuée par le réseau *récurrent calé sur Mialet* aurait permis d'anticiper parfaitement sur le pic de crue avec 2 h d'avance. Néanmoins ce résultat n'est pas généralisable en l'état et nécessiterait des études pour être fiabilisé.

Les modèles *récurrents avec le cumul de pluie* et *l'humidité HU2* fournissent des hydrogrammes à l'allure très semblable. Le premier pic de crue est simulé de manière équivalente par les 2 modèles avec une sous-estimation d'environ 50%. Le second pic de crue est, en revanche, très bien représenté par le modèle *récurrent avec l'humidité HU2* avec une restitution du débit prévu proche du débit *observé* à l'instant du pic de crue (*i.e.*  $S_{PPD}$  91%). Le modèle *récurrent avec le cumul de pluie* présente une sous-estimation notable de près d'un tiers du débit *observé* (*i.e.*  $S_{PPD}$  de 70%). Les performances obtenues par ces 2 derniers modèles sont encourageantes au regard des critères de qualité utilisés et de la comparaison des hydrogrammes simulés avec l'*observé*. Nous souhaitons donc évaluer les performances de ces modèles en leur appliquant les événements de crues enregistrés durant l'automne 2014.

## 4.5 Performances des réseaux récurrents avec prévision de pluie « parfaite » sur les crues rapides de l'automne 2014

Comme nous l'avons précisé dans la Section 1.4.1, la prévision opérationnelle des crues peut être effectuée à l'aide de prévisions de pluie ou de scénarios de pluies futures. En effet, d'une part les modèles hydrologiques conceptuels largement utilisés pour cette tâche, ou les modèles neuronaux récurrents, sont conçus pour la simulation et non pour la prévision ; ils nécessitent donc la prévision des variables d'entrée. Également, d'autre part, en l'absence de prévision des entrées, les horizons de prévision des sorties ne peuvent être supérieurs aux temps de réaction parfois très brefs des bassins (*i.e.* 3h à 8h pour le Gardon d'Anduze). Ainsi, comme dans la Section 4.4, les scénarios de pluies *parfaites* seront introduits dans les réseaux de neurones testés. Rappelons que les pluies *parfaites* sont les pluies mesurées sur un épisode passé, qui est rejoué ; ce ne sont donc pas des pluies « parfaites », mais des pluies mesurées, avec toute l'incertitude que nous avons décrite dans le chapitre 2. Ce scénario n'est donc pas utilisable en situation opérationnelle. Il permet cependant d'évaluer les performances propres du modèle, non affectées par les incertitudes sur les prévisions des entrées. Il permet également de simuler la réaction du bassin à différents scénarios de pluies

### 4.5.1 Modèles utilisés

Les réseaux *récurrents avec le cumul de pluie et l'humidité HU2* sont choisis car ils ont fourni les meilleures performances sur les événements 19, 23, 26 et 27 (Darras et al., 2014a). Rappelons que la chronique de sortie que nous conservons pour ces 2 modèles est constituée du maximum, à chaque pas de temps, des chroniques issues de 20 initialisations. Les performances de ces modèles sont comparées à celles obtenues par le réseau non-récurrent pour un horizon de prévision du débit de 3h avec introduction de prévision de pluie parfaite. Pour ce dernier, c'est donc la non disponibilité de la valeur future de la hauteur d'eau mesurée qui va limiter les performances du modèle.

La variable HU2 apporte une information sur l'état d'humidité du système avant et pendant l'évènement de crue mais n'est pas utilisable en temps réel et *a fortiori* en opérationnel, à moins qu'elle ne puisse être délivrée avec la même pertinence au pas de temps semi-horaire. Le cumul de pluie apporte une information sur l'évolution de l'état du système en temps réel mais pas sur l'état initial en début d'évènement.

Les 2 modèles récurrents sont évalués pour des prévisions de 30 min à 5 h (*i.e.* 1 à 10 pas de temps) pour les crues de l'automne 2014 dont les hauteurs d'eau mesurées sont supérieures à 3 m (*i.e.* événements 219, 220, 221, 222, 225 et 226). Les dimensionnements appliqués sont ceux utilisés pour les travaux publiés dans Darras et al. (2014a) pour les réseaux *récurrents avec le cumul de pluie et l'humidité HU2*, et ceux utilisés par Bornancin-Plantier (2013) pour le modèle *non-récurrent*. Le dimensionnement utilisé pour les 2 réseaux récurrents sont présentés au Tableau 13. Précisons qu'avec l'introduction de prévision de pluie *parfaite*, les hydrogrammes de sortie des réseaux de neurones récurrents sont identiques quel que soit l'horizon de prévision. Les performances de ces modèles, en regard des critères présentés à la

Section 1.5, sont donc identiques pour tous les horizons de prévision à l'exception du critère de persistance ( $C_p$ ), qui augmente généralement en même temps que l'horizon de prévision avec la diminution des performances de la prévision naïve. Le réseau non-récurrent est évalué pour une prévision de 3h (*i.e.* 6 pas de temps) sur les 6 mêmes crues que les modèles récurrents. Les dimensionnements appliqués sont ceux utilisés par Bornancin-Plantier (2013).

Notons sur le Tableau 13 que les fenêtres temporelles des entrées débutent à  $k+1$  car nous utilisons la prévision de pluie *parfaite*, qui pour un horizon de 1 pas de temps correspond à la pluie mesurée à l'instant  $k+1$ . Aussi, les profondeurs de fenêtres temporelles des entrées de pluies sont toutes égales afin de simplifier le dimensionnement des réseaux. La valeur de 19 pas de temps (*i.e.* de  $k+1$  à  $k-17$ ) est choisie car elle correspond au temps de réaction maximum entre les pluies précipitées sur chacun des pluviomètres du bassin et le débit à l'exutoire, estimé par la méthode de corrélation croisée. L'absence d'optimisation de ces valeurs est justifiée par le fait que les performances des modèles sont plus affectées par le choix de l'initialisation que par la sélection des profondeurs des fenêtres temporelles (Bornancin-Plantier, 2013).

**Tableau 13.** Profondeurs des fenêtres temporelles des entrées des réseaux récurrents avec le cumul de pluie et l'humidité HU2 en entrées avec  $l$  : l'horizon de prévision (lead time).

	Variables d'entrées	Profondeurs des fenêtres temporelles des entrées
Partie non-linéaire	Pluie à Anduze	$k+l$ à $k+l-19$
	Pluie à Mialet	$k+l$ à $k+l-19$
	Pluie à Saumane	$k+l$ à $k+l-19$
	Pluie à Soudorgues	$k+l$ à $k+l-19$
	Pluie à Saint-Roman-de-Tousque	$k+l$ à $k+l-19$
	Pluie à Barre-des-Cévennes	$k+l$ à $k+l-19$
	Cumul de pluie	$k+l$ à $k+l-1$
	Humidité du sol HU2	$k+l$ à $k+l-1$
	Sortie bouclée	$k+l-1$ à $k+l-2$
Partie linéaire	Pluie à Anduze	$k+l$ à $k+l-19$
	Pluie à Mialet	$k+l$ à $k+l-19$
	Pluie à Saumane	$k+l$ à $k+l-19$
	Pluie à Soudorgues	$k+l$ à $k+l-19$
	Pluie à Saint-Roman-de-Tousque	$k+l$ à $k+l-19$
	Pluie à Barre-des-Cévennes	$k+l$ à $k+l-19$
	Cumul de pluie	$k+l$ à $k+l-1$
	Humidité du sol HU2	$k+l$ à $k+l-1$

#### 4.5.2 Performances des modèles utilisés

Le tableau 14 présente les critères de qualité obtenus pour les prévisions réalisées sur les événements de l'automne 2014, avec les modèles récurrents conçus précédemment. L'analyse des critères de Nash met en évidence qu'aucun des 3 modèles ne se démarque pour tous les événements. De plus, il apparaît que les événements 220 et 221 sont particulièrement mal représentés avec des critères de Nash n'excédant pas 0,36. Pour l'évènement 219 les 2



modèles récurrents présentent des performances intéressantes en regard du critère de Nash et du  $S_{PPD}$ . Cependant il faut noter un important retard des pics de crue simulés avec les 3 modèles. De manière générale, on note pour les 3 simulations des sous-estimations systématiques des pics de crue simulés. Le réseau *récurrent avec cumul de pluie* présente les moins bonnes performances que les 2 autres modèles avec des critères de Nash négatif pour l'ensemble des événements à l'exception du 219. Le réseau *récurrent avec humidité HU2* et le réseau non-récurrent présentent de meilleures performances avec des critères de Nash positif pour 5 des 6 événements testés, respectivement compris entre 0,33 et 0,79 et entre 0,36 et 0,81 (les critères de Nash sur l'évènement 220 sont négatifs).

**Tableau 14.** Nash ( $R^2$ ), Synchronous Percentage of the Peak Discharge ( $S_{PPD}$ ), Peak Delay ( $P_d$ ) et critères de persistance pour les horizons de prévision de 30 min à 6h ( $C_{pi}$   $i=0,5, 1, 2, 3, 4, 5, 6$ ), des réseaux *récurrents avec le cumul de pluie* (CP) et *l'humidité HU2* (HU2) ainsi que du réseau *non-récurrent* (NR) appliqués aux Évènements 219, 220, 221, 22, 225, 226.

Évènements	Modèle	$R^2$	$S_{PPD}$	$P_d$	$C_{p0,5}$	$C_{p1}$	$C_{p2}$	$C_{p3}$	$C_{p4}$	$C_{p5}$	$C_{p6}$
219	CP	0,72	82	3	-3,16	-1,28	0,62	0,77	0,83	0,85	0,87
	HU2	0,79	72	3	-2,12	-0,71	0,71	0,83	0,87	0,89	0,90
	NR	0,59	43	2	-	-	-	0,67	-	-	-
220	CP	-1,34	54	-1	-16,28	-24,70	-1,54	-0,70	-0,17	-0,06	-0,05
	HU2	-0,75	60	-1	-11,94	-18,24	-0,90	-0,27	0,12	0,21	0,21
	NR	-0,13	84	4	-	-	-	0,18	-	-	-
221	CP	-0,41	38	-1	-13,69	-32,89	-0,58	-0,09	0,03	0,09	0,21
	HU2	0,33	50	-1	-6,02	-15,19	0,25	0,48	0,54	0,57	0,62
	NR	0,36	40	4	-	-	-	0,51	-	-	-
222	CP	-1,40	60	0	-63,62	-49,71	-6,60	-3,19	-1,62	-0,91	-0,53
	HU2	0,75	82	0	-5,86	-4,38	0,19	0,56	0,72	0,80	0,84
	NR	0,69	74	5	-	-	-	0,46	-	-	-
225	CP	-0,21	57	2	-45,46	-41,80	-3,07	-1,22	-0,47	-0,11	0,10
	HU2	0,52	64	2	-17,60	-16,14	-0,63	0,11	0,41	0,56	0,64
	NR	0,82	80	1	-	-	-	0,67	-	-	-
226	CP	-1,00	76	7	-169,89	-28,76	-11,97	-5,64	-3,19	-1,98	-1,34
	HU2	0,46	89	5	-45,09	-7,03	-2,50	-0,79	-0,13	0,20	0,37
	NR	0,81	85	-2	-	-	-	0,38	-	-	-

Les hydrogrammes de sortie des 3 modèles sur chacun des 6 événements testés sont présentés à la Figure 40. Précisons, avant toutes choses, que les valeurs de pluie affichées sont des moyennes sur les 6 pluviomètres (méthode des polygones de Thiessen), pouvant cacher des extremums bien plus importants. Ceci explique les faibles valeurs parfois observées, qui ne semblent pas cohérentes avec les réactions hydrologiques engendrées.

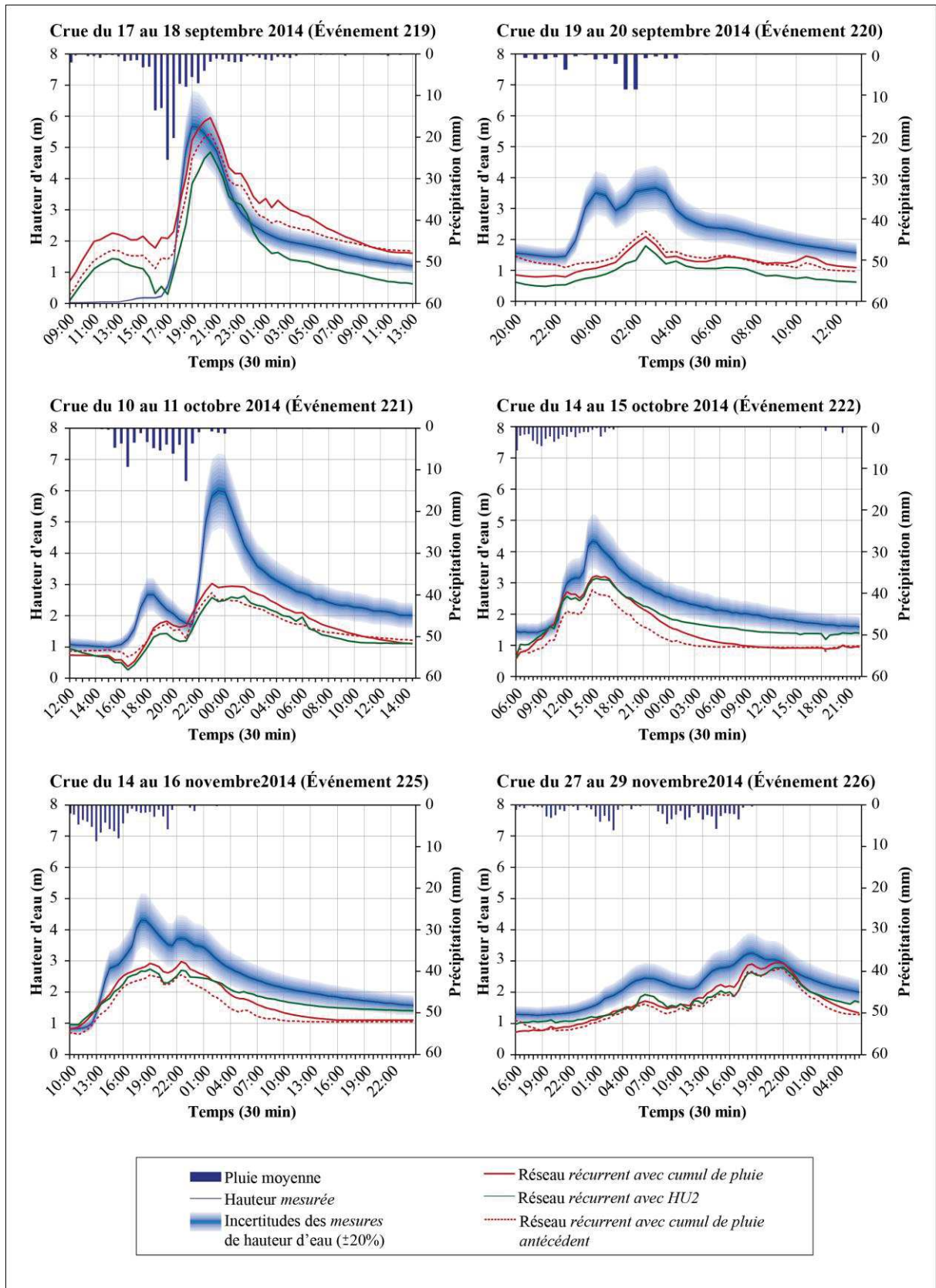


Figure 39. Hydrogrammes observés et simulés par les réseaux récurrents avec cumul de pluie et humidité HU2 et le réseau non-récurrent sur les événements 219, 220, 221, 222, 225, 226 de l'automne 2014.

L'étude des hydrogrammes de sortie des 3 modèles confirme les difficultés à représenter les Évènements 220 et 221. Pour ces 2 événements, les modèles semblent manquer d'une information sur la pluie précipitée ou bien sur l'état du bassin. Une sous-estimation systématique des pics de crues simulés est observée à l'exception de l'évènement 226, pour lequel une légère surestimation est effectuée par le réseau *non-récurrent*. Les sorties des 3 modèles sont proches et aucun ne s'impose comme le plus performant. De manière générale les dynamiques des crues sont bien représentées par les modèles, malgré les valeurs absolues de  $P_d$  parfois importantes (e.g. évènement 219 et 226).

### 4.5.3 Discussion sur les performances des modèles utilisés

L'automne 2014 a connu une répétition des événements pluvieux ; il est donc intéressant d'évaluer les performances des modèles sur cette série d'évènements récents qui : (i) n'étaient pas connus lors de la conception de ces modèles, (ii) se déroulent sur un bassin dont l'humidité globale augmente au fil de la saison.

L'examen des limnigrammes présentés en Figure 39 met en relief la difficulté de la modélisation hydrologique. Si l'évènement 219 présente une belle réaction à un fort pic de pluies sur sols secs, les événements 220 et 222 présentent des réactions importantes à des entrées de pluies qui semblent mineures, même en tenant compte du fait que l'humidité globale du bassin a augmenté au fil du temps. Pour les modèles *récurrents avec cumul de pluie* et *humidité HU2*, ces événements sont particulièrement mal prévus ; nous ne l'expliquons pas, sauf à partir d'une lacune dans les mesures de pluies. Le plus étonnant est que si ces modèles représentent bien le fonctionnement sur sol sec, comme l'évènement 219 (ou le 19), alors ils devraient délivrer des prévisions qui surestiment les débits observés lorsque l'humidité du bassin s'accroît. Ce n'est pas ce que nous observons.

Par ailleurs, les dynamiques des sorties des 3 modèles pour l'ensemble des événements sont très proches. Cette observation est appuyée par les scores de  $P_d$  obtenus qui sont identiques pour chacun des événements à l'exception des événements 225 et 226. Pourtant, comme nous l'avons précisé à la Section 1.2.4, l'état du bassin influe sur l'intensité mais aussi sur la dynamique de sa réponse hydrologique. Il semblerait donc que, soit les 3 variables apportent une information équivalente aux réseaux de neurones sur la dynamique de la réponse à adopter, soit qu'aucune des 3 n'y parvient. Il resterait donc encore une lacune d'information pour que ces modèles puissent être réellement efficaces.

## 4.6 Synthèse sur la prévision des crues rapides du Gardon d'Anduze.

Nos travaux sur le Gardon d'Anduze ont fait suite aux thèses de Bornancin-Plantier (2013) et Artigue (2012), qui ont étudié l'application des réseaux de neurones sur ce même bassin. Bornancin-Plantier (2013) a montré avec le réseau non-récurrent (dirigé) que lors du processus de sélection du modèle, l'initialisation de ce dernier était déterminante et avait plus d'impact que le dimensionnement de la complexité. Ceci est vrai car nous conservons une méthode de régularisation : l'arrêt précoce. Pour s'affranchir de cette dépendance elle a

proposé d'utiliser un ensemble de modèles et de calculer la sortie utilisable comme la médiane de la sortie de chacun des modèles différant par leur initialisation. Nous avons repris ce résultat, l'avons généralisé au modèle récurrent et dimensionné le nombre de modèles à considérer dans l'ensemble (Darras, 2014b). Guillaume Artigue s'est intéressé au modèle récurrent (non dirigé) et l'a comparé au modèle non récurrent (dirigé) ; il en ressort que le modèle récurrent arrive mieux à représenter la dynamique du bassin, même si ses prévisions sont de moins bonne qualité que celle du modèle non récurrent pour les courts horizons de prévision.

Nous avons donc décidé d'investiguer la capacité du modèle récurrent à effectuer des prévisions à plus long terme que le modèle non récurrent. Pour cela nous avons déterminé 4 variables susceptibles de représenter l'humidité du bassin, information nécessaire pour le modèle récurrent, et avons évalué leurs performances (Darras 2014a). Il apparaît sur l'évènement de septembre 2002 que la meilleure estimation serait donnée par l'humidité HU2, calculée au pas de temps semi-horaire ; en revanche sur la série des épisodes de l'automne 2014, cette estimation de l'humidité n'arrive pas à correctement renseigner le modèle au fur et à mesure que les évènements se succèdent et que l'automne avance.

Dans le chapitre V, nous allons étudier le bassin karstique du Lez dont la structure est fortement hétérogène, à la différence du Gardon d'Anduze. Afin d'introduire une information sur l'humidité du bassin qui soit pertinente, nous choisissons donc d'estimer, dans un premier temps, la contribution de différentes zones, considérées hydrologiquement *homogènes*, dans la formation des crues du Lez. Nous utiliserons ensuite les connaissances acquises pour sélectionner les informations à introduire dans le prédicteur neuronal.



# Chapitre 5

## Prévision des crues rapides du Lez à Lavalette

### 5.1 Hydrosystèmes karstiques

Les hydrosystèmes karstiques sont des structures géomorphologiques complexes tant par leur forme que par leur fonctionnement. Ce sont des formations géologiques, dites *aquifères*, en raison de leur capacité à stocker et à laisser circuler d'importants volumes d'eau. En effet, ces entités hydrogéologiques sont composées de nombreux drains et cavités, permettant une infiltration rapide et un stockage important des eaux. Leur *transmissivité*, définie par le débit d'eau pouvant circuler dans l'aquifère, par unité de surface, sous l'effet d'un gradient hydraulique, est importante à l'échelle du système. Cette capacité influe fortement sur leur comportement hydrodynamique qui peut ainsi varier sensiblement selon l'état de remplissage de l'aquifère. Ce comportement non-linéaire, particulièrement observé lors de sollicitations pluvieuses intenses, conditionne la genèse des crues rapides sur ce type de système. Par ailleurs, l'importante capacité de stockage des systèmes karstiques ainsi que les infiltrations rapides qui s'y produisent, leur confèrent la capacité d'écarter des crues lorsque les conditions hydriques y sont favorables, notamment en fin de période estivale en région méditerranéenne, en retirant d'importants volumes d'eau au ruissellement de surface.

Nous proposons dans cette section de présenter les éléments indispensables à la compréhension du fonctionnement d'un système karstique et des difficultés inhérentes à son étude et à sa modélisation. Le lecteur intéressé par une description plus détaillée de ces hydrosystèmes est invité à se reporter à Ford and Williams (1989), Jeannin et al. (1998) et Gilli (2011). Nous décrivons ici, de manière synthétique, les systèmes karstiques à travers 3 composantes : leur formation (*i.e.* la karstogénèse), leur structure hétérogène et leur fonctionnement hydrodynamique non-linéaire.

### 5.1.1 Karstogénèse

Les karsts sont le produit de l'érosion hydrochimique et hydraulique de formations géologiques solubles (*e.g.* roches carbonatées telles que les calcaires). Ces roches peu ductiles sont, dans un premier temps, fissurées sous l'effet des contraintes tectoniques. En raison de la très faible perméabilité des roches carbonatées, les précipitations s'infiltrent préférentiellement à la faveur des failles et des fractures constituant des zones de faiblesse (Bakalowicz, 2005). Les eaux précipitées, rendues acides par le dioxyde de carbone présent dans l'atmosphère et les matières organiques contenues dans le sol, dissolvent la matrice soluble (*e.g.* la roche carbonatée). Les fractures sont ainsi peu à peu creusées pour former des réseaux de drains et des cavités. Les eaux infiltrées peuvent aussi circuler préférentiellement au niveau des joints de stratification, constituant d'autres zones de faiblesse. Les forçages climatiques jouent un rôle important dans le processus de karstification puisqu'ils fournissent au système l'eau, moteur de l'érosion souterraine, et la température, modulant les réactions de dissolution.

Notons que d'autres processus d'érosion peuvent être observés. Les karsts *hydrothermaux*, par exemple, sont formés par des circulations d'eau et de vapeur chaudes (*i.e.* autour de 40°C) riches en soufre, permettant la formation de conduits aux structures spécifiques (*e.g.* cheminées aux parois perlées) et à la précipitation de dépôts caractéristiques tels que du gypse et du soufre (Hobléa et al., 2010). Par ailleurs, la karstification dans la zone saturée peut se faire par érosion hydrochimique au sein de la matrice, retirant progressivement la matière soluble et laissant en place uniquement la matière peu ou pas soluble : l'altérite (Quinif and Bruxelles, 2011). Ce résidu forme alors un squelette qui conserve le volume initial de la roche et que l'on appelle *fantôme de roche*. Lorsque le niveau de base diminue, ce squelette, n'étant plus soutenu par l'eau, s'écroule sous son propre poids, laissant place à une cavité partiellement comblée d'altérite.

Le transport des matières dissoutes par l'eau est rendu possible par le gradient hydraulique conditionné par le gradient altimétrique entre la zone d'alimentation (*i.e.* zone d'infiltration des eaux) et le ou les exutoires du système. Ce gradient dépend notamment du niveau de base sensible aux oscillations eustatiques, particulièrement dans le cas des systèmes karstiques côtiers (*e.g.* hydrosystème du Lez). Ainsi, la crise messinienne, présentée à la Section 2.3.1, ayant touché le bassin méditerranéen il y a environ 5,5 millions d'années, a fortement impacté le développement karstique sur le pourtour méditerranéen suite à l'importante régression marine. En effet, certains des systèmes karstiques du pourtour méditerranéen, dont les aquifères étaient directement en contact de la mer, ont subi un surcreusement en profondeur engendré par la mise en équilibre des réseaux de drainage avec les nouveaux niveaux de base. A l'inverse une diminution du gradient d'altitude engendre une réduction des vitesses d'écoulement, favorable au dépôt des matières transportées par l'eau. Ces dépôts peuvent colmater des anciens drains et donc modifier la hiérarchie des circulations d'eau. La succession des phases de dépôts et d'érosion, de même que les conditions climatiques favorables ou non à la karstification, engendrent la formation d'un système karstique *polyphasé*, aux réseaux de drainage et de cavités particulièrement intriqués.

Enfin, la karstogenèse est un phénomène *rapide* à l'échelle des temps géologiques. Un karst peut se développer en quelques dizaines ou centaines de milliers d'années selon les conditions environnantes (Salomon, 1999).

### 5.1.2 Structure hétérogène

La karstogenèse est donc un processus dépendant d'une multitude de facteurs variables dans le temps et dans l'espace et parfois interdépendants aboutissant à la formation de structures hétérogènes complexes. Il est considéré que ces structures sont généralement constituées d'une matrice (*e.g.* du calcaire) stratifiée et/ou fissurée, au travers de laquelle sont formés des drains et des cavités de dimensions très variables, du millimètre à la dizaine de mètres. Les drains sont organisés selon le sens d'écoulement préférentiel des eaux qui dépend des discontinuités (*e.g.* fractures, joints de stratifications) et des gradients hydrauliques locaux. Les drains principaux évoluent en fonction des différentes phases de colmatage et d'érosion qui se succèdent. Ils présentent ainsi une organisation hiérarchisée et anisotrope.

Selon l'échelle spatiale considérée, la perméabilité d'un système karstique varie donc considérablement. À l'échelle de la matrice le système est très peu perméable alors qu'à plus petite échelle l'influence des différents niveaux de drains est prise en compte. Il est possible d'observer une relation entre la perméabilité du système considéré et son échelle spatiale. Mangin (1994) a ainsi montré qu'une organisation de type fractal pouvait être mise en évidence dans les systèmes karstiques. L'auteur suppose donc que la karstogenèse serait un processus global, auto-organisé.

Par ailleurs, une organisation verticale de cette structure peut être généralement observée pour les karsts de formation *classique* (*i.e.* par érosion liées aux circulations gravitaires), avec la mise en place de zones saturée et non-saturée, auxquelles peut s'ajouter un *épikarst* selon l'état d'avancement du processus de karstification.

L'*épikarst* correspond à la partie superficielle du système qui est paradoxalement la moins bien identifiée. Il est généralement défini comme une zone de forte porosité (*i.e.* 5% à 10%), pouvant s'étendre sur plusieurs mètres en profondeur (Bakalowicz, 1996). Cette porosité, constituée principalement des fracturations de la matrice élargie par dissolution, favorise les échanges verticaux entre l'atmosphère, le sol et les parties souterraines du karst. Il est le lieu d'une importante production en dioxyde de carbone permettant l'acidification des eaux infiltrées (Bakalowicz, 2005). De plus, l'*épikarst* est parfois capable de stocker d'importants volumes d'eau, constituant une zone tampon entre la surface et la réserve souterraine. Cette zone tampon permet de préserver les eaux souterraines d'éventuelles pollutions en retardant l'infiltration des eaux. Notons que les volumes d'eau stockés dans l'*épikarst* peuvent parfois être plus importants que ceux stockés en profondeur (Lastennet and Mudry 1997 ; Perrin et al., 2003).

La zone non-saturée est une zone de transition entre la surface et la zone saturée. La circulation des eaux y est majoritairement verticale. Sa porosité est généralement moins importante que celle de l'*épikarst*, de l'ordre de 1 à 2% (Bakalowicz, 1996 ; Mangin, 1998).



Enfin, la zone saturée, ou zone noyée, est celle où la porosité du karst est la plus développée, pouvant atteindre 15% (Mangin, 1998). La circulation des eaux y est ici essentiellement subhorizontale, permettant un drainage jusqu'à l'exutoire.

Une compartimentation horizontale peut aussi être observée à l'échelle du système entier. Les différentes entités peuvent être connectées ou déconnectées en fonction des conditions piézométriques (*i.e.* évolution des lignes de crêtes piézométriques). De la même manière, 2 systèmes karstiques considérés distincts, car fonctionnant la majorité du temps de manière indépendante, peuvent entrer en connexion selon l'état de remplissage de chacune des entités.

### **5.1.3 Fonctionnement hydrodynamique non-linéaire**

L'organisation hiérarchique des drains et les différences de perméabilité observées en fonction des échelles spatiales engendrent une anisotropie des écoulements d'eau souterrains et donc un comportement différent selon la zone d'infiltration des eaux. De plus, selon le niveau piézométrique, le comportement hydrodynamique du système karstique est conditionné par la mise en fonction d'éventuelles sources de trop-plein induisant des effets de seuils. Par ailleurs les évolutions structurelles rapides des systèmes karstiques affectent leur fonctionnement hydrodynamique engendrant des non-stationnarités observables à l'échelle humaine, tels que le déplacement de *remplissages* obstruant ou désobstruant des drains. Il découle de ces différents processus un comportement hydrodynamique fortement non-linéaire des systèmes karstiques, difficile à modéliser en l'absence de descriptions géométriques fines des réseaux de drains et de cavités.

Principalement 2 approches conceptuelles ont été proposées pour décrire le fonctionnement de la zone saturée. La première suppose que le stockage se fait dans les porosités matricielles (Drogue, 1974). La seconde postule la présence de cavités connectées au réseau de drainage, appelées *systèmes annexes au drainage* (Mangin, 1975). L'aquifère est donc représenté, dans les 2 cas, par des unités des stockages reliées à un réseau de drains, qui se remplissent à la suite d'évènements pluvieux et se vident en périodes sèches. Le schéma fonctionnel du karst, proposé par Mangin (1975) et illustrant cette approche conceptuelle, est représenté à la Figure 39.

Les descriptions structurelles et fonctionnelles des systèmes karstiques font apparaître toutes les difficultés soulevées pour la modélisation et la prévision de leur comportement hydrodynamique, particulièrement lorsqu'ils sont soumis à des évènements pluvieux intenses tels que ceux à l'origine des crues rapides. De plus, compte tenu de l'aspect évolutif du processus de karstification, chaque système karstique est unique et en évolution permanente. Ces structures uniques engendrant des fonctionnements distincts, les observations effectuées sur l'un de ces systèmes ne peuvent généralement pas être transposées aux autres.

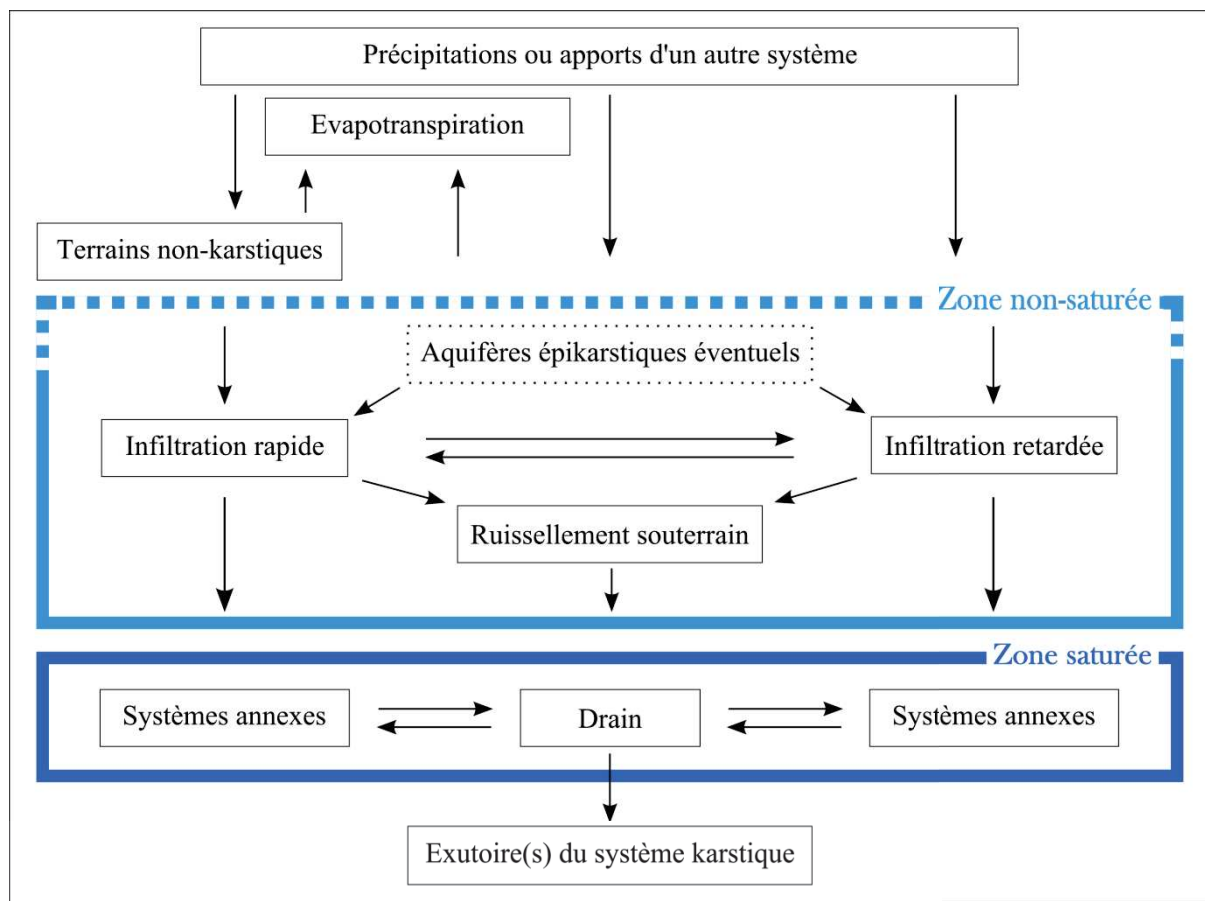


Figure 40. Schéma fonctionnel du karst selon Mangin (1975).

## 5.2 Modèles développés sur l'hydrosystème du Lez

Dans le cadre du *Projet Lez – Gestion Multi-Usage*, débuté en juin 2009, pour une durée de 3 ans, l'hydrosystème karstique du Lez a été étudié en profondeur du point de vue hydrologique, hydrogéologique et hydrogéochimique. Ces études visaient en particulier à évaluer son potentiel pour l'alimentation en eau potable, ainsi que sa qualité et sa vulnérabilité, mais aussi les impacts éventuels du changement climatique et le risque d'inondation. Le quatrième atelier de ce projet porte sur le développement de modèles numériques de prévision des crues du Lez. Quatre outils opérationnels de prévision des crues du Lez en temps réel ont ainsi été proposés. Il s'agit de 2 modèles hydrologiques conceptuels, conçus à partir des mêmes hypothèses de fonctionnement, dont l'un intègre une procédure d'assimilation de données ; d'un modèle hydraulique simulant la propagation et la déformation de l'hydrogramme de crue entre 2 points du réseau hydrographique ; et d'un abaque estimant la valeur du pic de crue à venir en fonction d'un niveau piézométrique ponctuel et d'un cumul de pluie prévu. Nous avons participé à ces travaux en appliquant des pluies fictives au modèle ATHYS, simulant le débit à la station de Lavalette, ayant permis l'élaboration de l'abaque de prévision. Ces travaux ont été présentés dans 2 articles publiés dans la revue *Karstologia* (Borrell-Estupina et al., 2013 ; Fleury et al., 2013). Ces articles sont restitués intégralement dans les sections qui suivent.

### 5.2.1 Crues partie I : Rôle du karst dans les crues du fleuve Lez (Fleury et al., 2013)

**Résumé.** Le système karstique du Lez est soumis à une gestion active de fait de son exploitation par pompage en amont de son exutoire principal sur le drain, à un débit supérieur à son débit d'étiage. L'étude de son comportement hydrogéologique en relation avec les débits du fleuve Lez à Montpellier en période de crue a permis de développer un schéma conceptuel de fonctionnement de l'ensemble du système en prenant en considération les interactions entre les écoulements de surface et le fleuve. Ainsi, il est apparu que le système karstique peut jouer le rôle d'écrêteur de crue, en stockant une quantité significative d'eau (pouvant aller jusqu'à un équivalent de 150 mm de précipitations) lorsqu'il est *déprimé* (du fait des pompages en période estivale). Alors qu'une fois saturé, le système karstique contribue à amplifier la crue et l'ensemble des précipitations participe à l'augmentation des débits du fleuve. Cette augmentation des débits a été identifiée sous le terme *composante karstique*. Elle correspond, une fois le karst saturé, à une augmentation du ruissellement de surface alimentant le fleuve. Ce phénomène est associé à (i) un refus à l'infiltration vers l'aquifère et également (ii) à des transferts rapides en souterrain vers l'aval hydraulique via le réseau karstique en charge notamment au niveau d'exutoires temporaires (sources de trop plein) alimentant le réseau de surface. Une modélisation des niveaux piézométriques et des débits à la source du système karstique du Lez a été réalisée afin de proposer un nouvel outil de gestion en période de crues. Deux modèles ont été développés. Le premier est un modèle réservoir construit à partir du schéma conceptuel de fonctionnement, le second étant un modèle à réseau de neurones. Les résultats issus de ces 2 approches sont complémentaires et permettent, en fonction des scénarios de pompage et de pluie, d'anticiper les niveaux dans le karst et donc la capacité d'écrêtage mais aussi de prévoir les débits à la source. En plus de cette compréhension du rôle du système karstique sur la crue de surface, un abaque de vigilance des débits a été établi. Il permet d'anticiper l'évolution piézométrique à la source et la quantité de pluie qui contribuera directement à la crue de surface.

# Crues Partie I

## Rôle du karst dans les crues du fleuve Lez

Perrine Fleury<sup>1</sup>, Valérie Borrell Estupina<sup>3</sup>, Line Kong-A-Siou<sup>2,3</sup>, Anne Johannet<sup>2</sup>, Thomas Darras<sup>3</sup>, Séverin Pistre<sup>3</sup>, Marc Guilhalmenc<sup>4</sup>, Jean-Christophe Maréchal<sup>1</sup>, Nathalie Dörfliger<sup>5</sup>

(1) BRGM, NRE, 1039 rue de Pinville, 34000 Montpellier

(2) LGEI, Ecole des Mines d'Alès, 6 av. de Clavières, 30319 Alès Cedex

(3) Université Montpellier 2, Hydrosociences Montpellier, Place E. Bataillon, 34095 Montpellier Cedex 5, France

(4) Service Risques de Carcassonne - DREAL LR, 520 al. Henri II de Montmorency CS 69007  
34 064 Montpellier cedex 02

(5) BRGM, Division of Water, Environment and Ecotechnologies, 3 avenue Guillemin, 45060 Orléans Cedex 2

**Résumé.** Le système karstique du Lez est soumis à une gestion active du fait de son exploitation par pompage en amont de son exutoire principal sur le drain, à un débit supérieur à son débit d'étiage. L'étude de son comportement hydrogéologique en relation avec les débits du fleuve Lez à Montpellier en période de crue a permis de développer un schéma conceptuel de fonctionnement de l'ensemble du système en prenant en considération les interactions entre les écoulements de surface et le fleuve. Ainsi, il est apparu que le système karstique peut jouer le rôle d'écrêteur de crue, en stockant une quantité significative d'eau (pouvant aller jusqu'à un équivalent de 150 mm de précipitations) lorsqu'il est *déprimé* (du fait des pompages en période estivale). Alors qu'une fois saturé, le système karstique contribue à amplifier la crue, l'ensemble des précipitations participe à l'augmentation des débits du fleuve. Cette augmentation des débits a été identifiée sous le terme *composante karstique*. Elle correspond, une fois le karst saturé, à une augmentation du ruissellement de surface alimentant le fleuve. Ce phénomène est associé à (i) un refus à l'infiltration vers l'aquifère et également (ii) à des transferts rapides en souterrain vers l'aval hydraulique via le réseau karstique en charge, notamment au niveau d'exutoires temporaires (sources de trop-pleins) alimentant le réseau de surface. Une modélisation des niveaux piézométriques et des débits à la source du système karstique du Lez a été réalisée afin de proposer un nouvel outil de gestion en période de crues. 2 modèles ont été développés. Le premier est un modèle réservoir construit à partir du schéma conceptuel de fonctionnement, le second étant un modèle à réseau de neurones. Les résultats issus de ces 2 approches sont complémentaires et permettent, en fonction des scénarios de pompage et de pluie, d'anticiper les niveaux dans le karst et donc la capacité d'écrêtement mais aussi de prévoir les débits à la source. En plus de cette compréhension du rôle du système karstique sur la crue de surface, un abaque de vigilance des débits a été établi. Il permet d'anticiper l'évolution piézométrique à la source et la quantité de pluie qui contribuera directement à la crue de surface.

### 1. Introduction

Récemment, les crues éclair (définies comme étant des crues soudaines provoquées par un événement orageux) d'origine karstique ont été identifiées comme un nouveau type de risque naturel en terrain karstique (Bonacci et al., 2006). Suite aux caractéristiques des circulations d'eau souterraine dans les terrains karstiques, les crues éclair dans de tels contextes sont fortement différentes de celles qui se produisent dans d'autres types de contexte géologique, le volume d'eau dans le cas d'un système karstique étant beaucoup plus important. La cause principale est qu'une fois le système karstique saturé, le refus à l'infiltration et les circulations très rapides au sein des conduits karstiques ou des transferts de pression peuvent induire des contributions importantes aux écoulements de surface. Ce phénomène a été étudié sur divers systèmes karstiques méditerranéens tels que le Lez (Jourde et al. 2013), le Coulazou (Bailly-Comte et al. 2012) et la Fontaine de Nîmes (Maréchal et al. 2008 ; Maréchal et al. 2009). Ainsi, l'influence du système karstique sur la crue de surface du Lez n'est plus à démontrer, toutefois, l'état de saturation du

système karstique étant fortement influencé par la gestion active par pompage, la quantification et l'anticipation de cette influence sont au cœur des préoccupations des gestionnaires des risques, notamment pour la ville de Montpellier et son agglomération (plus de 400 000 habitants) soumise au régime des précipitations intenses méditerranéennes.

A partir de l'étude conduite sur ce système karstique en relation avec les débits du fleuve et son état initial, les relations entre le fonctionnement du système karstique et la genèse des crues de surface sont établies. L'étude de ces relations karst-crues de surface a permis la réalisation de modèles numériques, et d'un premier outil de gestion, à visée opérationnelle, visant à caractériser les capacités d'écrêtement du système karstique.

Ce cas d'étude montre que la caractérisation du fonctionnement du système karstique permet la mise en place d'outils opérationnels pour la gestion de crise locale. L'approche méthodologique présentée peut s'appliquer à tout système karstique contribuant aux écoulements de surface.

## 2. Modèle conceptuel de fonctionnement du système karstique en période de crue

Le comportement de l'aquifère karstique pilote le fonctionnement du fleuve Lez situé à l'aval hydraulique. En effet, l'analyse des épisodes montre que les débits du Lez aux stations de Montpellier (Garigliano et Lavalette) sont liés à la saturation du système karstique en amont (Figure c.1).

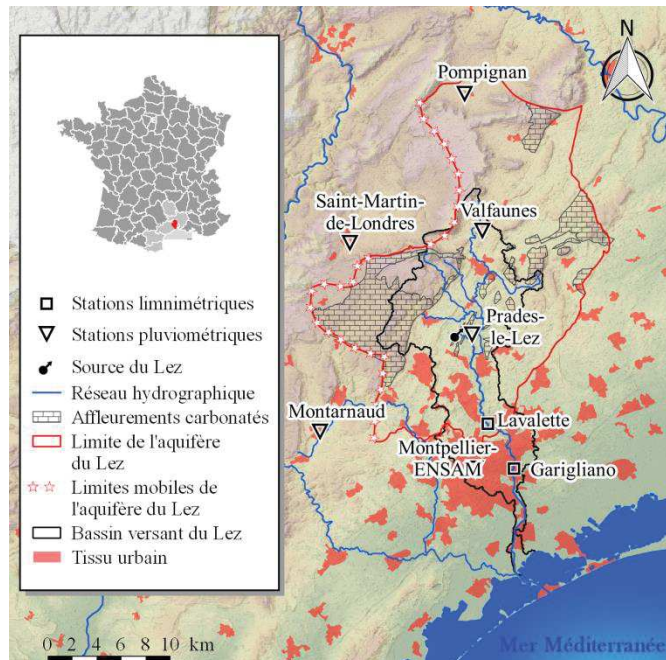


Figure c.1. Le fleuve Lez, son aquifère, son bassin versant, ses affluents, les stations hydrométriques et le tissu urbain de la région.

A titre d'illustration, les orages d'octobre 2001 et d'août 2002 cumulent respectivement 120 et 130 mm de pluie. Alors que les précipitations d'août 2002 n'ont pas engendré de crue significative (débit du lez à Montpellier inférieur à  $10 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$  soit un débit spécifique de quelques dizaines de  $\text{l/s} \cdot \text{km}^2$ ), celle d'octobre 2001 est à l'origine d'un débit de surface de  $240 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$  à Lavalette et de  $310 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$  à Garigliano (ce qui représente un débit spécifique supérieur à  $1 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1} \cdot \text{km}^{-2}$ ).

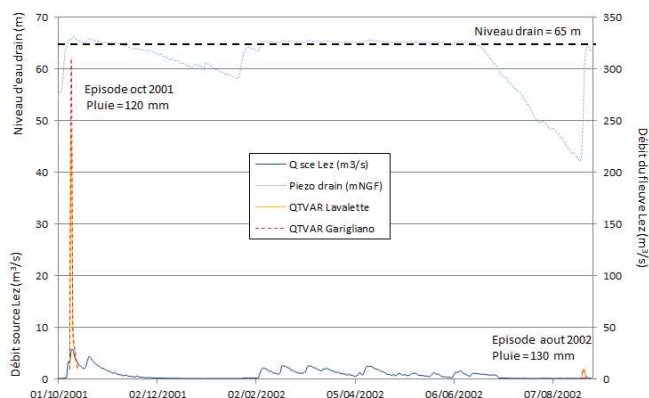


Figure c.2. Niveau d'eau dans le karst, débit à la source et débit dans le fleuve (station Lavalette et Garigliano) sur la période de septembre 2001 à septembre 2002

Dans le cas d'août 2002, les fortes pluies ont eu lieu alors que le système karstique est déprimé (niveau à la source =

45 m NGF). A l'inverse, en octobre 2001, les fortes pluies sont tombées sur un système karstique rechargé (niveau à la source = 65 m NGF). La condition initiale de remplissage du système karstique semble donc jouer un rôle dominant dans la genèse de la crue de surface.

Les interactions (dédiées de l'analyse exhaustive de la base de données (Maréchal et al., 2012)) entre le réservoir karstique souterrain et le bassin versant de surface, lors d'une pluie peuvent être classées en 3 types selon leur mode de fonctionnement (Figure c.3) :

- le réservoir karstique souterrain est initialement très peu rempli (niveau proche de 35m NGF), les précipitations contribuent à sa recharge, les débits à la source et dans le fleuve sont faibles. Ce type d'épisode se produit à la fin des périodes estivales. Le karst joue le rôle d'un tampon et de ce fait il n'y a pas de crue de surface.
- le réservoir karstique souterrain est moyennement rempli. L'eau de pluie se stocke dans un premier temps dans le système karstique qui joue ainsi un rôle d'atténuateur de la crue de surface, et ceci jusqu'à ce qu'il atteigne sa cote de saturation (65m NGF). La poursuite des pluies sur un karst rechargé entraîne une augmentation du coefficient de ruissellement et donc des débits dans le fleuve.
- le réservoir karstique souterrain est déjà saturé en début d'épisode (cote proche de 65m NGF), les précipitations survenant sur le bassin versant vont rapidement se concentrer dans le fleuve engendrant des crues. Le réservoir karstique va aggraver la crue de surface puisque sa capacité maximale de stockage est atteinte. De plus, les sources et résurgences de trop plein (transfert rapide vers l'aval hydraulique) contribuent alors aussi aux écoulements.

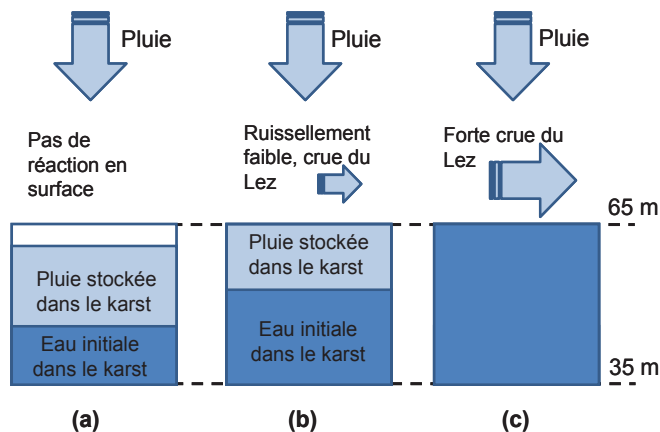


Figure c.3. Schéma de fonctionnement hydrologique lors d'une pluie selon le remplissage initial du karst : (a) karst très peu rempli, (b) karst moyennement rempli, (c) karst plein.

Ce schéma conceptuel de fonctionnement permet d'imager de façon simplifiée les phénomènes à l'échelle globale du système. Il est nécessaire d'attirer l'attention sur le fait que le fonctionnement du système est également impacté par le rôle des sols et de la couverture, puisque la majeure partie de l'aquifère karstique au sein du bassin versant est sous couverture. Cette interface sol va donc pouvoir jouer un rôle dans la genèse de la crue de surface. La quantification du rôle du sol sur la capacité totale de rétention de l'hydrosystème est discutée dans Coustau (2011). Bien qu'il ne soit pas possible de préciser les volumes d'eau stockés dans les sols, ils restent faibles au regard de ceux stockés dans le système karstique. Dans le

schéma de fonctionnement proposé ici, le rôle du sol n'est pas pris en compte de façon explicite. De plus, la dynamique temporelle du système est complexe : i) les précipitations permettent la recharge du karst déprimé, mais aussi, simultanément, alimente le ruissellement de surface au niveau des sols; ii) les niveaux piézométriques maximums peuvent être observés après ou avant les débits de pointe dans les cours d'eau; iii) l'humidité du sol varie généralement en avance de phase par rapport aux niveaux piézométriques dans le système karstique. Ainsi, les échanges opérant à l'échelle locale entre les eaux de surface et le système karstique ou le sol ne sont pas pris en compte, seul leur impact global sur la réponse en piézométrie à une pluie incidente sont simulés à l'échelle de l'hydrosystème. Le concept proposé est simplificateur des phénomènes observés à l'échelle locale sur le terrain, mais est représentatif des réponses observées au niveau du système karstique lors d'événements pluvieux.

Les fonctionnements du système karstique ont été conceptualisés à l'aide de 2 modèles numériques présentés par la suite.

Cette partie a permis de caractériser les relations entre la saturation du karst et les débits du fleuve Lez à l'aval. Parallèlement, le débit de la source est fonction de la saturation du karst, la source ne s'écoulant qu'une fois le karst rechargé (niveau supérieur à 65 m). Ainsi, une approche par modélisation basée sur le modèle conceptuel de fonctionnement précédemment présenté va être réalisée afin de quantifier les capacités d'écêtement du karst en reproduisant le niveau dans l'aquifère. Il s'agira d'une modélisation à l'aide de réservoir.

En parallèle, une modélisation non basée sur le modèle conceptuel (modèle dit *boîte noire*) a été mise en place à l'aide de réseau de neurones. Le modèle neuronal présenté n'a pas pour objectif d'augmenter la connaissance sur le fonctionnement de l'hydrosystème du Lez, mais de montrer son utilité comme outil de simulation et de gestion de crue alors même qu'il est construit sans intégrer de connaissances a priori sur cet hydrosystème particulier, et donc applicable à d'autres hydrosystèmes. La comparaison de ces 2 approches permettra de mettre en évidence la pertinence et la complémentarité de ces 2 méthodes dans un objectif de simulation du comportement de l'aquifère et comme outil de gestion.

Enfin, afin de compléter la démarche et notamment valider le modèle conceptuel du premier modèle, le débit de la source sera approché.

### 3. Modèles numériques : simulation des débits de la source du Lez et des niveaux piézométriques dans l'aquifère

Les 2 modèles ont été mis en œuvre au pas de temps journalier afin de reproduire à la fois les débits de la source et les niveaux d'eau internes au karst. Le calage a été réalisé sur la période 1996-2002, la période 2003-2004 a été utilisée pour la validation. Le premier modèle est un modèle dit réservoir développé à partir du modèle conceptuel précédemment établi et développé avec le logiciel simulateur de système *VENSIM*, le second modèle est dit de réseau de neurones (Kong A Siou et al., 2011). Les résultats sont présentés conjointement afin de pouvoir effectuer une comparaison de leurs modes de

conceptualisation (Kong-A-Siou et al., 2013) et de leurs performances respectives. Concernant la donnée d'entrée de pluie, une première analyse a consisté à déterminer les sites pluviométriques permettant d'expliquer au mieux la variance des débits. Cette analyse a été menée à l'aide de l'option pondération des chroniques du logiciel *Tempo* (BRGM) qui consiste à établir le corrélogramme croisé pluie-débit à partir d'une optimisation d'une combinaison linéaire des poids associés à chaque chronique de pluie. La chronique de pluie utilisée provient ainsi de la pondération précédemment obtenue des différents postes pluviométriques.

La seconde donnée d'entrée est l'évapotranspiration potentielle (ETP). On utilise une ETP sinusoïdale qui est estimée à partir de la formule de Thornthwaite en utilisant une interpolation grâce à une fonction sinusoïdale des données d'ETP de la station Météo France Montpellier Fréjorgues.

Les résultats du modèle seront comparés débit moyen journalier de la source du Lez et au niveau piézométrique moyen journalier en amont de la source (Borrell-Estupina et al., 2012).

#### 3.1. Structures des modèles

##### Modèle réservoir

Le modèle est dit parcimonieux, il est constitué d'un réservoir principal assimilé à la zone noyée (ou zone des réserves) de l'aquifère karstique. Sa structure schématique est fournie dans la Figure 4 (gauche). L'alimentation du réservoir se fait par l'intermédiaire du réservoir sol situé en amont du réservoir principal, avec en entrée les pluies journalières moyennes (P) sur le bassin d'alimentation et une évapotranspiration potentielle (ETP) basée sur une fonction sinusoïdale. Un niveau minimum dans le sol est calculé (Hsol min, déterminé par calage) afin d'empêcher une désaturation trop forte. Ce réservoir permet ainsi le calcul de la Pluie Efficace (*lame d'eau journalière*) qui alimente le réservoir zone noyée. Ce dernier est caractérisé par une vidange linéaire de type loi de Maillet :

$$H_{\text{sortant}} = \alpha H_{\text{réservoir}} \text{ si } H_{\text{réservoir}} > 0, \text{ sinon } H_{\text{sortant}} = 0$$

Avec  $H_{\text{réservoir}}$  le niveau dans le réservoir,  $H_{\text{sortant}}$  le flux d'eau sortant du réservoir et alimentant la source et  $\alpha$  le coefficient de vidange du réservoir, sa valeur est définie par calage.

Le débit est obtenu en intégrant la hauteur sortant par la surface du bassin d'alimentation (110 km<sup>2</sup>). De plus, un seuil de débordement est ajouté afin de représenter le comportement lors des fortes crues. En effet, l'étude hydrogéologique, conformément aux observations de terrain, révèle lors des fortes crues, une augmentation moins forte des niveaux piézométriques et des débits à la source au-delà d'un certain seuil. Cette situation pourrait correspondre aux moments où de nombreux trop-pleins se mettent en place sur le système (source du Lirou, source de la Fleurette). Pour représenter ce phénomène, un seuil avec évacuation d'une partie du flux a été mis en place dans le modèle numérique. Une fois le seuil atteint, une partie de la pluie efficace est évacuée. Ce seuil ( $H_{\text{seuil}}$ ) et le flux évacué du système ( $x_{\text{débordement}}$ ) sont déduits d'un calage.

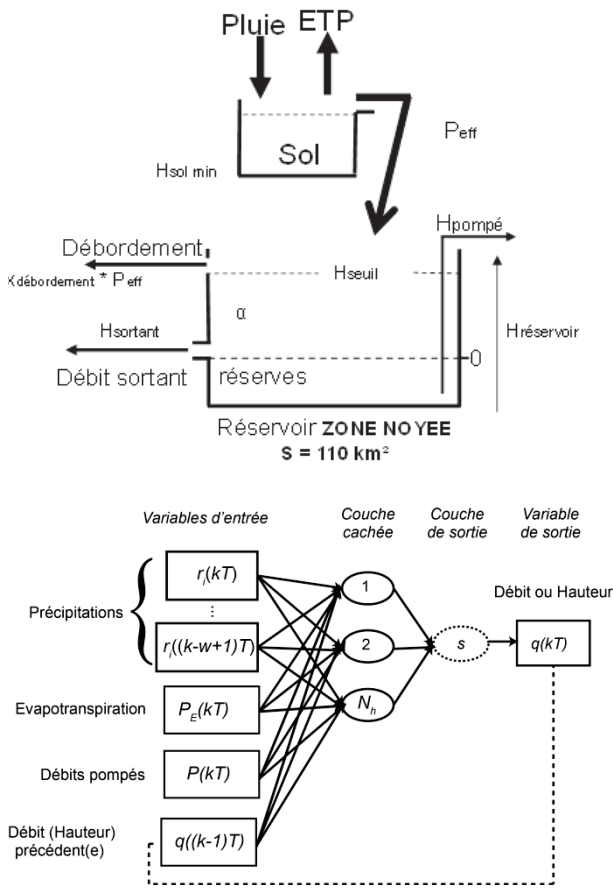


Figure c.4. Schéma des modèles développés (haut : réservoir ; bas : réseau de neurones).

déduite d'un calage tout comme la part

$$\begin{aligned} \text{Si } H_{\text{réservoir}} > 0 : \text{Piézométrie} &= 65 + (H_{\text{réservoir}} / \phi 1) \\ \text{Si } H_{\text{réservoir}} < 0 : \text{Piézométrie} &= 65 + (H_{\text{réservoir}} / \phi 2) \end{aligned}$$

Avec  $\phi 1$  la porosité efficace en condition de karst saturé et  $\phi 2$  en condition de karst sous saturé.

Ce modèle parcimonieux comprend ainsi 3 paramètres calés pour la simulation des débits et 2 paramètres supplémentaires pour la piézométrie. Les valeurs obtenues après calage sont :

$$\begin{aligned} H_{\text{sol min}} &= 30 \text{ mm} \\ \alpha &= 0,04 \\ H_{\text{seuil}} &= 0,09 \text{ m}, X_{\text{débordement}} = 0,8 \\ \phi 1 &= 0,1, \phi 2 = 0,05 \end{aligned}$$

Le modèle simule les variations de niveau dans la zone noyée ainsi que les débits mesurés à la source.

### Modèle réseau de neurones

Les réseaux de neurones tirent leur nom d'une analogie avec le fonctionnement des cerveaux vivants qui a amené à leur conceptualisation dans les années 40-60. Ces systèmes sont utilisés dans cette étude sans préoccupation biologique ; ils sont considérés comme des modèles statistiques non-linéaires dynamiques. Statistiques car ils apprennent leur comportement (i.e. fonction non-linéaire) à partir de la seule base de données ; et dynamiques car ils ont une architecture récurrente (système à contre-réaction). Dans cette étude la formulation mathématique du modèle s'exprime ainsi :

$$h(k) = g_{NN} [h(k-1), ETP(k), r(k), r(k-1), \dots, r(k-w+1)]$$

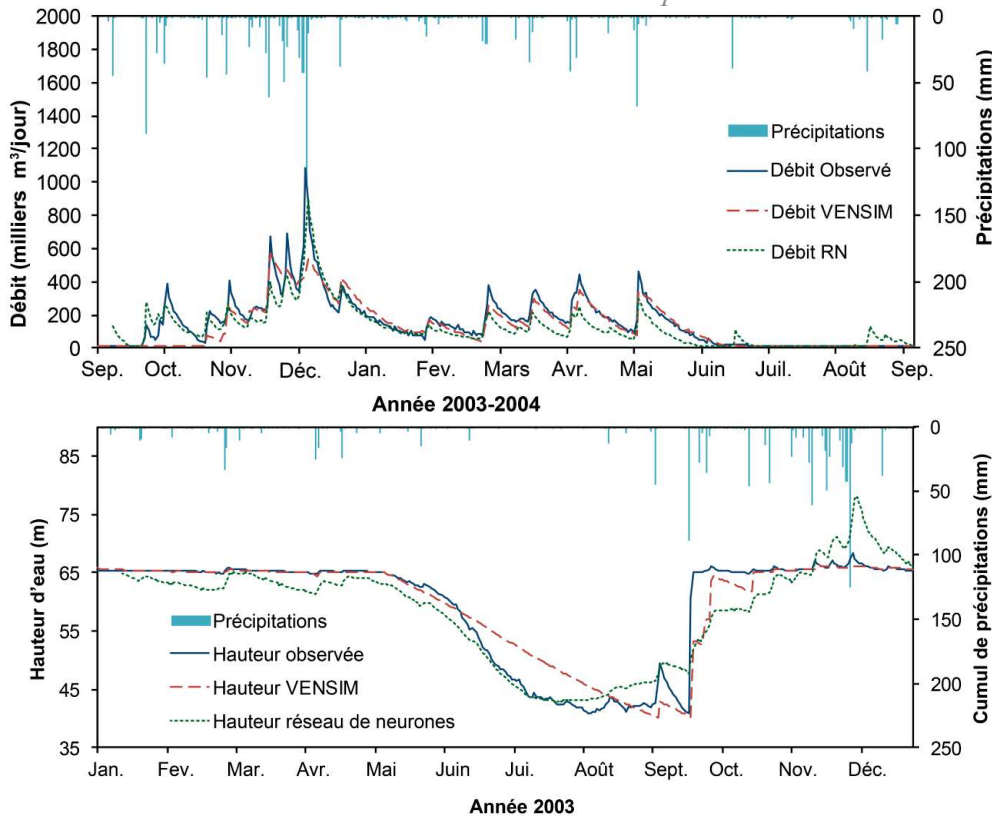
où  $k$  est le temps discret (pour simplifier on note  $k$ , à la place de  $kT$ ,  $T$  étant la période d'échantillonnage et  $k$  étant un nombre entier positif),  $g_{NN}$  est la fonction non-linéaire réalisée par le modèle neuronal, sur les variables :  $h$  (la hauteur d'eau)  $ETP$  (évapotranspiration),  $r$  (les précipitations).

Dans cette étude, l'architecture récurrente (utilisation en entrée des hauteurs d'eau modélisées en place des hauteurs d'eau mesurées) a été choisie pour comparer les 2 modèles alimentés par des variables identiques. Il est cependant connu que les propriétés des réseaux de neurones en prévision sont notablement meilleures lorsque le modèle non-récurrent est choisi [Kong-A-Siou, 2011].

Le type de réseau de neurones choisi est le perceptron multicouche (Figure 3) car cette architecture possède la double propriété d'approximation universelle (toute fonction non linéaire dérivable peut être approchée) et de parcimonie (ce modèle nécessite moins de paramètres qu'un autre modèle statistique non-linéaire). La conception d'un tel modèle se réalise en 2 étapes : durant la première étape, de nombreux modèles sont générés ayant différents nombres de neurones cachés, différentes variables d'entrées. L'apprentissage est réalisé en minimisant l'erreur quadratique moyenne de la sortie sur tous les couples {variables d'entrées ; variables de sorties} compris dans l'ensemble d'apprentissage, puis le meilleur modèle est sélectionné par la validation croisée. La seconde étape est la validation du modèle sur un ensemble de données n'ayant pas été utilisé dans la première phase. Le lecteur intéressé par ces aspects pourra se référer aux articles [Kong-A Siou 2011 ; Artigue 2012; Johannet et al., 2014].

### 3.2. Résultats

Afin que les résultats puissent être comparés, les modèles ont été calés au pas de temps journalier sur les mêmes périodes : les années 1996 à 2002. Ces modèles ont été validés sur la période 2003-2004 (Figure c.5), spécialement choisie car elle comporte à la fois une très grande sécheresse (été 2003) et une très grande crue (décembre 2003). Afin de centrer la période de test sur les variations les plus importantes, la période de test pour la modélisation des débits est un peu différente de celle pour la modélisation des niveaux. Pour les débits, qui connaissent de fortes variations en automne et en hiver, nous avons considéré la période septembre 2003 à août 2004. A l'inverse, les niveaux connaissent leurs plus fortes variations en été et la période de test est alors l'année civile 2003. Globalement, le modèle réservoir (noté *VENSIM*) permet une meilleure reproduction des crues d'intensité moyenne alors que le modèle réseau de neurones (noté *RN*) offre de meilleurs résultats pour les pics de crue majeurs et les premières crues automnales. La phase de décroissance des niveaux piézométriques est mieux représentée par le modèle réseau de neurones, le modèle réservoir quant à lui est plus performant pour simuler les phases de saturation de l'aquifère. Le modèle *RN* intègre mal l'effet de seuil imposé par la cote de la source (65m). Ces 2 modèles offrent ainsi des résultats complémentaires. Les critères de Nash pour chaque modèle sont exprimés dans le Tableau c.1



**Figure c.5.** Résultats de la modélisation, simulation des débits de la source du Lez (en haut) et des niveaux à l'amont direct de la source du Lez (en bas) avec les 2 modèles.

**Tableau c.1.** Critères de Nash pour les 2 modèles (simulation des débits et de la piézométrie).

Modèles	$C_{Nash}$	$C_{Nash}$
	Débit	Piézométrie
VENSIM	0,78	0,89
RN	0,76	0,85

Les premières crues automnales ne sont pas reproduites par le modèle VENSIM car la phase de remontée qui a lieu en septembre 2003 est mal reproduite. Ceci est lié à la pluie utilisée. En effet, cet épisode est caractérisé par une pluie très hétérogène sur le bassin versant. La pluie utilisée dans le modèle est égale à 88 mm, or les mesures lors de cet épisode montrent une forte variabilité. Les données aux différents postes pluviométriques sont présentées au Tableau c.2 (les postes sont localisés Figure c.1).

**Tableau c.2.** Cumul de pluies sur les 6 pluviomètres du bassin lors de l'épisode de septembre 2003

Pluviomètre	Cumul de pluie
ENSAM	272
MONTARNAUD	193
POMPIGNAN	44
PRADES	120
SAINT- MARTIN	50
VALFLAUNES	105

Ainsi, la saturation de l'aquifère a pu être reproduite dans le modèle VENSIM en utilisant une pluie de 125 mm. Dans ce cas les premières pluies automnales simulées sont également mieux reproduites. Les limites du modèle sont ainsi fortement liées aux données d'entrées de pluie qui peuvent présenter de fortes variabilités à l'échelle du bassin d'alimentation.

Concernant le modèle par réseau de neurones, on constate de fortes réactions en fin d'année 2003 pour la piézométrie. Ceci est dû au fait que ce modèle intègre mal l'effet de seuil généré par le débordement de la source. Ainsi, le modèle réagit de la même façon aux fortes pluies, que le niveau soit au-dessus ou en-dessous de la cote de la source et ne prend donc pas en compte l'état de saturation du karst. On touche ici aux limites d'un modèle construit sans intégrer de connaissances a priori sur le système étudié. Le modèle n'est pas contraint à donner des résultats physiquement plausibles.

Signalons également que la forte crue de décembre 2003 est également mal représentée dans le modèle Réservoir. Ceci est lié à l'utilisation d'un seuil de débordement dans le modèle (hauteur définie par calage sur la période 1996-2002) évacuant une partie importante du flux du système (eau ne participant pas au débit de la source). Lors de cet épisode, le seuil a été franchi dans le modèle et une grande quantité d'eau a été évacuée. Au vu des chroniques, il semblerait que le seuil n'a pas été atteint lors de cet épisode.

Les modèles peuvent être utilisés en outil de gestion, à la fois de la ressource en eau (planification et anticipation des stocks) et des crues (évaluation de la capacité d'écrêtement du karst et simulation des débits en crue). Ils pourraient être utilisés en temps réel pour l'anticipation de l'alerte en simulant différents scénarios de pluie, toutefois le pas de temps journalier et la faible valeur des débits de pointe à la source du Lez (atteignant  $10 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$  pour les fortes crues) en comparaison à ceux des stations de Lavalette ou Garigliano (plusieurs centaines de  $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ ), ne justifie pas à ce jour de tels développements. La différence de débit entre la source et le débit à l'aval est liée à l'apport du ruissellement de surface sur l'ensemble du bassin versant qui se produit lorsque le karst est saturé (composante karst). Ainsi, afin d'anticiper au mieux les crues de surface, la compréhension du rôle du karst sur la crue de surface déduite des études



## Prévision des crues rapides par apprentissage statistique

passées sur le Lez et des mises en œuvre de ces modèles, nous a conduit à proposer une méthode graphique de relation entre précipitations et remplissage du système karstique, présenté dans le paragraphe suivant.

### 4. Mise en place d'un outil de gestion des crues

#### 4.1. Ecrêtage du système karstique

Les précédentes analyses ont mis en évidence l'écrtage des pluies par le système karstique lorsque le niveau piézométrique de la source est inférieur à 65 m NGF. Alors que le système présente une dualité de fonctionnement selon qu'il est rempli (niveau >65 m) ou non (niveau <65 m), nous allons ici nous intéresser au comportement en condition de karst non rempli (niveau <65 m). De manière similaire, l'analyse exhaustive des données (9 phases de remontées ont été étudiées) montre qu'il faut selon les épisodes entre 3,6 et 6,5 mm de pluie pour induire une remontée de 1 m du niveau dans le réservoir. Il n'y a pas de variation significative observée selon les niveaux du karst (valeur relativement homogène entre 40 et 65 m). La valeur moyenne est légèrement supérieure à 5 mm de pluie pour une remontée de 1 m du niveau piézométrique dans le réservoir karstique. L'écart constaté est probablement à mettre en relation avec l'hétérogénéité des précipitations sur ce bassin versant.

Ce même résultat est fourni par le modèle puisque la porosité efficace pour un karst déprimé est égale à  $\phi_2=0,05$  (valeur déduite d'un calage, voir partie 2.1), ce qui correspond bien à 5 mm de lame d'eau entrant dans le réservoir (issue de la pluie efficace) se traduisant par une hauteur réelle de 1 m.

Un abaque est ainsi construit à partir de cette relation. La valeur moyenne de la loi de recharge est utilisée en simplification et la pluie contributive à l'alimentation est considérée comme homogène, cette dernière engendrant donc une part d'incertitude (+/- 30 %). Cette valeur est à mettre en relation avec les incertitudes sur les prévisions météorologiques à l'échelle du bassin versant. Finalement l'abaque doit être utilisé comme un indicateur des capacités initiales d'écrtage, à savoir si le karst est à son niveau minimum, un épisode de 125 mm +/- 37 mm pourra être stocké, il n'y aura alors pas ou peu d'impact sur les débits du fleuve, alors que si le karst est plein, un épisode de 100 mm aura des conséquences en termes de débit.

Le développement méthodologique et l'outil associé a été précédemment développé sur le système karstique nîmois (Fleury et al. 2012). Il permet d'approcher le remplissage du réservoir karstique en fonction des précipitations, et fournit les capacités d'écrtage à un instant donné.

Deux exemples d'utilisation pour un niveau initial du karst à 40 m NGF sont fournis (Figure 6) :

- Précipitation 1 = 50 mm, alors niveau karst final = 50 m ;
- Précipitation 2 = 125 mm, alors niveau karst final = 65 m.

Le rabattement maximal autorisé étant de 30 m (niveau = 35 m NGF), le réservoir karstique du Lez possède aujourd'hui une capacité d'écrtage maximale de 150 mm.

La crue de septembre 2005 associée à environ 200 mm de pluie, a eu lieu en condition de karst déprimé. En effet, le niveau initial était à 46 m NGF, le karst a permis un écrtage de près de 100 mm de pluie, réduisant ainsi de moitié la contribution des pluies à cette crue importante. En condition de réservoir karstique plein, l'impact de la crue sur le débit du fleuve aurait été critique. Cet exemple sera traité par la suite (Borrell Estupina et al., cette revue).

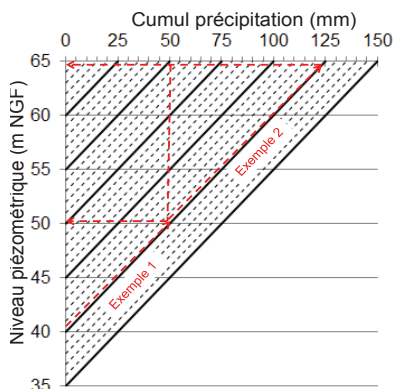
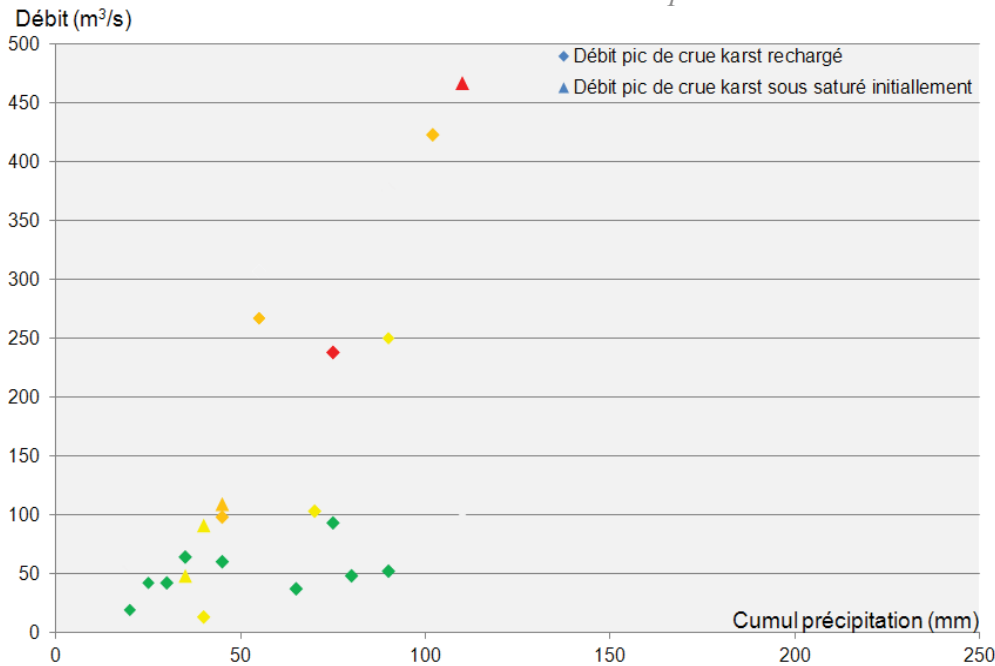


Figure c.6. Abaque « Cumul précipitation - niveau du karst » et exemple d'utilisation.

#### 4.2. Relation pluie-débit

Les principales crues mesurées à Lavalette ont été positionnées dans le graphique de la Figure c.6. Pour les épisodes ayant eu lieu en condition de réservoir karstique sous saturé, la hauteur de pluie ayant permis la recharge du réservoir karstique est soustraite au cumul de précipitation de l'épisode (calculé à partir de l'abaque Figure c.6), afin de prendre en compte l'écrtage du karst. Ce graphique montre une forte variabilité des débits pour des cumuls journaliers identiques (par exemple pour un cumul journalier de 70 mm les débits varient de 40 à 250 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup>). L'analyse au pas de temps horaire de ces épisodes a mis en évidence une relation entre l'intensité des précipitations et le débit. L'intensité en mm.h<sup>-1</sup> est calculée à partir du cumul des précipitations divisé par la durée de l'épisode. Cette classification en fonction de l'intensité est fournie par le code couleur dans la Figure c.6. Les intensités les plus faibles sont en vert (I < 10 mm.h<sup>-1</sup>), de 10 à 15 mm.h<sup>-1</sup>, la couleur est jaune, de 15 à 30 mm/h pour les intensités fortes la couleur est orange enfin pour les intensités extrêmes supérieures à 30 mm.h<sup>-1</sup> sont en rouge.

A ce stade l'outil ne permet pas de prévoir le débit au pic de crue en fonction des précipitations, la prise en compte des intensités de précipitations ainsi que des processus de surface (ruissellement, écoulement, refus à l'infiltration, exfiltration...) étant nécessaire. Aussi un modèle numérique permettant de reproduire les hydrogrammes de crue dans le fleuve en amont de Montpellier a été développé (Coustau et al., 2012). Utilisé en mode prévisionnel, il permet d'établir l'évolution des débits en fonction des précipitations selon différentes intensités. L'intégration de ces informations permet d'établir un second abaque, outil opérationnel pour la prévision des crues. Ce travail sera présenté dans l'article de Borrell Estupina et al. de cette revue, (Borrell Estupina et al., 2014).



**Figure c.7.** Débit du pic de crue en fonction des précipitations et intensité en mm/h (rouge :  $I > 30$ , orange :  $15 < I < 30$ , jaune :  $10 < I < 15$  et vert :  $< 10$ ).

## 5. Conclusion

La gestion active du système karstique du Lez engendre une partie de l'année une diminution du niveau piézométrique au sein de l'aquifère, et crée ainsi une capacité de stockage, ce qui permet d'écarter une partie significative des précipitations (jusqu'à 150 mm). Un modèle à Réseau de Neurones et un modèle à Réservoir simulant tous 2 la dynamique du système karstique offrent des analyses complémentaires avec des performances équivalentes. Ils permettent de prévoir les niveaux dans l'aquifère et d'anticiper les capacités d'écarter du système. Le schéma conceptuel de fonctionnement proposé à l'échelle de l'hydrosystème permet de "cataloguer" les comportements du karst en réponse à des précipitations. Ce schéma n'est toutefois défini qu'à l'échelle de l'hydrosystème et ne rend pas compte des interactions à l'échelle locale entre eaux de surface et eaux souterraines du système karstique ou sol, variables dans le temps et l'espace. Cette intégration engendre donc des simplifications et des incertitudes. C'est pourquoi, la dynamique temporelle au pas de temps fin n'est pas retranscrite par l'approche développée. Un outil global a été proposé. Les résultats de cette approche ont été intégrés dans un outil de vigilance sous forme d'abaque. Il sera par la suite complété (Borrell Estupina et al., 2013) afin de prendre en compte les relations pluie de différentes intensités-débit une fois le réservoir karstique rechargé et la propagation de la crue dans le fleuve anthropisé. Ce nouvel outil à disposition des prévisionnistes permet une gestion efficace du risque inondation grâce à l'anticipation des niveaux de vigilance.

## Bibliographie

Artigue, G., Johannet, A., Borrell, V., Pistre, S., 2012. Flash flood forecasting in poorly gauged basins using neural networks: case study of the Gardon de Mialet basin (southern France), *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 12, 3307-3324, doi:10.5194/nhess-12-3307-2012

Bailly-Comte, V., V. Borrell-Estupina, H. Jourde, and S. Pistre. (2012). A conceptual semi distributed model of the Coulazou River as a tool for assessing surface water–karst groundwater interactions during flood in Mediterranean ephemeral rivers. *Water Resources Research* (IF=2.957), VOL. 48, W09534, doi:10.1029/2010WR010072.

Bonacci, O., Ljubenkov, I. & Roje-Bonacci, T. (2006). - Karst flash floods: an example from the Dinaric karst (Croatia). *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 6, 195-203.

Borrell-Estupina V., Maréchal J.-C., Coustau M., Fleury P., Jourde H., Kong A Siou L., Ladouche B., Malaterre P.-O., Mazilli N., Ricci S. (2012) *Projet gestion multi-usages de l'hydrosystème karstique du Lez-Modèles numériques de fonctionnement de l'hydrosystème*, Rapport RP-60222-FR, 253 pp.

Borrell Estupina, V., B. Ladouche, P.-O. Malaterre, S. Ricci, Y. Caballero, M. Coustau, N. Dorflinger, P. Fleury, M. Jay-Allemand, J.-C. Maréchal, O. Thual. (2014) *Forecasting and mitigation of flooding in a Mediterranean karstic watershed. Hydrology in a Changing World: Environmental and Human Dimensions Proceedings of FRIEND-Water 2014*, Montpellier, October 2014 (Red Book IAHS Publ. 36x, 2014).

Borrell Estupina, V., P.-O. Malaterre, S. Ricci, P. Fleury, O. Thual, C. Bouvier, A. Marchandise, M. Jay-Allemand, M. Coustau, E. Harader, M. Guilhalmenc, J.-C. Maréchal (2014, cette revue) *Flood part II : Genesis, propagation and forecasting of flooding at Montpellier city. Karstologia*, 2013.

Coustau M. (2011). *Contribution à la prédiction des crues sur le bassin du Lez : modélisation de la relation pluie-débit en zone karstique et impact de l'assimilation de débits*. Thèse de doctorat UM2 - HSM - CERFACS. ED SIBAGHE. Direction : Bouvier C. et Thual O., Encadrement : Borrell V. et Ricci S. Soutenue le 13/12/2011, 230 pages.

*Prévision des crues rapides par apprentissage statistique*

Coustau M., C. Bouvier, V. Borrell-Estupina, H. Jourde (2012). Flood modelling with a distributed event-based parsimonious rainfall-runoff model: case of the karstic Lez river catchment. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 12, 1119-1133, 2012

Fleury, P., Maréchal, J.C. and Ladouche, B. (2013) - Karst flash-flood forecasting in the city of Nîmes (southern France), *Engineering Geology* 164: 26-35, doi: 10.1016/j.enggeo.2013.06.007

Johannet, A., V. Taver, L. Kong-A-Siou, V. Borrell Estupina, S. Pistre, A. Mangin, D. Bertin (2014) Les réseaux de neurones artificiel pour la modélisation hydrodynamique des aquifères karstiques. *Karstologia* 60 - 2semestre 2012 ISBN 0751-7688, p45-59.

Jourde H, Lafare A, Mazzilli N, Belaud G, Neppel L, Dörfliger N & Cernesson F (2013). Flash flood mitigation as a positive consequence of anthropogenic forcing on the groundwater resource in a karst catchment. *Environmental Earth Sciences*. doi:10.1007/s12665-013-2678-3

Kong-A-Siou, L., Johannet, A., Borrell, V., Pistre, S., 2011. Complexity selection of a neural network model for karst flood forecasting: The case of the Lez basin (southern France), *Journal of Hydrology* 403, 367–380.

Kong-A-Siou, L., Fleury, P., Johannet, A., Borrell Estupina, V., Pistre, S., and Dörfliger N., Robustness and complementarity of two systemic models (reservoir and neural networks) used to simulate spring discharge and piezometry for a karst aquifer, *Soumis Journal of Hydrology*, 2013.

Maréchal, J.C., Ladouche, B., & Dörfliger, N. (2008). - Karst flash flooding in a Mediterranean karst, the example of Fontaine de Nîmes. *Eng. Geol.*, 99, 138-146.

Maréchal, J.C., Ladouche, B. & N. Dörfliger (2009) Hydrogeological analysis of groundwater contribution to the 6-8 September 2005 flash flood in Nîmes, *La Houille Blanche*, 2, 2009, 88-93, doi:10.1051/lhb:2009019.

Maréchal J.-C., Borrell-Estupina V., Caballero Y., Cernesson, F., Fleury P., Jay-Allemand M., Ladouche B., Malaterre P.-O. (2012) Projet gestion multi-usages de l'hydrosystème karstique du Lez-Simulations numériques de différents scénarios de changements globaux, *Rapport RP-61050-FR*, 235 pp.

Vensim Software.

Ventana Systems, Inc. <<http://www.vensim.com>>.

### 5.2.2 Crues partie II : Genèse, propagation et prévision des crues à Montpellier (Borrell-Estupina et al., 2013)

**Résumé.** Les pluies extrêmes du pourtour méditerranéen sont à l'origine de crues éclair, qui sont au cœur des préoccupations des services de protection et des populations face au risque inondation. La présence de karst sur l'hydrosystème du Lez, affecté par ce type de pluie, induit des réactions hétérogènes et variables entre la surface et le souterrain, interactions qui vont directement impacter la genèse de la crue de surface. De plus, l'anthropisation du lit du Lez va fortement modifier la propagation de la crue. Cette étude, réalisée dans le cadre du 4<sup>ième</sup> AT du projet Lez - Gestion Multi-Usage portant sur les modèles numériques, a pour but de développer des outils opérationnels de prévision en temps réel des crues éclair pour le Lez. Ainsi, 4 outils ont vu le jour : i) un modèle hydrologique fonctionnant en temps réel et simulant le débit en amont de Montpellier; ii) une procédure d'assimilation des débits observés a été mise en place pour améliorer les performances du modèle en corrigeant les erreurs des images radar des pluies en temps réel et la description initiale du sol; iii) un modèle hydraulique de propagation des crues dans le fleuve à la traversée de Montpellier, intégrant le fonctionnement de chaque aménagement; iv) des abaques de vigilance des crues établis à partir des observations et des résultats de simulation : un, en amont de Montpellier pour estimer le débit à partir de la connaissance de la pluie et de l'état de remplissage du karst; et un autre à la traversée de la ville pour estimer l'évolution des hauteurs en fonction du débit le long du Lez à partir de la connaissance du débit amont. Plusieurs de ces outils sont aujourd'hui en phase de test temps réel dans les services de l'Etat en charge de la prévision des crues.



# Crues partie II

## Genèse, propagation et prévision des crues à Montpellier

Valérie Borrell-Estupina<sup>1</sup>, Pierre-Olivier Malaterre<sup>2</sup>, S Ricci<sup>4</sup>, Perrine Fleury<sup>3</sup>, M Jayallemant<sup>2</sup>, Mathieu Coustau<sup>1</sup>, E Harader<sup>4,1</sup>, Thomas Darras<sup>1</sup>, Christophe Bouvier<sup>1</sup>, O Thual<sup>4</sup>, Marc Guilhalmenc<sup>5</sup>, Arthure Marchandise<sup>6</sup>, Jean-Christophe Maréchal<sup>3</sup>

- (1) Université Montpellier 2, Hydrosociences Montpellier, Place E. Bataillon, 34095 Montpellier Cedex 5, France  
(2) G-EAU, IRSTEA, 361 rue Jean-François Breton, BP 5095, 34196 Montpellier cedex 5, France  
(3) BRGM, Direction Eau, Environnement et Ecotechnologies, 1039, rue de Pinville, 34000 Montpellier, France  
(4) CERFACS, URA1875 CERFACS-CNRS, 42 av. Gaspard Coriolis 31057 Toulouse Cedex 01, France  
(5) Service Risques de Carcassonne - DREAL LR, 520 al. Henri II de Montmorency CS 69007  
34 064 Montpellier cedex 02  
(6) SCHAPI, 42 av. Gaspard Coriolis, 31 057 Toulouse cedex 01

**Résumé.** Les pluies extrêmes du pourtour méditerranéen sont à l'origine de crues éclair qui sont au coeur des préoccupations des services de protection et des populations face au risque inondation. La présence de karst sur l'hydrosystème du Lez, affecté par ce type de pluie, induit des réactions hétérogènes et variables entre la surface et le souterrain, interactions qui vont directement impacter la genèse de la crue de surface. De plus, l'anthropisation du lit du Lez va fortement modifier la propagation de la crue. Cette étude, réalisée dans le cadre du 4<sup>ème</sup> AT du projet "Lez - Gestion Multi-Usage" portant sur les modèles numériques, a pour but de développer des outils opérationnels de prévision en temps réel des crues éclair pour le Lez. Ainsi, 4 outils ont vu le jour : i) un modèle hydrologique fonctionnant en temps réel et simulant le débit en amont de Montpellier; ii) une procédure d'assimilation des débits observés a été mise en place pour améliorer les performances du modèle en corrigeant les erreurs des images radar des pluies en temps réel et la description initiale du sol; iii) un modèle hydraulique de propagation des crues dans le fleuve à la traversée de Montpellier, intégrant le fonctionnement de chaque aménagement; iv) des abaques de vigilance des crues établies à partir des observations et des résultats de simulation : un en amont de Montpellier pour estimer le débit à partir de la connaissance de la pluie et de l'état de remplissage du karst ; et un autre à la traversée de la ville pour estimer l'évolution des hauteurs en fonction de débit le long du Lez à partir de la connaissance du débit amont. Plusieurs de ces outils sont aujourd'hui en phase de test en temps réel dans les services de l'Etat en charge de la prévision des crues.

### 1. Introduction

Les pluies extrêmes s'abattant sur le pourtour méditerranéen peuvent conduire à la genèse de crues, appelées "crues éclair". Le caractère imprévisible, soudain et violent de ces crues est encore bien trop souvent à l'origine de victimes et de dégâts matériels considérables (IAHS et al., 1974). La présence de formations carbonatées karstiques induit des flux complexes aux interfaces karst - zone non saturée - atmosphère et des relations nappe/rivière fluctuantes qui sont difficilement observables à l'échelle de tout un hydrosystème en période de crue éclair (Bonacci et al. 2006). Pourtant, ces échanges peuvent fortement contraindre la genèse de la crue de surface avec une contribution du karst pouvant être fort variable d'un aquifère à un autre, ou bien au sein d'un même aquifère, d'une crue à une autre (Bonacci et al., 2006 ; Bailly-Comte et al., 2008 ; Maréchal et al., 2008 ; Maréchal et al., 2009). Concernant l'aquifère du Lez, le lecteur pourra se référer aux précédents articles de cette même revue pour une description du rôle du karst du Lez et de ses interactions avec la surface ou bien à Borrell Estupina et al. (2014) pour une synthèse du rôle du karst sur la crue du fleuve Lez. Bien que la notion de crue clair soit souvent associée à la présence de ruissellements superficiels intenses et

d'évènements pluvieux violents et localisés sur le secteur d'étude, la notion de crue éclair concerne aussi les crues rapides et intenses qui soient ou non précédées d'une période de pluie intense et qui conduisent ou non à un ruissellement sur les versants importants (Short, 2000). Ainsi, il peut être admis que les crues soudaines et violentes sur des régions karstiques soient aussi considérées comme des crues éclair malgré l'absence de pluie intense sur le bassin topographique (la recharge du karst se produisant essentiellement sur les zones d'affleurement de l'aquifère dont l'étendue peut exister au-delà du bassin versant (Bonacci et al., 2006) ; Maréchal et al., 2009 ; Fleury et al., 2010) et malgré la potentielle absence de ruissellement (les ruissellements superficiels peuvent totalement s'effacer au profit d'écoulements souterrains rapides (Bailly-Comte et al., 2012).

Une fois générés, les flux d'eau vont se concentrer et la crue se propager plus en aval dans les cours d'eau. Conditionnées par la topographie du cours d'eau, les hauteurs d'eau vont évoluer au fil des sections entraînant une variabilité de la zone inondable. Une anthropisation forte du cours d'eau peut alors fortement perturber le transfert de la crue, en amplitude et en vitesse, impactant à son tour l'emprise de l'inondation (Fédération de l'Hérault et al., 2009).

## Prévision des crues rapides par apprentissage statistique

La prévision de ces crues représente un défi pour les communes impactées et les services publics de gestion du risque d'inondation. La prévision de tels événements passe par la mise en place de modèles numériques simulant le comportement du karst, du bassin et du fleuve. Néanmoins leur utilisation en mode opérationnel temps réel demeure délicate du fait de la connaissance trop approximative des processus physiques, de la description inaccessible d'éléments structurant les hydrosystèmes, du manque d'observations (Duband, 1999). Le déploiement d'outils opérationnels passe donc par le développement et la calibration des modèles numériques (par exemple (Estupina Borrell, 2004), (Tramblay et al., 2010), (Bouvier et al., 2010), (Liu and Todini, 2002)) en complément d'une approche plus globale telle que la définition d'outils graphiques simples (Fleury et al., 2013), établis à partir des résultats des simulations et des observations, permettant un accès immédiat à un indice de risque potentiel de crue.

C'est afin d'améliorer l'anticipation des crues de surface sur des hydrosystèmes karstiques parcourus par des cours d'eau anthropisés, que cette étude a été menée. Le site d'étude est le bassin du Lez. Ce papier s'organise en 3 parties : i) le bassin et les crues du Lez, ii) les modèles numériques et les outils opérationnels développés, iii) les résultats et les discussions.

## 2. Le bassin du Lez et les données de crues

Le Lez est un fleuve côtier de 26 km de long qui présente une partie amont karstique et une partie aval très anthropisée. Le bassin versant étudié dans ce projet est celui du Lez à Lavalette, station limnimétrique située à l'exutoire du bassin amont à la ville de Montpellier drainant une superficie de 114 km<sup>2</sup> et positionnée sur le pli de Montpellier.

Sur la Figure d.1, le bassin d'alimentation de la source du Lez ou aquifère (environ 380 km<sup>2</sup>) et le bassin versant topographique sont superposés (le lecteur se référera à Maréchal et al. (ce numéro) pour la description de l'aquifère). La source du Lez (source de débordement à 65 m NGF) et la source temporaire du Lirou sont incluses dans le bassin versant. Elles contribuent à l'écoulement du fleuve Lez à la station de Lavalette hors étiage. Des affleurements karstiques sont présents sur une large partie ouest du bassin ainsi qu'en son centre. Ces zones permettent une recharge directe du karst. En dehors des zones d'affleurements (où le karst est recouvert de garrigue), le bassin versant est essentiellement recouvert de forêts et de vignes (au-dessus de formations imperméables superposées de sol). La couverture urbaine, sur ce secteur en amont de Montpellier, reste faible.

En aval de Lavalette, l'étude porte sur le fleuve Lez jusqu'au niveau de la 3ème écluse à Lattes, totalisant une longueur d'écoulement de 13 km (Figure d.2). Sur ce tracé, le fleuve est fortement anthropisé lors de la traversée de Montpellier, comptabilisant pas moins de 26 ouvrages dont 21 de type seuil. Le bassin versant, quasi entièrement urbain, ne sera pas considéré ici. Ainsi les 2 affluents de ce secteur (la Lironde et le Verdanson) ne sont pas explicitement modélisés.

L'étude porte sur la période 1994-2008, 21 épisodes de crues ont été sélectionnés et constituent la base de données utilisée pour ce projet.

Les données piézométriques horaires utilisées dans cette étude sont celles issues des 14 postes piézométriques de l'aquifère du Lez (localisation des postes précisée par Leonardi et al., (2015)). Les données géologiques et géographiques utilisées sont celles fournies par l'Observatoire MEDYCYSS (www.medycyss.org), (Jourde et al., 2011), (Leonardi et al., ce numéro).

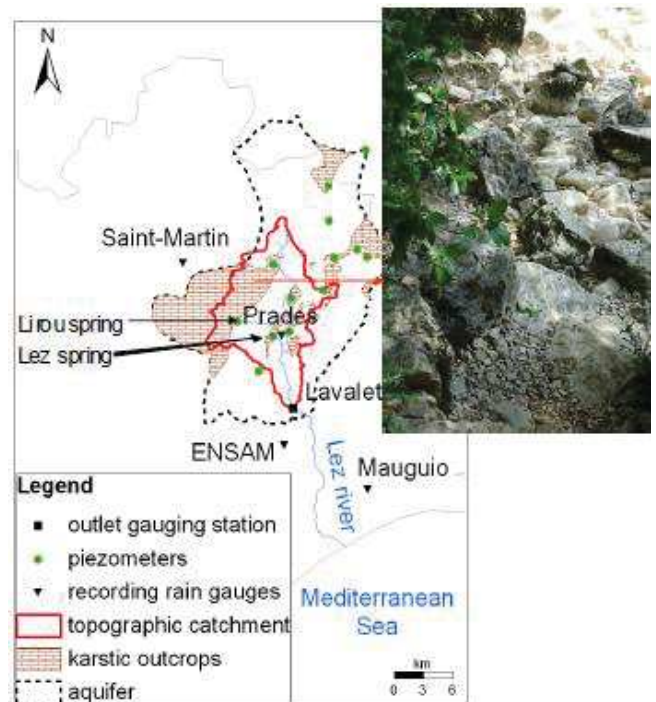


Figure d.1. Bassin versant du Lez à Lavalette (Coustau, 2011).

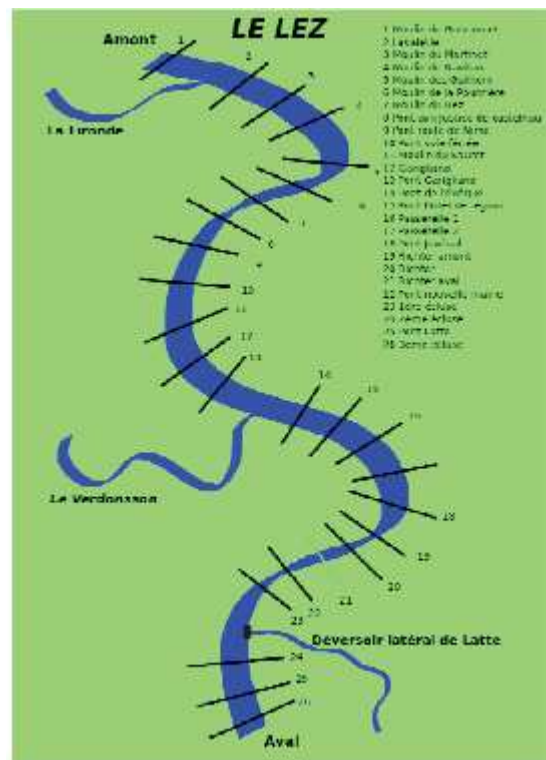


Figure d.2. Le fleuve Lez sur son tracé anthropisé.

Les données de précipitations disponibles au pas de temps horaire sont issues de 4 postes pluviométriques (Figure d.1), ainsi que du radar météorologique du réseau ARAMIS. L'image radar disponible est corrigée par CALAMAR ou par HYDRAM. Dans le cas d'observation

par radar météorologique, la description des pluies radar est fortement influencée par la couverture nuageuse et la topographie qui peuvent altérer la qualité de la lame d'eau estimée, au point de rendre impossible l'utilisation de ces images sans correction. Le premier niveau de correction offert par CALAMAR ou HYDRAM permet une visualisation de la lame d'eau, mais pas son utilisation directe en entrée des modèles. Les corrections classiquement utilisées pour une utilisation hydrologique reposent sur la mise en place d'un coefficient correcteur qui est évalué avec le cumul de la pluie observé aux pluviomètres sur l'intégralité de l'évènement (Vieux et Bedient, 2004). De ce fait, l'utilisation des images radar en temps réel est très limitée.

Les débits sont disponibles aux stations de la source, de Lavalette et de Garigliano avec des pas de temps variables pouvant descendre jusqu'à 5 min. Pour les crues sélectionnées, à la station de Lavalette, le débit varie de 40 à 487 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup> (cru de 5 septembre 2005) et dans une gamme de 10% de ces valeurs à la source. A la station de Garigliano, les débits atteignent 539 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup> pour la crue du 29 novembre 2003. Le coefficient de ruissellement du bassin amont varie de 0,17 à 0,97 sur cet échantillon de crues. Le temps de réponse du bassin à Lavalette est de l'ordre de 2h à 6h. Les fausses alertes sont exclues de cette étude (seuls les débits supérieurs à 40 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup> sont considérés), bien qu'elles soient courantes pour des cumuls de pluie de l'ordre de 100 mm. Le lecteur se référera aux travaux de Fleury et al. (2015) pour l'analyse et la prédiction des fausses alertes et faibles crues de surface.

Les niveaux d'eau sont relevés aux 3 stations de Lavalette, Garigliano et troisième écluse par la DREAL, et au pont de L'Evêque par les services de l'Agglomération. Les enregistrements sont également à des pas de temps variables pouvant descendre jusqu'à 5 min.

### 3. Les modèles numériques et la mise en place des outils opérationnels

Le lecteur pourra se référer à (Borrell Estupina et al., 2012) pour les études détaillées portant sur les modèles numériques présentés ci-dessous.

#### 3.1. Le modèle hydrologique

La mise en place du modèle hydrologique, ainsi que son calage et sa validation, font l'objet d'une partie des travaux de thèse de Coustau (2011) et sont détaillés dans (Coustau et al., 2012). Le modèle hydrologique comprend une fonction de production SCS modifiée afin d'intégrer le rôle du souterrain karstique sur la crue de surface et une fonction de transfert *Lag and Route* propageant la crue des versants vers l'exutoire.

Le modèle a été développé au sein de la plateforme ATHYS (<http://www.athys-soft.org/v1/Index.html>) (Bouvier et al., 1996). Les 4 paramètres du modèle de bassin, que sont les paramètres de vidange du réservoir souterrain ( $ds$ ) et de retour du flux vers la surface ( $w$ ), ainsi que les paramètres de vitesse de transfert en surface ( $V$ ) et de diffusion ( $K_0$ ), ont été calés sur les 21 crues étudiées. Afin de garantir la robustesse du modèle, une validation croisée a été mise en place. Le déficit en eau du réservoir avant le début de l'averse est la condition initiale du modèle. Le modèle étant évènementiel, la relation permettant d'estimer

la valeur de la condition initiale pour chaque évènement doit faire elle-même l'objet d'une procédure calage-validation. La description incertaine des paramètres du modèle, de la condition initiale de déficit en eau du réservoir, des forçages en précipitations ainsi que la formulation simplifiée de la dynamique du karst se traduisent par des incertitudes sur les débits simulés à l'exutoire du bassin versant.

#### 3.2. L'assimilation de données pour le modèle hydrologique

Il a été montré que la simulation des débits à l'exutoire est particulièrement sensible, surtout en début d'évènement, à la description du déficit initial en eau du réservoir sol, noté  $S$  ainsi qu'à l'estimation de la vitesse de transfert notée  $V_0$ . Mais la variable la plus sensible dans un modèle pluie-débit tel que celui mis en œuvre ici, reste le forçage météorologique. Dans le cas d'observation par radar météorologique, des erreurs significatives sur les débits simulés à l'exutoire du bassin versant rendent leur utilisation impossible sans correction spécifique.

Cette étude montre qu'un algorithme simple d'assimilation de données permet de corriger les incertitudes sur les produits radar de pluies, les rendant de ce fait utilisables pour la prédiction hydrologique, ainsi que sur la mise en données initiale et paramétrique du modèle. La méthodologie pour ce travail repose sur l'identification de 3 paramètres correctifs pour respectivement le produit pluie, le déficit initial et la vitesse de transfert, via l'assimilation de données de débit observés à l'exutoire du bassin à Lavalette pour chaque évènement de crue. L'algorithme d'assimilation pour cette étude est un Filtre de Kalman Etendu (EKF) avec une boucle externe pour permettre une prise en compte partielle des non-linéarités de la relation qui décrit les paramètres de contrôle (correction sur la pluie, déficit initial et la vitesse de transfert) et les débits à l'exutoire via le modèle hydrologique. A partir d'une description a priori de ces entrées, de la description de la statistique des erreurs sur les observations et sur le modèle, l'EKF fournit des valeurs corrigées des pluies, de  $S$  et de  $V_0$  permettant de réaliser une nouvelle intégration du modèle qui mène à une représentation des débits plus réaliste et à une prédiction plus fiable. Les détails de ces travaux ont été publiés dans Coustau et al. (2013) et Harader et al. (2012).

#### 3.3. Le modèle hydraulique

A partir des 12 chroniques de crues les plus importantes observées depuis 1994 à la station de Lavalette, les débits sont propagés le long du Lez jusqu'à la troisième écluse de Lattes à l'aide du modèle 1D à base physique (Logiciel SIC Irstea). Sur cette partie du Lez, la géométrie est relativement bien connue et nous disposons de 155 sections en travers dont les profils ont été relevés au théodolite laser ou au GPSD dans le cadre du projet ainsi que lors de diverses études récentes (BRL2009, BEC2011). De plus 21 ouvrages hydrauliques de type seuil ont été recensés et leurs géométries ont été précisément mesurées (IRSTEA 2009-2010). Le calage du modèle (coefficients de débit aux ouvrages hydrauliques et coefficients de frottement de Strickler) a été effectué à partir des observations aux stations de Lavalette, de Garigliano et de Lattes troisième écluse.



### 3.4. L'adaptation du modèle hydraulique au temps réel

La plateforme ATHYS se décline sous une version opérationnelle de prévision temps réel. Les données de précipitations alimentent le modèle au fur et à mesure de leur collecte. Des scénarios probables de pluies futures peuvent aussi alimenter le modèle, un faisceau de débits probables simulés est alors fourni à l'opérateur en temps réel. Cette plateforme a été développée par HSM, le SCHAPI et le CERFACS. Le modèle développé et calé sur la Lez a été intégré dans cette plateforme opérationnelle.

La prise en compte des débits observés au fur et à mesure de leur mise à disposition à Lavalette a permis de corriger de manière séquentielle et en temps réel les incertitudes sur le modèle et ainsi améliorer sa capacité de prévision via une approche d'assimilation de données.

### 3.5. La mise en place des abaques de vigilance des crues

Ces abaques ont déjà été introduites dans (Fleury et al., 2013). Il a été montré que connaissant l'état initial de remplissage du karst et le cumul de pluie à venir, il était possible par une simple méthode graphique d'anticiper l'évolution de la piézométrie à la source du Lez. Une fois le cumul de pluie nécessaire pour saturer le karst pris en compte, les crues de surface peuvent être simulées. Ainsi, afin d'anticiper le débit en amont de Montpellier, nous avons simulé, avec le modèle hydrologique, la réponse du bassin à des scénarios de pluie possible (durée, intensité, volume, forme) survenant sur un état de saturation du karst. L'analyse des débits simulés au regard des scénarios de pluie montre que l'intensité de la pluie, mais aussi son cumul sont déterminants dans la réponse en débit du bassin. Ainsi, pour utiliser les abaques, il convient de considérer, dans un premier temps, le volume de pluie permettant la mise en saturation du karst (Fleury et al., 2013) pour un état de remplissage avant crue connu. Puis, le cumul de pluie restant à venir et sa probable intensité permettent de définir le débit de pointe potentiellement atteint à Lavalette. L'abaque de vigilance des crues en amont de Montpellier, prend alors la forme d'un graphe à 3 entrées (piézométrie initial, cumul de pluie, intensité de pluie) et 2 sorties (piézométrie finale et débit du Lez à Lavalette) représentée sur les figures 5 et 6. Ces abaques ont été construites à partir de l'ensemble des crues observées, et complétées avec la mise en œuvre des modèles hydrologiques et hydrauliques (sans assimilation de données) pour tout un jeu de pluies fictives de formes et d'amplitudes variables conduisant à des hydrogrammes de formes et intensités variables. Pour la partie hydraulique de l'abaque, des simulations en régime permanent et transitoire ont été considérées afin de prendre en compte la variabilité de la relation (H, Q) pour chaque section d'écoulement étudiée.

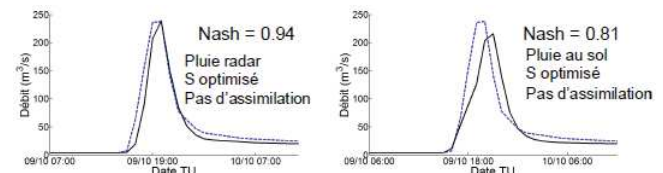
## 4. Résultats et discussion

### 4.1. Le modèle hydrologique en amont de Montpellier, sans assimilation

Pour le détail de la méthode de calibration et des résultats obtenus en simulations, le lecteur pourra se référer à (Coustau et al., 2012). Le forçage météorologique utilisé ici est une lame d'eau spatialisée, dont la pertinence n'est plus à démontrer en comparaison avec une lame d'eau

uniforme (Tramblay et al., 2011), composée par les lames d'eau issues des pluviomètres et les lames radar corrigées par le MFB (utilisation en mode ré-analyse seulement). Les paramètres calés ont pour valeurs :  $ds = 0.28 \text{ j}^{-1}$ ,  $K_0 = 0.3$ ,  $V = 1.3 \text{ m/s}$ ,  $w = 101 \text{ mm}$ . Le critère de Nash calculé entre débits simulé et observé au pas de temps horaire sur l'ensemble des crues en calage varie de 0.54 à 0.94, pour une valeur moyenne de 0.86.

Ainsi, l'utilisation des pluies radar améliore considérablement les simulations par rapport à l'utilisation exclusive des postes pluviométriques (Figure d.3) (Coustau et al., 2011).



**Figure d.3.** Amélioration des simulations de débit grâce à la prise en compte des pluies radar pour la crue d'octobre 2001. En pointillés bleus les hydrogrammes observés, en noir les hydrogrammes simulés.

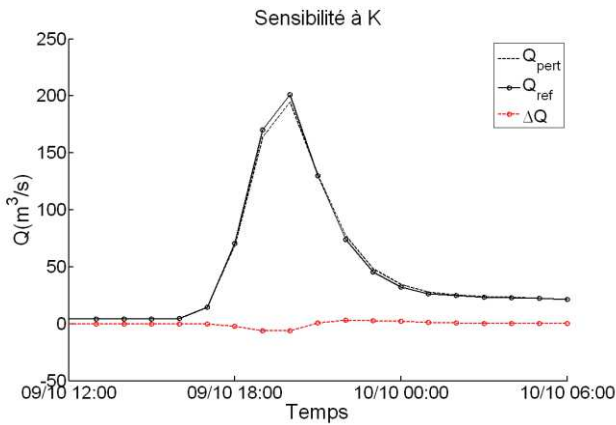
L'hydrosystème étant influencé par l'état hydrique de l'aquifère (Fleury et al., 2013), une analyse de la corrélation entre la condition initiale du modèle hydrologique, calée sur l'ensemble des crues, et la piézométrie au début de l'orage en l'un des postes piézométriques de l'aquifère a été menée. Le  $R^2$  de la régression entre condition initiale et niveau piézométrique varie de 0.50 à 0.81 selon le poste piézométrique retenu. Les meilleures corrélations sont obtenues pour les piézomètres des Matelles, de Bois Saint Mathieu et de Claret. Ces derniers sont situés près de la faille des Matelles qui représenterait un axe de drainage préférentiel de l'aquifère du Lez (Karam, 1989). Le piézomètre de la source du Lez, fortement influencé par son débordement, présentant aussi une corrélation satisfaisante, est télétransmis.

Toutefois, l'utilisation de cette procédure d'initialisation va induire une détérioration des simulations. De plus, la qualité de la simulation en temps réel sera aussi altérée par l'utilisation exclusive des postes pluviométriques.

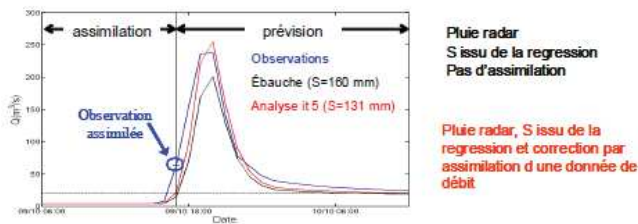
### 4.2. La modélisation en amont de Montpellier corrigée par assimilation avec pluies radar (ré-analyse)

Concernant la correction de la pluie, en mode ré-analyse, la correction de la lame d'eau radar par assimilation a été comparée à celle obtenue par application du MFB. Il a été montré que la correction par assimilation de données améliorerait les critères de Nash-Sutcliffe de 60%.

Concernant la correction de la condition initiale (S) et du paramètre de transfert ( $V_0$ ), en mode réanalyse, par assimilation de données, il a été montré que la correction de S est plus efficace que celle de  $V_0$ . En effet, le paramètre S influence la fonction de production qui joue un rôle essentiel dans la représentation du débit en montée de crue, ceci conduit à une amélioration de l'ordre de 75% de la valeur du débit de pointe (Figure d.4). A l'opposé, la correction de  $V_0$  est moins efficace. Ceci s'explique par le fait que l'erreur sur l'hydrogramme observé en début de crue n'est pas liée aux erreurs de la fonction de transfert (Figure d.5).



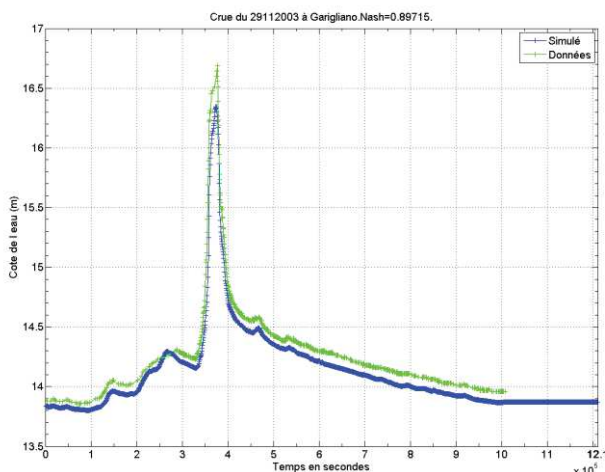
**Figure d.4.** Tests de sensibilité sur le paramètre K. Qref est la simulation de référence, Qpert est la simulation réalisée avec le paramètre perturbé de +10%, ΔQ est l'écart de débit entre les 2 simulations Qref et Qpert (Coustau et al. 2013).



**Figure d.5.** Exemple de la crue d'octobre 2001 (en noir : l'hydrogramme obtenu avec une valeur estimée a priori de S ; en bleu : les observations; en rouge : l'hydrogramme pour une valeur de S corrigée avec une seule valeur de débit assimilé en début d'évènement)

### 4.3. La simulation des écoulements à la traversée de Montpellier

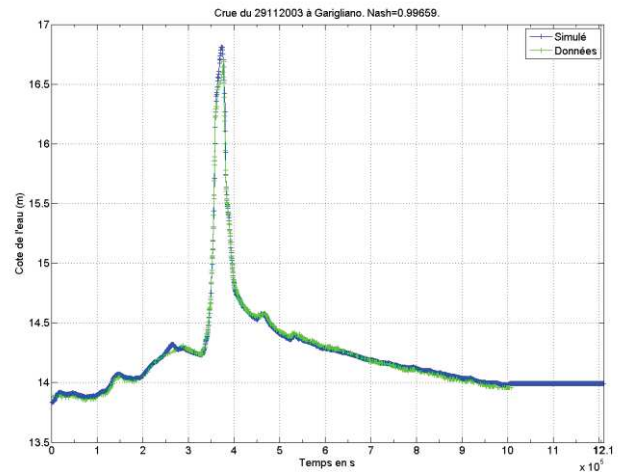
Les simulations permettent de déterminer les côtes et les débits instantanés du Lez en tous points du modèle. Nous avons choisi d'étudier en particulier les sections situées au droit des seuils. La reconstitution des apports de la Lironde et du Verdansson a été effectuée par différence entre les hydrogrammes observés et simulés à Garigliano et à la 3ème écluse en tenant compte du temps de propagation de ces crues le long des biefs. Le critère de Nash a été utilisé pour comparer les hydrogrammes simulés et observés.



**Figure d.6.** Evolution des débits à Garigliano avec apport au niveau de la Lironde pour la crue du 27 novembre 2003.

La moyenne du critère de Nash calculée entre les 12 limnigrammes observés et les 12 limnigrammes calculés

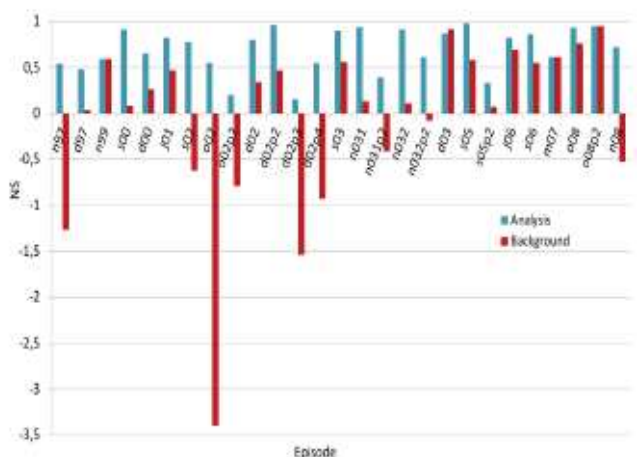
par le modèle aux 3 stations de Lavalette, de Garigliano et de Latte troisième écluse est de 0,84 (en ne considérant que le débit amont à Lavalette), et il est de 0,94 avec reconstitution des apports aux affluents de la Lironde et du Verdansson. Nous observons que la prise en compte des apports de la Lironde améliore significativement les résultats du modèle (Figures d.6 et d.7). Nous obtenons un excellent Nash (supérieur à 0,9) pour toutes les crues sauf pour celle de 2008. Ainsi, bien que les apports de la Lironde et du Verdansson puissent avoir un impact fort lors des crues du Lez, le manque d'observation sur ces cours d'eau ne permet pas de tenir compte de ces apports pour la construction d'abaques opérationnels.



**Figure d.7.** Evolution des débits à Garigliano avec apport au niveau de la Lironde pour la crue du 27 novembre 2003.

Les simulations avec ou sans lit majeur n'ont pas montré de différences significatives. Cela confirme notre point de vue sur le rôle négligeable du lit majeur du Lez. En effet, le volume d'eau stocké est négligeable devant ce qui s'écoule dans le lit mineur-moyen.

### 4.4. La modélisation en amont de Montpellier corrigée par assimilation avec pluie radar (mode temps réel)

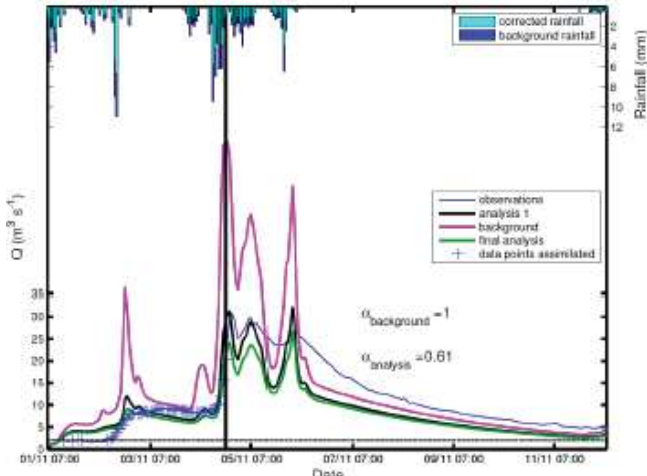


**Figure d.8.** Pour chacune des crues étudiées, les valeurs des critères de Nash sont tracés en rouge pour les simulations a priori et en bleu pour les simulations corrigées par assimilation. (Harader et al., 2012).

Concernant la correction des pluies, avec un mode de pseudo-temps réel, l'assimilation de données permet une amélioration de 35% du critère de Nash-Sutcliffe sur les

*Prévision des crues rapides par apprentissage statistique*

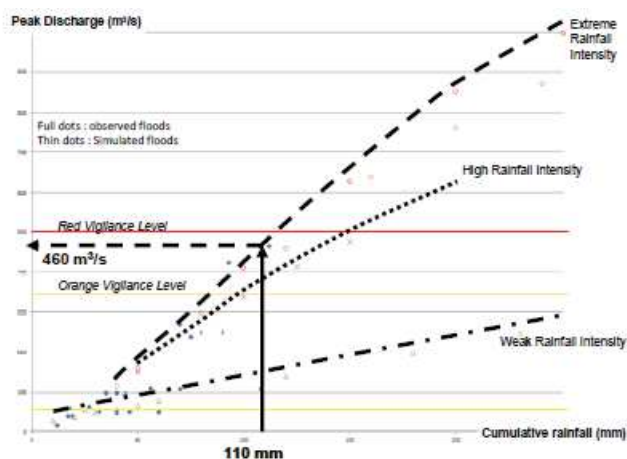
débits simulés (à comparer aux 75% d'amélioration en mode ré-analyse) (Figure d.8). Ceci prouve que les corrections calibrées sur les toutes premières valeurs des débits observés ne suffisent pas à caractériser complètement les erreurs et incertitudes survenant tout au long de la crue. Malgré cette limite, l'assimilation de données apporte un vrai gain en temps réel (Figure d.9), et ouvre des perspectives intéressantes pour une utilisation opérationnelle des images radar.



**Figure d.9.** Exemple de la crue de novembre 2008 (Harader et al., 2012).

**4.5. Utilisation en temps réel des abaques de vigilance de crues : exemple et limites d'utilisation**

Les simulations des crues via les abaques de vigilance nécessitent la mise en œuvre de 3 méthodes : remplissage du karst via le modèle hydrogéologique (Fleury et al., 2013), réaction de la surface via le modèle hydrologique (abaque hydrologique), propagation via le modèle hydraulique (abaque hydraulique). Afin d'illustrer l'utilisation de ces abaques, l'exemple de septembre 2005 est détaillé ci-après, les limites d'utilisation y sont aussi discutées.



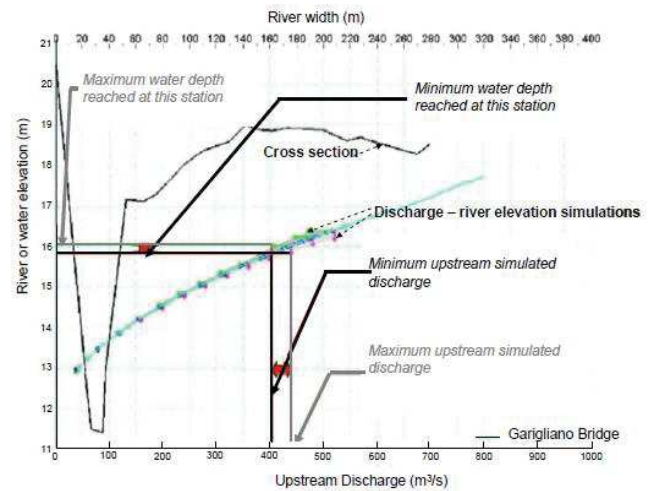
**Figure d.10.** Abaque de vigilance des débits à Lavalette.

Sur les 10 jours précédant l'évènement, une première pluie de 20 mm a saturé les sols du bassin versant. Le niveau piézométrique est alors de 46 m NGF quelques heures avant l'averse. La pluie cumulera au total 205 mm. Les premiers 95 mm de pluie vont contribuer à saturer le système karstique, le niveau piézométrique passant alors à

65 m NGF. Les 110 mm de pluie s'abattant sur le bassin en 3 h vont essentiellement contribuer à la crue de surface. Avec une intensité pluvieuse moyenne de 37 mm/h, cette averse est considérée comme "extrême". Le débit de pointe résultant estimé par l'abaque est de 460 m<sup>3</sup>/s, qu'il convient de comparer aux 467 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup> mesurés (Figure d.10).

Le mode d'utilisation de l'abaque ne doit pas laisser supposer que la pluie induit tout d'abord une réponse du souterrain, suivie par la réponse de la surface. Il convient de retenir que conceptuellement, la pluie va se répartir entre surface et souterrain en fonction de l'état initial du karst et de la couverture. Enfin, la dynamique de réponse du souterrain étant plus lente que celle de la surface, le débit de pointe pourra être produit alors même que le niveau piézométrique n'aura pas encore atteint son niveau maximum.

Nous retiendrons que les abaques de vigilance donnent accès à une estimation de l'ampleur de la crue à venir rapide, simple et sans ambiguïté si les estimations d'intensité de pluie à venir sont accessibles. Toutefois, ces abaques ne fournissent aucune information sur la temporalité de l'évènement, ni ne prennent en compte l'hétérogénéité des champs pluvieux. Ces cas d'étude restant accessibles avec la modélisation en temps réel, les 2 outils s'avèrent complémentaires. Sur ce même exemple, en aval, dans la ville de Montpellier le niveau de la rivière a atteint les 16 m (Figure d.11). Les incertitudes liées à la forme de l'hydrogramme de crue apparaissent à travers le faisceau de courbes colorées sur le graphe ci-dessous. Pour de telles cotes, le système est en vigilance orange, mais très proche de la vigilance rouge.



**Figure d.11.** Représentation graphique des résultats de simulation du niveau d'eau à la station de Garigliano différentes formes d'hydrogrammes de crue (condition limite amont).

La prévision de la hauteur d'eau le long du Lez est déterminée à partir de la seule valeur du débit de pointe à Lavalette. Les apports latéraux ne sont pas pris en compte alors que leur rôle en crue peut être conséquent. Les abaques de hauteurs d'eau sous-estiment donc potentiellement l'aléa inondation. L'analyse des 12 crues retenues ne montre pas de corrélation exploitable entre les débits amont observés à Lavalette et les débits des affluents situés plus à l'aval. Sans mesure explicite de ces apports latéraux il est donc difficile de les intégrer dans le calcul réalisé avec les abaques.

## 5. Conclusions et perspectives

La parcimonie et la robustesse du modèle hydrologique en font un outil utilisable pour la prédétermination et la prévision opérationnelles en temps réel des débits à l'exutoire de bassins versants pouvant avoir une composante karstique. Le caractère distribué du modèle permet de tirer avantage de la fine résolution spatiale des pluies radar sans augmenter le nombre de paramètres du modèle. L'assimilation de données est indispensable pour une exploitation en temps réel des images radar. Et bien que le caractère événementiel du modèle ne soit pas limitant dans sa mise en œuvre puisque l'initialisation via la piézométrie relevée in situ est fiable, les performances du modèle en sont logiquement dégradées. Le second intérêt de l'assimilation de données est alors de réduire cette détérioration ou autres incertitudes et améliorer les performances du modèle en opérationnel et en temps réel.

Le modèle hydraulique est basé sur une description fine du Lez et de ses ouvrages (géométrie des lits et des ouvrages, données hydrauliques en côtes et en débits, manœuvres d'ouvrages). Les données sources utilisées ont été vérifiées, validées et parfois corrigées. La modélisation des crues en régime transitoire a pu être réalisée dans le logiciel SIC. Les écarts observés entre les sorties du modèle et les données mesurées sont imputables en grande partie aux apports intermédiaires à la Lironde et au Verdanson pour lesquels les mesures ne sont pas disponibles. Le modèle permet une reproduction fidèle des propagations et déformation des hydrogrammes de crues. L'assimilation de données autour de ce modèle permet une reconstitution des apports latéraux non observés par ailleurs.

Ces modèles numériques ont permis de développer des abaques opérationnels de vigilance des crues du Lez en différentes stations montpelliéraines. Certains de ces outils sont actuellement testés par les services de l'Etat en charge de la prévision des crues du Lez (SPC et SCHAPI). L'étude pourrait être poursuivie :

- en intégrant les apports des bassins urbains dans les simulations,
- en proposant un couplage entre le modèle hydrologique et *VENSIM* (<http://www.vensim.com>) en horaire, afin que le réservoir souterrain simule la dynamique piézométrique de façon synchronisée. Cela permettrait alors d'utiliser les relevés piézométriques pour corriger les simulations de crue et de mieux simuler les reprises de crues,
- en améliorant la modélisation du fonctionnement du seuil de Garigliano présentant une section trapézoïdale non contractée latéralement et un ennoisement influencé par les manœuvres du seuil automatisé de Pont de l'Evêque.
- en proposant une version opérationnelle temps réel du modèle hydraulique.
- en proposant une approche séquentielle de la correction des paramètres et pluies par assimilation afin d'estimer un paramètre de correction variable dans le temps.

## Remerciements

Cette étude a été soutenue financièrement par le projet Lez Gestion Multi usages, les auteurs remercient donc à ce titre: l'Agglomération de Montpellier, l'Agence de l'Eau RM&C, le Conseil Général de l'Hérault et le BRGM. Le financement de la bourse de thèse de Coustau provient du Ministère. Un projet interne à HydroSciences Montpellier a aussi contribué financièrement à ces travaux. Les auteurs

tiennent aussi à remercier les fournisseurs de données : DREAL et observatoire MEDYCYSS ; ainsi que les opérationnels en charge de la prévision des crues sur ce secteur : SCHAPI et SPC Med-Ouest pour leur aide précise dans la mise en place des outils opérationnels.

## Bibliographie

- Bailly-Comte, V., Jourde, H., Roesch, A., Pistre, S. and Batiot-Guilhe, C. (2008). Time series analyses for Karst/River interactions assessment: Case of the Coulazou river (southern France). *Journal of Hydrology*, 349: 98-114.
- Bailly-Comte, V., V. Borrell-Estupina, H. Jourde, and S. Pistre. (2012). A conceptual semi distributed model of the Coulazou River as a tool for assessing surface water–karst groundwater interactions during flood in Mediterranean ephemeral rivers. *WATER RESOURCES RESEARCH*, VOL. 48, W09534, doi:10.1029/2010WR010072.
- Bonacci, O., Ljubenkov, I., Roje-Bonacci, T. (2006). Karst flash floods: an example from the Dinaric karst (Croatia). *Natural Hazards Earth System Science* 6, 195–203.
- Borrell-Estupina V., J.-C. Maréchal, M. Coustau, P. Fleury, H. Jourde, L. Kong A Siou, B. Ladouche, P.-O. Malaterre, N. Mazzilli, S. Ricci (2012). Project gestion multi-usages de l'hydrosystème karstique du Lez - Modèles numériques de fonctionnement de l'hydrosystème, Rapport RP-60222-FR, 253 pp.
- Borrell Estupina, V., B. Ladouche, P.-O. Malaterre, S. Ricci, Y. Caballero, M. Coustau, N. Dorfliger, P. Fleury, M. Jay-Allemand, J.-C. Maréchal, O. Thual. (2014). Forecasting and mitigation of flooding in a Mediterranean karstic watershed. *Hydrology in a Changing World: Environmental and Human Dimensions Proceedings of FRIEND-Water 2014*, Montpellier, October 2014 (Red Book IAHS Publ. 36x, 2014).
- Bouvier Ch., Delclaux F., Crespy A. (1996). "ATHYS : Atelier Hydrologique Spatialisé". In. "L'Hydrologie tropicale : géoscience et outil pour le développement " Publication AISH n°238, pp.425-435.
- Bouvier Ch., Crespy A., L'Aour-Dufour A., Crès F.N., Delclaux F., Marchandise A. (2010). " Modélisation hydrologique distribuée - Plate-forme ATHYS " . In. " Traité d'Hydraulique Environnementale ", volume 9 : Logiciels d'Ingénierie du cycle de l'eau, chapitre 7, 115-134.
- Bruxelles, L. and Caubel, A. (1996). Lacs temporaires et circulations de surface sur le causse de l'Hospitalet du Larzac (12) en 1996 : Fonctionnement et implications géomorphologiques. *Bulletin de la Société Languedocienne de Géographie*, fasc. 3-4: 253-288.
- Coustau M. (2011). Contribution à la prévision des crues sur le bassin du Lez : modélisation de la relation pluie-débit en zone karstique et impact de l'assimilation de débits. PhD thesis UM2 - HSM - CERFACS. Dec. 2011. 230 pp
- Coustau, M., V. Borrell-Estupina, C. Bouvier (2011). Improvement of rainfall-runoff modelling with distributed radar rainfall data: a case study in the Lez French

Mediterranean catchment. Weather Radar and Hydrology, Proceedings of a symposium held in Exeter, UK, April 2011. IAHS Publ. 351, 2011.

Coustau M., C. Bouvier, V. Borrell-Estupina, H. Jourde (2012). Flood modelling with a distributed event-based parsimonious rainfall-runoff model: case of the karstic Lez river catchment. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 12, 1119-1133, 2012.

Coustau, M., S. Ricci, V. Borrell-Estupina, C. Bouvier and O. Thual (2013). Benefits and limitations of data assimilation for discharge forecasting using an event-based rainfall-runoff model. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 13, 583-596, doi:10.5194/nhess-13-583-2013.

Duband, D. (1999). Réflexion actuelle sur la prévision hydrométéorologique. La gestion des risques liée aux inondations rapides et lentes. Colloque Hydrotechnique, 161<sup>ème</sup> session du comité scientifique et technique de Paris, vol. Publications SHF, 65-76.

Estupina Borrell V. (2004). Vers une modélisation hydrologique adaptée à la prévision opérationnelle des crues éclair. Application sur de petits bassins versants du Sud de la France. Soutenue le 21 avril 2004. Institut National Polytechnique de Toulouse (253pp).

Fédération de l'Hérault pour la Pêche et la Protection du Milieu Aquatique, MISE Hérault, DIREN Languedoc Roussillon, Conseil Général de l'Hérault, Conseil Régional Languedoc Roussillon, Agence de l'Eau Rhône-Méditerranée-Corse, ONEMA (SD et DIR 8) (2009). Rapport de bassin : Lez (Y32) et Mosson (Y31). Schéma Départemental pour la restauration, la préservation et la mise en valeur des Milieux Aquatiques de l'HERAULT. SDVMA 2009

Fleury, P., Maréchal, J-C., Ladouche, B., Recouvreur, R., Marchandise, A., (2010). Caractérisation des crues karstiques pour la mise en place d'un système d'alerte – Cas de la Ville de Nîmes. *Géologues*, 167, 75-78.

Fleury, P., J.C. Maréchal and B. Ladouche (2013). Karst flash-flood forecasting in the city of Nîmes (southern France). *Engineering Geology* 164 - 26-35. DOI: 10.1016/j.enggeo.2013.06.007

Fleury et al., ce numéro

Harader, E., V. Borrell-Estupina, S. Ricci, M. Coustau, O. Thual, A. Piacentini and C. Bouvier (2012). Correcting the radar rainfall forcing of a hydrological model with data assimilation: application to flood forecasting in the Lez catchment in Southern France. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 16, 4247-4264, doi:10.5194/hess-16-4247-2012.

IAHS, UNESCO & WMO (1974). Flash floods, proceedings of the Paris symposium. Ed IAHS-UNESCO-WMO, vol. publication 112.

Jourde, H. et al. (2011). The MEDYCYSS observatory, a multi scale observatory of flood dynamics and hydrodynamics in karst (Mediterranean border Southern France), 9<sup>th</sup> International Hydrogeological Congress of Greece, Kalavrita (Greece).

Karam, Y. (1989). Essais de modélisation des écoulements dans un aquifère karstique. Exemple de la source du Lez (Hérault, France), Université des Sciences et Techniques du Languedoc, Montpellier, 286 pp.

Léonardi et al., ce numéro

Liu Z. & Todini E. (2002). Towards a comprehensive physically-based rainfall runoff model. *Hydrology & Earth System Sciences*. 6(5), 859-88.

Maréchal, J.C., Ladouche, B. & Dörfliker, N. (2008). Karst flash flooding in a Mediterranean karst, the example of Fontaine de Nîmes, *Engineering Geology*, 99, 138-146, doi:10.1016/j.enggeo.2007.11.013.

Maréchal, J.C., Ladouche, B. & N. Dörfliker (2009). Hydrogeological analysis of groundwater contribution to the 6-8 September 2005 flash flood in Nîmes, *La Houille Blanche*, 2, 2009, 88-93, doi:10.1051/lhb:2009019.

Maréchal J.-C., V. Borrell-Estupina, Y. Caballero, F. Cernesson, P. Fleury, M. Jay-Allemand, B. Ladouche, P.-O. Malaterre (2013). Projet gestion multi-usages de l'hydrosystème karstique du Lez - Simulations numériques de différents scénarios de changement globaux. Rapport final. BRGM/RP-61050-FR.

Short, D. (2000). Flash flood climatology and Omaha 1999. University of Nebraska-Lincoln.

Tramblay Y., Bouvier C., Martin C., Didon-Lescot J-F., Todorovik D., Domergue J-M. (2010). Assessment of initial soil moisture conditions for event-based rainfall-runoff modeling. *Journal of Hydrology* 387, 176-187.

Tramblay Y., Bouvier C., Ayrat P.A., Marchandise A. (2011). Impact of rainfall spatial distribution on rainfall-runoff modelling efficiency and initial soil moisture conditions estimation. *Natural Hazards and Earth System Sciences* 11, 157-170.

Vieux, B. E. and Bedient, P. B. (2004). Assessing urban hydrologic prediction accuracy through event reconstitution, *J. Hydrol.*, 299, 217-236.

### 5.2.3 Éléments mis en évidence dans les articles

Au cours de ces travaux, nous avons développé 4 outils opérationnels pour la préviation des crues rapides du Lez. Un modèle hydrologique avec et sans procédure d'assimilation de données, un modèle hydraulique et des abaques opérationnels. Le modèle hydrologique sans assimilation a été comparé à un modèle à réseau de neurones conçu par Kong-A-Siou (2011).

Le modèle hydrologique, développé sur la plateforme ATHYS, met en œuvre une fonction de production *Soil Conservation Service – Curve Number (SCS-CN)* et une fonction de transfert *lag and route* pour simuler le débit du Lez à la station de Lavalette. Il s'agit d'un modèle distribué permettant de tirer parti au mieux de la résolution spatiale des lames d'eau radar sans augmenter le nombre de paramètres libres. Pour chacune des mailles du modèle, les paramètres prennent tous la même valeur. Seuls les apports d'eau fournis par la pluie et les mailles amont diffèrent. Cet outil fournit des simulations événementielles nécessitant une initialisation afin de prendre en compte l'état du système avant l'évènement de crue. Ce paramètre d'initialisation devant être fixé par une procédure de calage a été relié à la piézométrie mesurée sur différentes stations, permettant ainsi une utilisation en temps réel. Cependant, une correction des données de pluie en entrée et du paramètre d'initialisation, à l'aide d'une procédure d'assimilation de données, est indispensable pour assurer au modèle des performances acceptables pour une utilisation en opérationnel. Certaines modifications pourraient être apportées à ce modèle afin d'en améliorer les performances, telles que l'introduction des débits en provenance des bassins urbains qui ne sont pas encore pris en compte.

Le modèle hydraulique s'appuie sur une description fine de la géométrie du Lez et de ses ouvrages pour simuler la propagation et la déformation des hydrogrammes de crue, observés ou simulés au niveau de la station de Lavalette, à travers la ville de Montpellier et jusqu'à la mer. Les erreurs du modèle sont imputables en grande partie aux apports intermédiaires de la Lironde et du Verdanson pour lesquels aucune donnée n'est disponible. L'assimilation de données sur ce modèle permet cependant une reconstitution de ces apports latéraux non observés. Toutefois aucune version opérationnelle de ce modèle n'a encore été proposée.

Ces modèles numériques nous ont permis de développer des abaques opérationnels de vigilance des crues du Lez sur différentes stations le long du fleuve (*i.e.* Lavalette et d'autres stations de mesure en aval). Les abaques sont uniquement alimentés par les niveaux piézométriques et les cumuls de pluie prévus et fournissent une préviation de l'évolution du niveau piézométrique et du débit de pointe à l'instant de l'horizon de préviation des précipitations. Ils ne fournissent donc aucune information sur la dynamique de l'évènement de crue à venir. Ils s'appuient sur l'hypothèse forte que le ruissellement ne se produit qu'à partir du moment où le karst est saturé. Ils proposent une augmentation du niveau piézométrique dans le karst d'un mètre tous les 5 mm de précipitation jusqu'au remplissage de l'aquifère, les eaux de pluie sont ensuite mobilisées pour le ruissellement de surface. Malgré un modèle conceptuel sous-jacent simpliste, ces abaques ont des performances intéressantes (Fleury et al., 2013). Certains de ces outils sont actuellement testés par le Service de Préviation des Crues

Méditerranée Ouest et le Service Central d'Hydrométéorologie et d'Appui à la Prévision des Inondations.

Il ressort de ces travaux que le karst a un impact significatif dans la formation de crues rapides du Lez à Lavalette. En raison du rabattement important du niveau d'eau dans le karst du Lez durant la période estivale (important accroissement de population et des demandes en eau), la capacité d'écrêtement des crues de l'aquifère du Lez augmente considérablement. Le karst s'avère capable d'écrêter les premières crues en permettant une infiltration rapide des précipitations jusqu'à une lame d'eau de 150 mm.

## 5.3 Prise en compte de l'état de l'hydrosystème du Lez

### 5.3.1 Position de la problématique

Nous avons présenté, dans le Chapitre 1, l'influence de l'état du système dans le comportement hydrodynamique d'un bassin versant, notamment lors de sollicitations pluvieuses intenses. Nous souhaitons donc intégrer cette information sur l'état du système dans nos modèles, afin d'améliorer la prévision des crues rapides. Nous recherchons alors un indice d'humidité du bassin afin de représenter cet état. Dans le Chapitre 2, nous avons mis en évidence les différences structurelles du bassin versant du Gardon d'Anduze et de l'hydrosystème du Lez, influençant leur fonctionnement hydrodynamique. Sur le bassin du Gardon d'Anduze, pour lequel les écoulements à l'origine des crues rapides sont essentiellement surfaciques et sub-surfaciques, nous supposons une certaine *homogénéité* du comportement hydrodynamique sur tout le bassin. Une unique variable pourrait alors constituer un indice d'humidité global sur le bassin (Darras et al., 2014a). Sur le Lez en revanche, la structure fortement hétérogène de l'hydrosystème, composé de plusieurs compartiments, suppose que les différentes entités souterraines jouent des rôles individualisés dans son fonctionnement hydrodynamique. Rappelons que dans la présentation faite de l'aquifère du Lez, nous avons considéré 3 compartiments. Le Nord du compartiment est éloigné de la station de Lavalette et les eaux de surface s'écoulent vers le bassin du Vidourle (zone Nord-Est) ; à la partie Sud de ce compartiment affleurent des roches imperméables, à l'amont immédiat de la station de Lavalette. Les précipitations intenses tombant sur ces compartiments ont donc des comportements vraisemblablement très différents. Ainsi, avant de chercher à déterminer une variable représentant l'humidité du bassin, nous avons cherché à déterminer quelles étaient les parties de l'aquifère les plus contributrices aux crues rapides à Lavalette. Dans un second temps, nous pourrions introduire de manière pertinente l'information d'humidité sur le bassin par le biais d'une variable liée à cette humidité (*e.g.* variable mesurée sur une zone particulière, variables pour chacune des zones, etc.).

Rappelons aussi que Bérard (1983) a proposé une division de l'hydrosystème du Lez en 3 compartiments aux comportements hydrodynamiques sensiblement *homogènes* : Est, Nord-Ouest et Sud-Ouest. Basé sur cette compartimentation, Kong-A-Siou et al. (2013) proposent une division de l'hydrosystème du Lez en 4 zones, en reprenant les zones Nord-Ouest et Sud-Ouest et en scindant la zone Est en une zone Nord-Est et une zone Sud-Est selon des

considérations d'imperméabilité du sol. Les auteurs proposent ainsi un modèle postulé du fonctionnement hydrodynamique de l'hydrosystème du Lez. Ils développent ensuite un modèle à réseau de neurones dont l'architecture est contrainte afin de rendre compte du fonctionnement du modèle postulé en introduisant en entrée les pluies moyennes précipitées à chaque pas de temps sur chacune des 4 zones. Enfin, les paramètres du réseau de neurones dimensionné, à la fin de l'apprentissage, sont analysés afin d'extraire l'information sur la contribution de chacune des entrées du modèle à sa sortie. A partir des valeurs des paramètres, les contributions au débit de la source et le temps de réponse sont estimés. Cette méthode, consistant à contraindre un réseau de neurones, suivant un modèle postulé du fonctionnement d'un système, puis à extraire des informations des paramètres après apprentissage, a été baptisée KnoX (Kong-A-Siou et al., 2013). Cette étude a été menée à la source du Lez avec des chroniques continues au pas de temps journalier. C'est donc le comportement hydrodynamique *moyen* du système karstique du Lez, pour toutes les situations hydrologiques rencontrées sur toute la période qui est étudié par les auteurs.

Nous proposons donc d'appliquer la méthode KnoX aux crues rapides du Lez à Lavalette afin d'identifier et de quantifier les contributions de chacune des 4 zones définies, à la génération des crues rapides, ainsi que leur dynamique. Comme l'hydrosystème considéré est le même que Kong-A-Siou et al. (2013), nous avons appliqué la méthode KnoX en partant du même modèle postulé, mais en développant le modèle à réseaux de neurones à partir de chroniques de données événementielles (*i.e.* correspondant aux événements de crues rapides), au pas de temps horaire. De plus, l'exutoire considéré est la station de Lavalette, juste à l'amont de Montpellier, plutôt que la source du Lez. Les processus étudiés dans nos travaux sont donc pas les mêmes que ceux étudiés par Kong-A-Siou et al. (2013).

### 5.3.2 Démarche proposée pour répondre à la problématique (Darras et al., 2015)

Nos travaux ont fait l'objet d'un article soumis à la revue Hydrology and Earth Sciences System ; il est en cours d'évaluation des révisions. Cet article est présenté ci-dessous.

#### **Identification des contributions spatiales et temporelles de pluies spatialisées à la génération des crues rapides à l'aide de la modélisation par réseau de neurones : cas du bassin du Lez (Sud de la France)**

**Résumé.** Les crues rapides constituent un risque majeur pour les zones urbaines, elles ont d'importantes implications humaines et financières à la fois actuelles et futures en raison du réchauffement climatique global. Il est donc crucial de mieux modéliser ces phénomènes, particulièrement lorsqu'ils se produisent sur des bassins karstiques et hétérogènes dont la description physique est difficile. A cette fin cet article propose une application d'une méthode récente (*Knowledge eXtraction*) développée pour extraire des connaissances depuis les paramètres d'un modèle à réseau de neurones et pour mieux estimer les contributions et les temps de réponses de plusieurs zones géographiques bien identifiées d'un aquifère. Pour évaluer son intérêt, cette méthode est appliquée à l'hydrosystème du Lez, dans le sud de la



France, dont la rivière traverse l'agglomération montpelliéraine (400 000 habitants). Les contributions de pluie et les temps de transfert de 4 zones géologiquement homogènes ont été estimés et analysés afin d'évaluer la sensibilité des crues rapides aux contributions karstiques et surfaciques. Le Causse de Viols-le-Fort est identifié comme le principal contributeur aux crues rapides et le retard entre les contributions de surfaces et souterraines est estimé à 3 h. Ces travaux permettront d'aider les services opérationnels d'alerte des crues à mieux identifier les pluies critiques et à développer des modèles de prévision des crues plus performants. Cette méthode générique peut être appliquée sur tout bassin disposant de données de mesures hydrométéorologiques x suffisantes.

# Identification of spatial and temporal contributions of rainfalls to flash floods using neural network modelling: case study on the Lez Basin (Southern France)

Darras Thomas<sup>1,2</sup>, Valérie Borrell-Estupina<sup>2</sup>, Line Kong A Siou<sup>3</sup>, Bernard Vayssade<sup>1</sup>, Anne Johannet<sup>1</sup> and Séverin Pistre<sup>2</sup>

(1) LGEI, École des mines d'Alès, 6 avenue de Clavières, 30319 Alès CEDEX, France

(2) Université Montpellier 2, Hydrosiences Montpellier, Place E. Bataillon, 34095 Montpellier Cedex 5, France

(3) MAYANE, 173 chemin de Fescau, 34980 Montferrier-sur-Lez, France

**Abstract.** Flash floods pose significant hazards in urbanised zones and have important human and financial implications in both the present and future due to the likelihood that global climate change will exacerbate their consequences. It is thus of crucial importance to better model these phenomena especially when they occur in heterogeneous and karst basins where they are difficult to describe physically. Toward this goal, this paper applies a recent methodology (*KnoX* methodology) dedicated to extracting knowledge from a neural network model to better determine the contributions and time responses of several well-identified geographic zones of an aquifer. To assess the interest of this methodology, a case study was conducted in Southern France: the *Lez* hydrosystem whose river crosses the conurbation of *Montpellier* (400 000 inhabitants). Rainfall contributions and time transfers were estimated and analysed in four geologically-delimited zones to estimate the sensitivity of flash floods to water coming from the surface or karst. The *Causse de Viol-le-Fort* is shown to be the main contributor to flash floods and the delay between surface and underground flooding is estimated to be three hours. This study will thus help operational flood warning services to better characterise critical rainfall and develop measurements to design efficient flood forecasting models. This generic method can be applied to any basin with sufficient rainfall–runoff measurements.

## 1. Introduction

Flash floods are rapid (they rise in a few hours) and intense floods that occur within small basins. Our current lack of understanding of these floods constitutes a great societal challenge because of their socioeconomic and environmental impacts (Gaume and Bouvier, 2004; Llasat et al., 2010). Over the past 20 years, flash flooding in south-eastern France has caused more than 100 fatalities and several billion euros in property damage. In karst basins, the event of June 2010, in the *Var* (Southern France) caused 27 casualties and more than one billion euros of damages. Early warning is also a priority (Borga et al., 2011; Price et al., 2011) that could be improved by using forecast models. In recent decades, considerable efforts have been devoted to improving our understanding and forecasting of flash flooding (Gaume et al., 2009; Marchi et al., 2010). In the literature three aspects were investigated: (i) the rain event (or other cause of rising water), (ii) runoff genesis, and (iii) surface and underground geomorphologic and geologic settings that channel the water transfer toward the outlet.

Mediterranean rain events often occur at the meso-scale (Rivrain, 1997) and generate intense localised rainfall. For this reason, Le Lay and Saulnier (2007), Cosandey and Robinson (2000) and Trambly et al. (2010) show that flash flood generation is controlled by spatial and temporal variability of rainfall and initial soil moisture conditions. Moreover, sensitivity to rainfall heterogeneity is elevated in small watersheds, which are locations of flash flooding

(Krajewski et al., 1991; Corradini and Singh, 1985; Raynaud et al., 2015). The hydrodynamic behaviour of hydrosystems subject to intense rain events depends on soil moisture as well as geology, tectonics, and land use (Ancitil et al., 2008; Nikolopoulos et al., 2011). Moisture content estimation at the watershed scale has proven beneficial for discharge prediction (Kitanidis and Bras, 1980; Parajka et al., 2006; Wooldridge et al., 2003). Nevertheless, soil moisture measurements are highly dependent on field measurement techniques; they provide relative spatial and temporal distributions (Katul et al., 2007; Lauzon et al., 2004) rather than absolute values.

In karst systems, underground water obviously plays a significant role in flooding (Bailly-Comte et al., 2009, 2012; Fleury et al., 2013). Nevertheless, karst systems are intrinsically heterogeneous and their hydrodynamic behaviour generally differs from one system to another (Bakalowicz, 2005). However even if the contribution of karst groundwater to flash flooding is assumed to be negligible because of its longer response time (Borga et al., 2007; Norbiato et al., 2008), other studies emphasize the considerable contribution of groundwater to flash flooding (Bailly-Comte et al., 2012). Faced with the question of the role of karst groundwater in flash flooding, this study investigates a method for estimating spatialized contributions from different parts of a heterogeneous aquifer.

Because of the lack of knowledge regarding the various hydrodynamic behaviours involved in karst systems, a

generic black box method seems to be adequate. For this reason, neural network modelling seems to be a relevant method (Kong-A-Siou et al., 2011; Kong-A-Siou et al., 2014; Kurtulus and Razack, 2007). For this purpose, in recent decades, the multilayer perceptron has been increasingly used in the field of hydrology (Maier and Dandy, 2000; Toth, 2011). These models have been effective in identifying the rainfall-runoff relationship (Hsu et al., 1995). Their ability to forecast flash floods (Toukourou et al., 2011; Artigue et al., 2012) and model karst system behaviour have also been demonstrated (Kong-A-Siou et al., 2011). To model hydrosystem behaviour efficiently, neural networks need relevant datasets as input and output variables, and rigorous application of regularisation methods (Abrahart and See, 2007; Bowden et al., 2005; Fernando et al., 2009). Rainfall data are obvious inputs; in addition (Ancil et al., 2008) demonstrated that soil moisture content observations improve prediction performance. Even so, selection of relevant variables to represent moisture content is a difficult task (Darras et al., 2014a). Data quantity and quality are the major limiting factors in the application of neural networks to hydrological modelling (Pereira Filho and dos Santos, 2006). Because of noisy data, neural networks used to model natural phenomena are sensitive to overtraining; the use of regularization methods to deal with the bias-variance trade-off is thus mandatory (*cf.* Sect. 3.1.2). Kong-A-Siou et al. (2014) compared neural network models and *VENSIM* software to simulate flooding or drought; they concluded that neural modelling performed better for extreme events whereas *VENSIM* worked better for intermediate, more complex events. This statistical approach has been used to propose some interesting hydrological models. Artigue (2012) has proposed a combination of linear and non-linear modelling in the same model. Corzo and Solomatine (2007) have proposed a combination of specialised neural network to represent isolated processes involved in flood genesis. These methods provided efficient forecasts on rapid hydrodynamic watersheds. Moreover, recent advances have proven that the use of these statistical tools can improve the currently-available knowledge of a system. Based on these recent scientific findings, the *Knowledge eXtraction (KnoX)* methodology was developed to describe contributions and time transfers of spatialized rainfall in any basin. This paper thus proposes to apply this methodology to better apprehend both surface and groundwater processes at the origin of flash flooding in a karst basin. To this end, we focus on the *Lez* karst hydrosystem which feeds the *Lez* River that flows through the conurbation of *Montpellier* (Southern France) with a population of 400 000. Because of its meteorological and geomorphological setting, the *Lez* River at the *Lavalette* station, located at the entrance to the city of *Montpellier* is the site of flash flooding. In addition, as a karst system, the geomorphological structure of the *Lez* aquifer is strongly heterogeneous, leading to anisotropic water circulation and highly nonlinear hydrodynamic behaviour.

The scientific challenge of this study is thus to apply neural networks to better quantify processes operating in flash flooding. For this purpose, after introduction, Sect. 2 presents a discussion of neural network modelling and the *KnoX* methodology. Section 3 is a description of the study area. Section 4 presents the application of the *KnoX* methodology to the study area and estimate of contributions

and time transfers of spatialized rainfalls to discharge at *Lavalette*. Section 5 discusses the results and exposes operational and scientific implications. In the conclusion section we discuss innovative perspectives of this generic methodology.

## 2. Artificial neural network modelling for better characterize processes

### 2.1. Neural network design

#### 2.1.1. General presentation

Artificial neural networks are statistical black box models that use input-output measurements to identify nonlinear functions of a system. Basics about neural modelling can be found in (Dreyfus, 2005), only specific information, mandatory for a comprehensive presentation of this study will be provided hereafter. The chosen model is the multilayer perceptron because of its properties of universal approximation and parsimony (Barron, 1993). The universal approximation is the capability to approximate any differentiable and continuous function with an arbitrary degree of accuracy (Hornik et al., 1989). In our study, the multilayer perceptron is a feed-forward model, a finite impulse response model based on (Nerrand et al., 1993). Designing a multilayer perceptron consists mainly of selecting input variables and the number of hidden neurons. This determines the number of parameters mechanically; model complexity increases with the number of parameters.

As statistical models, neural networks are designed in relation to a database. This database is usually divided into three sets: a training set, a stop set, and a test set. The training set is used to calculate parameters through a training procedure that minimizes the mean quadratic error calculated on output neurons. The training is stopped by the stop set (*cf.* Sect. 2.1.2), and model quality is estimated by the third part of the database: the test set, which is separate from the training and stopping sets. The model's ability to be efficient on the test set is called generalisation. However, the training error is not an efficient estimator of the generalisation error: the efficiency of the training algorithm makes the model specific to the training set. This specialisation of the neural network on the training set is called overtraining. Overtraining is exacerbated by large errors and uncertainties in field measurements; the model learns the specific realization of noise in the training set. This major issue of neural network modelling is called bias-variance trade-off (Geman et al., 1992); Kong-A-Siou et al. (2012) studied it in relation to karst aquifers. To deal with this issue and improve the generalization performance, regularisation methods must be employed (Kong A Siou et al., 2011; Schoups et al., 2008). Three regularisation methods were used in this study.

#### 2.1.2. Regularisation methods

In the context of this study, the goal of regularisation methods is to minimize output variance. To this end, cross-validation (Stone, 1974) was used as explained in (Kong-A-Siou et al., 2012) to empirically select input variables and the number of hidden neurons. Cross validation thus minimizes model complexity and therefore output variance.

Another regularization method is commonly employed: early-stopping (Sjöberg et al., 1995). This method stops training before overtraining occurs. A dedicated set, called a stop-set, is considered separately from the database. In Kong-A-Siou et al. (2012), early-stopping was used with cross validation for input variables and hidden neuron number sizing. In our study, the database is too limited to extract another set from the database (the stop set). Thus, instead of a stop-set, a predefined maximum number of training iterations was selected to avoid overtraining. For this purpose the database, not including the test set, was divided into  $S$  subsets corresponding to flash flood events. Training was performed on  $S-1$  subsets with 50 different parameters initialisations. The remaining subset was used as a validation-set. Each subset was used in turn as a validation set. For each trial the iteration with the minimum mean quadratic error over the validation set is set aside. The median of these numbers of iterations was calculated for all validation sets and all iterations and selected as the optimal number of training 20 iterations. This maximum number of training iterations is used in all the following without further utilization of stop-set. In this study, parameters are iteratively calculated using the Levenberg-Marquardt algorithm (Hagan and Menhaj, 1994).

It is well known also that model performance depends strongly on the parameters initialisation. To define a reliable simulation independent from the initialisation, Darras et al. (2014b) proposed to establish an ensemble of 50 models trained from different initialisations. The output is calculated at each time step by the median of the 50 outputs.

## 2.2. Towards knowledge improvement about processes

Even if neural networks generally implement black box models, several authors have tried to make the model more understandable. For example (Johannet et al., 2008) and (Jain and Kumar, 2009) demonstrated the possibility of observing physically interpretable information at the output of hidden neurons. Another path would be to exploit parameters values. The principal difficulty is the sensitivity of parameters values to their initialisation before training. This dependence can be avoided as proposed by (Kong-A-Siou et al., 2013) using a multistep procedure: (i) proposal of a postulated model that describes the available high-level knowledge about the behaviour of the system to be modelled, (ii) implement a neural model architecture that follows this postulated model, (iii) train an ensemble of identical models that differ by their initialisation, and calculate of the median of the absolute value of each parameter over the ensemble models (noted as median-parameter), (iv) combine median parameters to quantify the importance of each input variable. Kong-A-Siou et al. (2013) applied this method to a karst aquifer to evaluate the contributions from different geographic zones to the discharge at the outlet. This methodology is called: *knowledge eXtraction (KnoX)*. Its accuracy was assessed on a fictitious model before being applied to a real aquifer (Kong-A-Siou et al. (2013)).

In this study we propose to apply the *KnoX* methodology to estimate the contributions of different processes, effective in a heterogeneous aquifer, to flash floods. Regarding the *Lez* Basin, we thus investigate improvement of knowledge about karst and non-karst (surface) flooding processes.

## 2.3. Performance criteria

Several criteria were used to model selection and performance assessment. The first is the Nash-Sutcliffe efficiency, hereafter referred to as  $R^2$  (Nash and Sutcliffe, 1970).  $R^2$  is used to perform model selection using cross-validation. The second is specifically flood-oriented: the synchronous percentage of peak discharge, or  $S_{PPD}$ . The last, a purely temporal aspect, is the delay between measured and simulated flood peak, hereafter referred to as  $P_d$  (Peak delay).

### 2.3.1. Nash–Sutcliffe efficiency

The Nash–Sutcliffe efficiency is the most widely used criterion for evaluating hydrological models. It is equivalent to the  $R^2$  determination coefficient *i.e.*:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^n (y_p^k - y^k)^2}{\sum_{k=1}^n (y_p^k - \overline{y_p})^2} \quad (e.1)$$

where  $k$  is the discrete time,  $n$  the number of time steps used in to calculate  $R^2$ ,  $y$  the simulated discharge,  $y_p$  the measured discharge and  $\overline{y_p}$  is the measured mean discharge.  $R^2$  is not really convenient to assess flood simulations as it takes into account errors on the whole event and not specifically on the peak. For this reason other criteria were proposed.

### 2.3.2. Synchronous percentage of the peak discharge

Synchronous percentage of peak discharge ( $S_{PPD}$ ) is especially designed for the evaluation of flash flood modelling. It is the ratio of measured and simulated discharges at the time of the observed peak discharge:

$$S_{PPD} = 100 \frac{y_p^{k_p^{\max}}}{y_p^{k_p^{\max}}} \quad (e.2)$$

where  $y_p^{k_p^{\max}}$  is the time of the measured peak discharge.

### 2.3.3. Delay between measured and simulated flood peaks

The delay between simulated and measured peak discharge is calculated using Eq. (e.3). A positive delay means a retarded simulated peak discharge. Conversely, a negative lag means advanced simulated peak discharge. The peak delay can be expressed as:

$$P_d = k_p^{\max} - k_p^{\max} \quad (e.3)$$

where  $k_p^{\max}$  is the time of the simulated peak discharge.

## 3. Case study: the *Lez* aquifer

### 3.1. *Lez* hydrosystem

The *Lez* aquifer is a Mediterranean karst system located in southeastern France up stream of *Montpellier* (Fig. e.1).

## Prévision des crues rapides par apprentissage statistique

Its extent is estimated at about 380 km<sup>2</sup> (Bérard, 1983). The *Lez* spring is the main outlet of this aquifer, hereafter referred to as the “basin”. Another major spring is the *Lirou* Spring, which flows only during rain events. Both springs feed the *Lez* River, which crosses *Montpellier* and its conurbation, an area with population of about 400 000. The recharge area, composed of karst outcrops and swallow

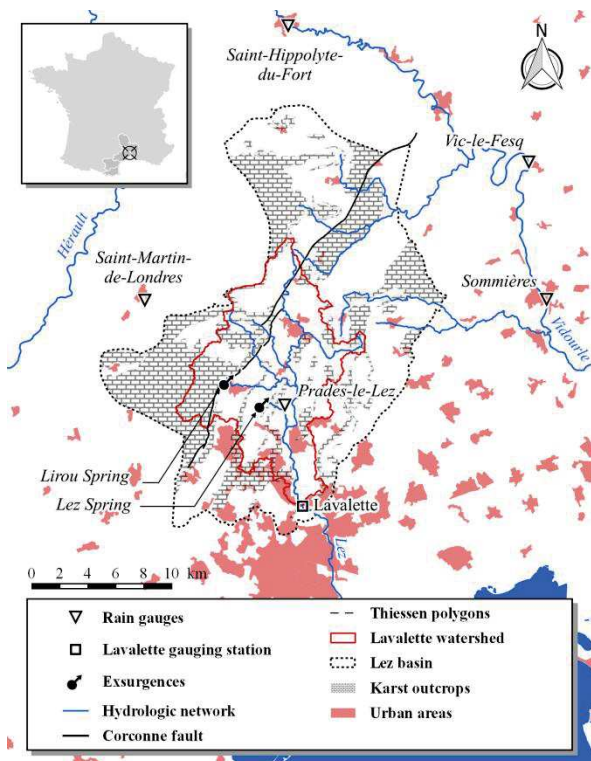
Eocene. This south-north compression led to the formation of east-west trending faults. The second tectonic event was the opening of the *Lion* Gulf during the Oligocene. This event led to the formation of northeast-southwest sinistral faults, including the *Corconne* fault that crosses the *Lez* basin.

### 3.3. Meteorological and hydrogeological setting

The study area is subject to a Mediterranean climate. Mediterranean events often occur at the meso-scale and promote intense and localized rainfall. Daily rainfalls can reach 650 mm, such as one event that occurred in September 2002 in south-eastern France. Such high-volume rainfall events are referred to as Mediterranean episodes.

### 3.4. Hydrodynamic circulation

Kong-A-Siou et al. (2013) divided the *Lez* basin into four parts (Fig. e.2) to better analyse the rainfall–runoff relationship at the *Lez* Spring at a daily time step. The east-west division is based on the *Corconne* Fault pathway. On the western side of the basin, the south-north division is based on the *Causse de Viols-le-Fort* boundary, which is a cropping part of the principal aquifer. On the eastern side of the basin, a south-north division has been drawn based on its geological setting.



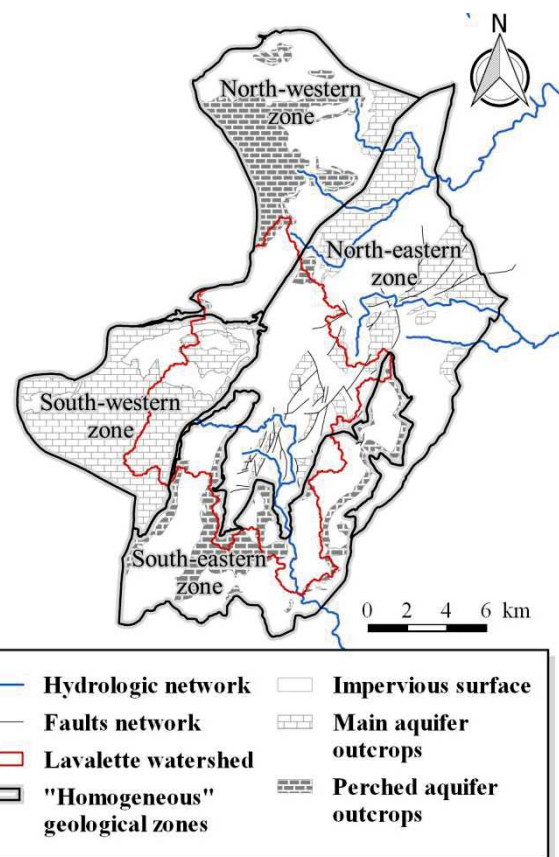
**Figure e.1.** Map of the *Lez* hydrosystem with location of karst outcrops, rain gauges, gauging stations, springs, *causses de Viols-le-Fort* and *de l'Hortus* and of *Corconne* fault. Boundaries

holes, is estimated at about 130 km<sup>2</sup> (Dörfliger et al., 2008). The surface catchment, an area of about 120 km<sup>2</sup> hereafter referred to as the “watershed”, is defined by its topographic setting at the outlet of *Lavalette* gauging station. As often with karst systems, geographical areas of the watershed and the underground basin are not superposed. Due to complex geology, the recharge area extends to only a part of the watershed and underground basin. For this reason, the *Lez* aquifer is considered to be a hydrosystem.

### 3.2. Geological and tectonic settings

Similar to many karst systems, the *Lez* hydrosystem is composed of karst and non-karst components. The karst component crops out in the upstream part of the system; it underlies impervious formations in the downstream part. The karst component consists of Cretaceous and Jurassic carbonate rocks. The karst in these formations developed under the current Mediterranean Sea level as a result of the Messinian crisis (Hsü et al., 1973). These formations also crop out widely and form the calcareous plateaus of both the *Causse de Hortus* and the *Causse de Viols-le-Fort*. The downstream part of the system is composed of Eocene carbonate and clay formations and Tertiary sandstone and conglomerate formations.

Two major tectonic events have affected the geomorphological structure of the *Lez* hydrosystem. The first was Pyrenean compression, which occurred during the



**Figure e.1.** Map of *Lez* basin: zones delimitation and topographic watershed; impervious and non-impervious formations; faults intensifying infiltration.

The Oligocene and Eocene formations define a well-delineated impervious zone in the southeastern part of the basin. The geological composition of each zone is assumed to be “homogeneous”, which means that the geology within a zone is quite similar and that it differs more from the

geology of other zones. Using the *KnoX* methodology, (Kong-A-Siou et al., 2013) were able to estimate both the water contribution from each “homogeneous” geological zone to the *Lez* Spring discharge and the mean time-response. The last study, which was conducted at daily time step, shows the important contribution, more than half, of the northeastern zone to the discharge of the *Lez* Spring. These contributions are presented in Table e.5.

### 3.5. Flash Flooding in the Lez Basin

Fed by abundant rainfall on the basin, the *Lez* receives contributions from surface watershed and also from underground (karst) basin thanks principally to its tributary: the *Lirou* river. The *Lez* can exceed a discharge higher than  $500 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$  at its entrance to *Montpellier*. This corresponds to a specific discharge greater than  $4 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1} \cdot \text{km}^2$ , based on the size of the surface watershed, or  $1 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1} \cdot \text{km}^2$  considering the whole underground basin. These two simple numbers highlight the need to better understand the origin of the water, and water circulations during flash floods at the *Lavalette* station at the entrance to *Montpellier*.

To this end, two different approaches have been proposed in the literature, using event-based modelling. The first uses data assimilation (Kalman filter) to: (i) estimate karst filling at the beginning of the event, (ii) adapt transfer velocity at each time step, and (iii) correct the lack of accuracy of rainfall measurement. Based on these improvements,  $R^2$  of simulation increased from 0.89 to 0.91 for an event in December 2003, and from 0.72 to 0.98 for an event in September 2005 (cf. Table e.1). The model is based on the Soil Conservation Service (SCS) production function coupled with a lag and route transfer function (Coustau et al., 2012). The second approach has operational goals and proposes a graphical method (abacus) to estimate flood peaks from forecast rain features and karst filling (Fleury et al., 2013). Using Abacus, authors revised the estimated peak of the September 2005 event down to 460 from  $480 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ .

Thus, it appears that improved knowledge of karst/river interactions is critical. For this purpose, in the next section we propose to use the *KnoX* methodology to estimate the contribution of each zone of the *Lez* basin to flash flood events.

## 3.6. Database presentation and analysis

### 3.6.1 Monitoring network

Hourly rainfall data are available at five rain gauges: *Saint-Martin-de-Londres*, *Prades-le-Lez*, *Sommières*, *Vic-le-Fesq* and *Saint-Hippolyte-du-Fort*. The French Weather Forecasting Service (Météo France) manages the first two gauges, and the Flood Forecasting Service of the Grand Delta (SPCGD) manages the last three gauges. Only the *Prades-le-Lez* rain gauge is inside the *Lez* system, but as pointed out in introduction, it is essential to make use of spatialized rainfall information. In addition, no data at the considered time step is available further south than the *Prades-le-Lez* rain gauge. Spatial rainfall variability is thus not correctly described in the southern part of the basin. This will limit the reliability of this study regarding the southern zone of the basin. Discharge data are provided by the *Lavalette* gauging station managed by an office of the

French ministry of ecology and sustainable development (DIREN). Both rainfall and discharge data are available at an hourly time step, which is convenient for flash flood modelling.

The data suffers from high noise and uncertainty. The uncertainties of discharge measurements have been estimated at around plus or minus 20% for flash floods. The uncertainty of rainfall measurements can be as high as plus or minus 10% (Marchandise, 2007). Rainfall and discharge time series are available from 2002 to 2008. Fifteen flood events whose peak discharges exceed  $80 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$  were selected (Table e.2).

## 4. Application of the *KnoX* method to flash flooding at Lavalette

### 4.1. From postulated model to neural network model

#### 4.1.1. Postulated model

As presented in Sect. 2.2, it was necessary to prepare a postulated model describing flash flood genesis at *Lavalette* station. The postulated model is based on the work of (Kong-A-Siou et al., 2013) as the considered basin is the same (surface + underground). The primary difference is that flash floods are considered at hourly time step at the *Lavalette* station in this study. Using continuous data at daily time step at the *Lez* Spring, (Kong-A-Siou et al., 2013) showed that the north-eastern and north-western zones are the principal contributors to *Lez* spring discharge. To estimate the contributions of each zone to flooding at *Lavalette*, we distinguished the both behaviours: surface (rapid if inside the impervious watershed) and underground (slower if infiltrated into karst outcrops or in faults: faults play the role of a drain in impervious parts of the basin inside and outside of the *Lavalette* watershed). Schematically, by looking at the map presented in Fig. e.2 and following the previous reasoning, one can propose that the north-western zone would make a minor contribution to flash flooding at *Lavalette* because it is outside the surface (topographic) basin and because its underground time response is great (Table e.5). The south-eastern zone would also have a minor impact because its impervious area is mostly outside the *Lavalette* watershed. Regarding the south-western and north-eastern zones, it is difficult to propose an *a priori* quantification. It is thus not easy to estimate the principal contributors to flash flooding. Application of the *KnoX* methodology would provide this quantification. The postulated model of the basin behaviour is thus composed of four branches, each corresponding to a zone of the basin, involving surface and groundwater, and feeding a complex mixing process. The postulated model is represented in Fig. e.3. Events 7 and 8 were the most intense; contrary to other intense events, events 13 and 8 occurred on dry soils.

The model used to apply the *KnoX* methodology is based on the multilayer perceptron; it follows the postulated model represented in Fig. e.3 with four zones contributing to discharge at *Lavalette* station. As suggested by the *KnoX* methodology, to be able to identify the contribution of each zone to the discharge, a linear hidden neuron is added between the inputs and the layer of sigmoid neurons.

**Table e.1.** Débit du pic de crue en fonction des précipitations et intensité en mm/h (rouge :  $I > 30$ , orange :  $15 < I < 30$ , jaune :  $10 < I < 15$  et vert :  $< 10$ ).

Events	Dates	Peak discharge ( $m^3 \cdot s^{-1}$ )	Mean cumulative rainfalls (mm)
1	24 - 27 August 2002	7	128
2	08 - 09 September 2002	112	171
3	08 - 13 October 2002	45	118
4	09 - 13 December 2002	384	245
5	15 - 18 November 2003	68	86
6	23 - 25 November 2003	95	51
7	01 - 05 December 2003	438	234
8	05 - 07 September 2005	480	144
9	27 - 31 January 2006	53	117
10	13 - 15 September 2006	25	147
11	23 - 26 September 2006	23	85
12	02 - 07 May 2007	9	88
13	20 - 21 October 2008	114	123
14	21 - 22 October 2008	104	72
15	01 - 08 November 2008	31	127

**Table e.2.** Percentage of each rain gauge to the rainfall for each zone and for the whole Lez basin by Thiessen polygons.

Rain gauges	Northeastern zone	Northwestern Zone	Southeastern zone	Southwestern zone	Whole Lez system area
<i>Prades-le-Lez</i>	74%	13%	100%	39%	61%
<i>Sommières</i>	12%	-	-	-	5%
<i>Vic-le-Fesq</i>	14%	3%	-	-	6%
<i>Saint-Martin-de-Londres</i>	-	20%	-	61%	15%
<i>Saint-Hippolyte-du-Fort</i>	-	64%	-	-	13%

**Table e.3.** Optimisation of the rainfall temporal window widths

	Northeastern zone	Northwestern zone	Southeastern zone	Southwestern zone	Previous discharge	$N_C$
Temporal window width range ( $h$ )	3-9	2-8	2-8	3-9	1-5	1-7
Chosen temporal window width ( $h$ )	7	7	4	7	1	5

These neurons are intended to represent rain that falls on each zone; they facilitate the estimate of the time response of water falling in each zone.

#### 4.1.2. Input data

Inputs are mean rainfalls for each zone. These rainfalls are calculated using the Thiessen polygon method. Table e.2 shows the weight of each rain gauge for each zone. It highlights the sparse spatial distribution of rainfall information in the south of the basin. Nevertheless, we consider the rainfall information sufficient to carry out this study.

### 4.2. Model design

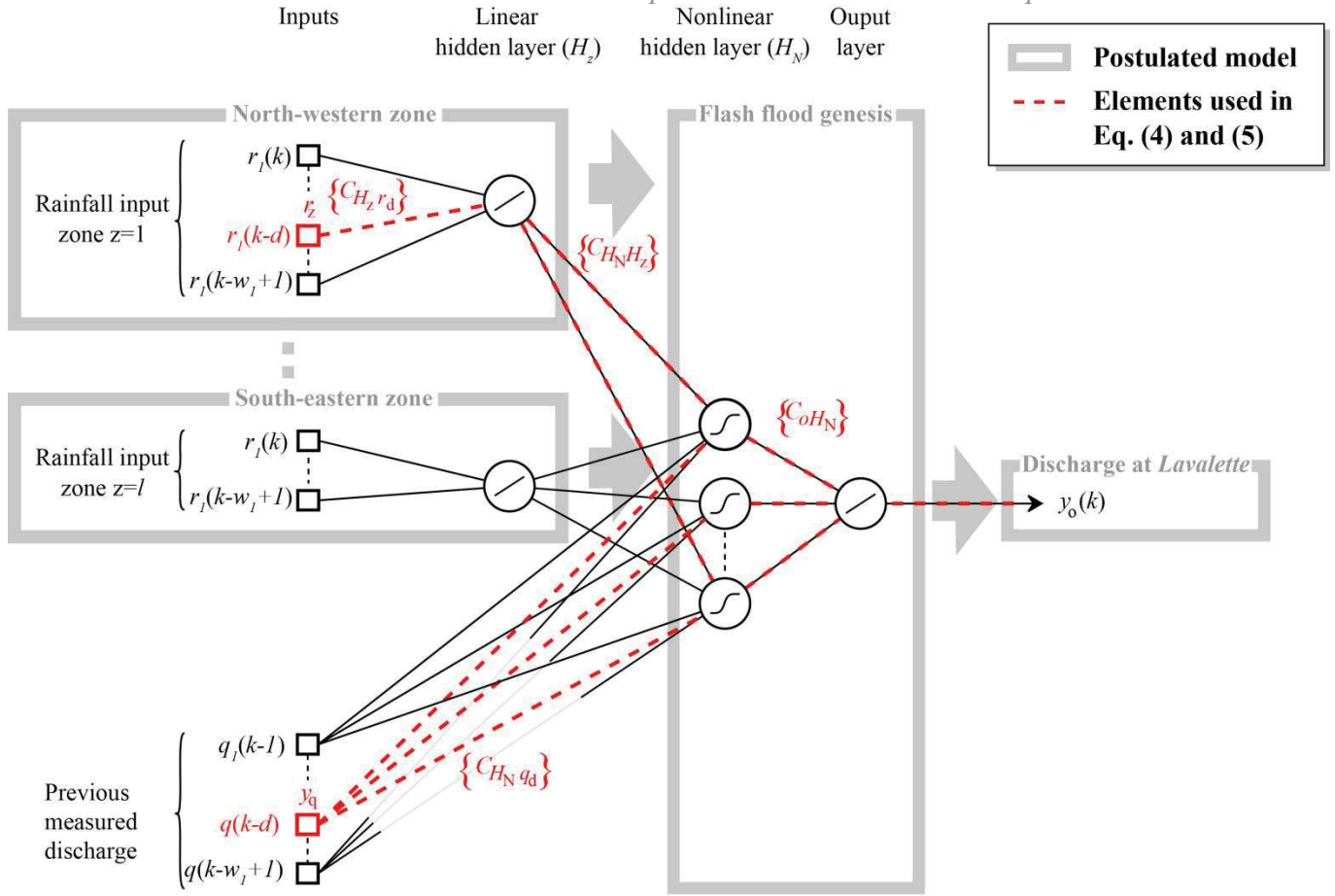
#### 4.2.1. Model selection

As presented in Sect. 2.1.2, model selection is done using cross-validation and predefined number of training

iterations. Ranges of investigation and chosen values of various window-width and hidden neurons numbers are provided in Table e.3. One can note that the complexity of the model is moderate (small number of hidden neurons). To make the model assessment more reliable on the most intense events 7 and 8, model selection was done without these events (blind assessment).

#### 4.2.2. Model validation

The database presented in Table e.4 shows seven rapid events. Because of the small number of events it seemed necessary of estimating modelling quality on all events. We thus decided to train seven models, testing each on one event (training performed on the 6 following events). The model tested on event  $n$  is noted as  $T_n$ . This is a cross-test operation.



**Figure e.e.3.** Multilayer perceptron with linear hidden layer between rainfall inputs and nonlinear layer.

Table e.4 shows the performance of the seven models in terms of  $R^2$ , synchronous percentage of peak discharge ( $S_{PPD}$ ), and peak delay ( $P_d$ ). After training, we compared the quality of the models: aside from model  $T_2$ ,

**Table e.4.** Performances of models  $T_2$ ,  $T_4$ ,  $T_6$ ,  $T_7$ ,  $T_8$ ,  $T_{13}$  and  $T_{14}$ : Nash criterion ( $R^2$ ), the synchronous percentage of the peak discharge ( $S_{PPD}$ ) and the peak delay ( $P_d$ )

Models	$R^2$	$S_{PPD}$ (%)	$P_d$
$T_2$	-0.75	22	-5
$T_4$	0.96	87	-1
$T_6$	0.84	122 - 89	0 - 0
$T_7$	0.96	99	0
$T_8$	0.93	97	0
$T_{13}$	0.71	138	0
$T_{14}$	0.79	94	1

$R^2$  and  $S_{PPD}$  scores of model  $T_{13}$  are the worst, respectively 0.71 and 138 %. The other models show satisfactory  $R^2$  and  $S_{PPD}$  scores:  $R^2$  from 0.79 to 0.96 and  $S_{PPD}$  from 87 to 99%. Regarding the  $P_d$ , only model  $T_2$  performed badly. The models  $T_4$ ,  $T_7$ ,  $T_8$ , and  $T_{14}$  are efficient regarding the three performance criteria. Model  $T_{13}$  over-estimates the flood peak; note that event 13 is the sole event that occurred on dry soils, except event 8 when extremely intense rainfall was observed. Looking at hydrographs presented in Fig. e.4 for the two most intense events and taking into account the scores presented in Table

e.4, one can suggest that the models are efficient enough to be used for knowledge extraction. In addition, as will be shown in Sect. 4.3.1, knowledge extraction is independent of outliers as it takes into account all events of the training database.

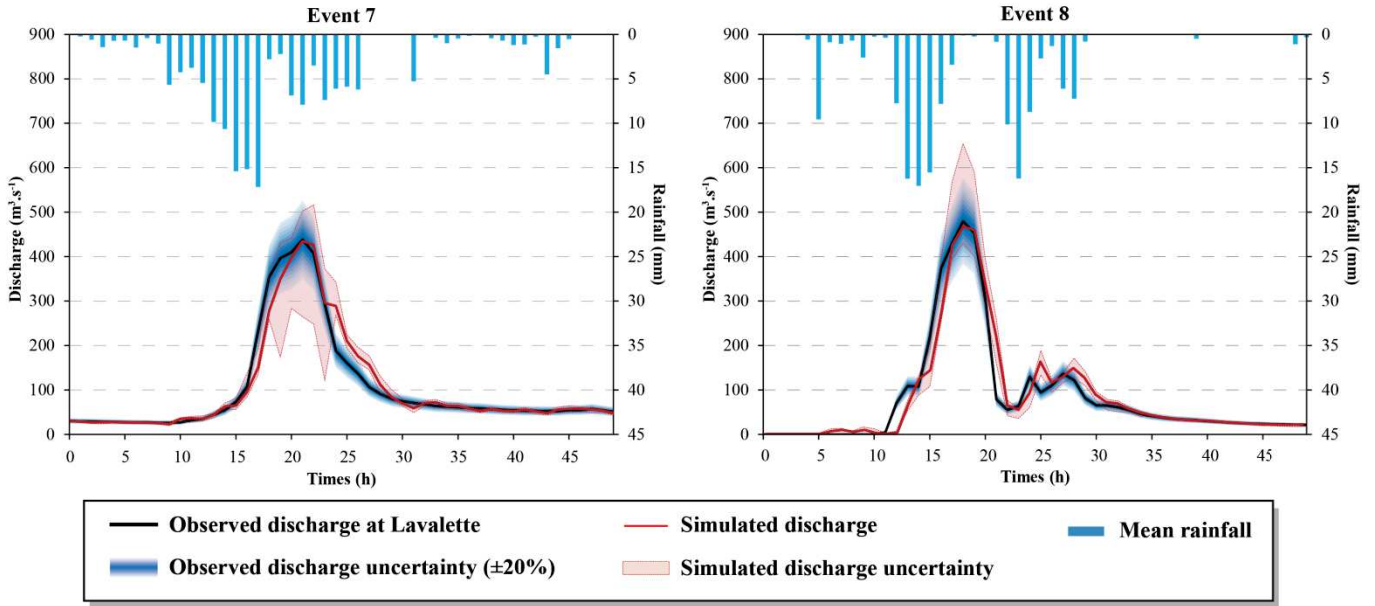
### 4.3. Contributions and time transfers of spatial rainfall to discharge at the Lavalette station

The *KnoX* methodology was used to estimate the contributions of the four previously defined zones to flash flooding at the *Lavalette* station.

#### 4.3.1. Extraction of information from parameters

After training, the median of absolute values of the parameters for 50 different initializations is calculated. It is noted as  $^M|C_{ij}|$  for the parameter  $C_{ij}$  linking the neuron (or input)  $j$  to the neuron  $i$ . The rainfall contribution of zone  $z$  to output at time step  $k-d$  ( $k$  is the discrete time and  $d$  a delay) is denoted as  $r_z(k-d)$ . It is calculated according to the chain of parameters linking one input:  $r_z(k-d)$ , to the output  $y(k)$ . As it is shown in Fig. e.3, we have three layers of parameters between the input  $r_z(k-d)$  and the output  $y_o(k)$ , therefore there is three terms in numerator; denominator corresponds to normalization terms in order to estimate the specific contribution of the input  $r_z(k-d)$  relative to the sum of all other parameters of the same layer. There is also three normalization terms because there is three layers of parameters. Following notations are reported in red in Fig. e.3. :





**Figure e.4.** Hydrographs of major events of the database: events 7 and 8. Simulated discharge is the median of outputs coming from the 50 run models (differing by their parameters initialization). Uncertainty on the observed value is the measurement 20%. Uncertainty on simulated value is represented by simulations coming from the 50 run models (differing by their parameters initialization).

The contribution is calculated as

$$P(r_z(k-d)) = \frac{M|C_{H_z r_d}|}{\sum_{d=0}^{w_z} M|C_{H_z r_d}|}$$

$$H_{N=1} \sum_{N_c} \left[ \frac{M|C_{H_N H_z}|}{\sum_{H_z=1}^l (M|C_{H_N H_z}|) + \sum_{d=1}^{w_1-1} (M|C_{H_N q_d}|)} \frac{M|C_{O H_N}|}{\sum_{H_N=1}^n (M|C_{O H_N}|)} \right]$$

where  $H_z$  ( $H_z = 1, 4$ ) is the subscript of the first hidden layer of linear neurons,  $H_N$  ( $H_N=1, N_c$ ) is the subscript of the second hidden layer (of  $N_c$  nonlinear neurons);  $q_d$  is the subscript of the previously measured discharge inputs  $y_q$ , and  $O$  is the subscript of the output layer.

The contribution of an entire zone can be expressed as the sum of the contributions of the considered zone at different time steps:

$$P_z = \sum_{d=0}^{w_z} P(r_z(k-d)) \quad (e.5)$$

This contribution calculus is done for each exogenous input: rainfall or measured discharge, and for each designed model ( $T_n$ ,  $n = 1, 7$ ). The contribution of the previous measured discharges used as input to the model ranges from

21 to 30% (respectively 89 to 70% for total rainfall) depending on the considered model  $T_n$  ( $n = 1, 7$ ). Nevertheless, only rainfall contribution values are considered (for a total of 100 %) because the measured input of discharge plays the role of state variable (Artigue et al., 2012). Rainfall contribution medians for the seven models are provided in Table e.5. Values obtained by (Kong-A-Siou et al., 2013) are also reported; they show the difference between contributions of the same zones to very different processes (flash flood at *Lavalette* station for this

study, and daily aquifer discharge at the *Lez Spring* in the 2013 study).

#### 4.4. Time distribution of contributions

Figure e.4 shows the time distributions of contributions by the north-western, north-eastern, south-western and south-eastern rainfall inputs. The percentages expressed in this section are the contribution of the inputs to the output.

Figure e.5 shows that the major contribution comes from the south-western zone, with two peaks at  $k-1$  and  $\{k-4$  to  $k-5\}$ . This means that, on average, for all events and all time steps, water comes principally from the south-western zone *via* two transfer functions: one associated with rapid surface response ( $k-1$ ) and the other associated with slower karst response ( $k-4$  to  $k-5$ ) (*Causse de Viols-le-Fort*, cf. Fig. e.1 and Eq. e.2). The same reasoning can be applied to the north-eastern zone: fast surface response at  $k-2$  and slower karst water at  $k-5$  (due to numerous faults in this zone, cf. Fig. e.2); nevertheless, contributions from the north-eastern zone are less pronounced than the south-western ones.

### 5. Discussion

#### 5.1. Rainfalls contributions to discharge

The map shown in Fig. e.2 and Table e.5 can guide the discussion: Fig. e.2 presents the transcription of geological properties in infiltration capabilities.

- Regarding the south-western zone (43 to 54 %), it appears that the large extent of karst delayed contribution (24% for  $\{k-4$  to  $k-5\}$ ) comes from the *Causse de Viols-le-Fort*. This property is not observed in daily continuous modelling (Table e.5) because the *Lirou Spring* (outlet of the *Causse de Viols-le-Fort*, cf. Fig. e.1) is an intermittent spring that flows only in wet conditions; moreover this

**Table e.5.** Contributions of different zones to discharge. Flash-flood contribution is the median of contributions of rainfall inputs to the output of the seven models  $T_2$ ,  $T_4$ ,  $T_6$ ,  $T_7$ ,  $T_8$ ,  $T_{13}$  and  $T_{14}$ . Maximum and minimum values come from the set of 7 models in this study and from 10 experiments of 50 initialisations in (Kong-A-Siou et al., 2013).

	Northwestern zone	Northeastern zone	Southwestern zone	Southeastern zone
Part of the surface watershed at <i>Lavalette</i>	10%	45%	20%	25%
Rainfalls contribution to flash-flooding at <i>Lavalette</i> (min –max)	<b>9%</b> (8%–11%)	<b>26%</b> (18%–30%)	<b>47%</b> (43%–54%)	<b>18%</b> (12%–24%)
Time delay of principal contributions	-	-2h; -5h	-1h; -4h to -5h	0h
Part of the underground basin at <i>Lez Spring</i> from (Kong-A-Siou et al., 2013)	22%	36%	18%	24%
Rainfalls contribution to daily discharge at <i>Lez Spring</i> from (Kong-A-Siou et al., 2013) (min –max)	<b>29%</b> (28%–31%)	<b>52%</b> (50%–54%)	<b>13%</b> (10%–15%)	<b>6%</b> (4%–7%)
Time delay of principal contributions	-1 day to -3 days	-1 day	-1 day	0 day

part of the aquifer is pumped for drinking water during the dry season.

- Regarding the north-eastern zone, the second largest contributor to flash flooding at *Lavalette* (18 to 30%), a careless analysis could lead to the conclusion that it may be the major contributor because it has a large impervious basin within the surface watershed of the *Lez* at *Lavalette*. However, significant losses occur through numerous faults in the southern part of this zone (*cf.* Fig. e.2). As in the south-western zone, two contributions play a role: surface (rapid) and underground (slow) (recall that the contribution reflects the behaviour of the entire training database; thus this schematic behaviour can be assumed). Nevertheless the *Lez Spring*, which drains the underground north-eastern zone, has a smaller discharge than *Lirou Spring*, during flood events, and thus softens the underground flooding. The daily discharge of the north-eastern zone to *Lez Spring* (50 to 54 %) can be explained only by infiltration through numerous faults, not limited to the watershed but also in the extreme northern part of the underground basin. Indeed, a dye tracing experiment demonstrated water circulation between sinkholes in river tributaries of the *Vidourle* (east of *Lez* basin, *cf.* Fig. e.2) (Bérard, 1983).
- In the north-western zone, both behaviours (flash flooding at *Lavalette* or daily runoff at the *Lez Spring*) differs greatly. For flash floods at *Lavalette*, the northwestern zone has a weak influence, which is consistent with the representation of the basin in Fig. e.2. (perched aquifers delaying water transfers and limited infiltration along the *Corconne* fault due to the limited infiltration capability of the fault); for daily runoff at the *Lez Spring*, conversely, delayed transfer and infiltration along faults increases the storage and thus contributes more to daily runoff (28 to 31%).

- Lastly, the south-eastern zone has a lesser effect on flash flooding due to its small area in the watershed at *Lavalette* (12 to 24 %). One can observe a relatively large variability on Fig. e.5. This may be due to the high sensitivity of this small fully impervious area to localised heavy rainfall, combined with the bad representation of the rainfall variability in this zone (Sect. 3.6.1.). For daily runoff at the *Lez* spring, this zone can be excluded from the recharge basin (4 to 7 %); this is consistent with the Fig. e.2 information, as the zone is composed of impervious formations downstream of the spring.

## 5.2. Time behaviour

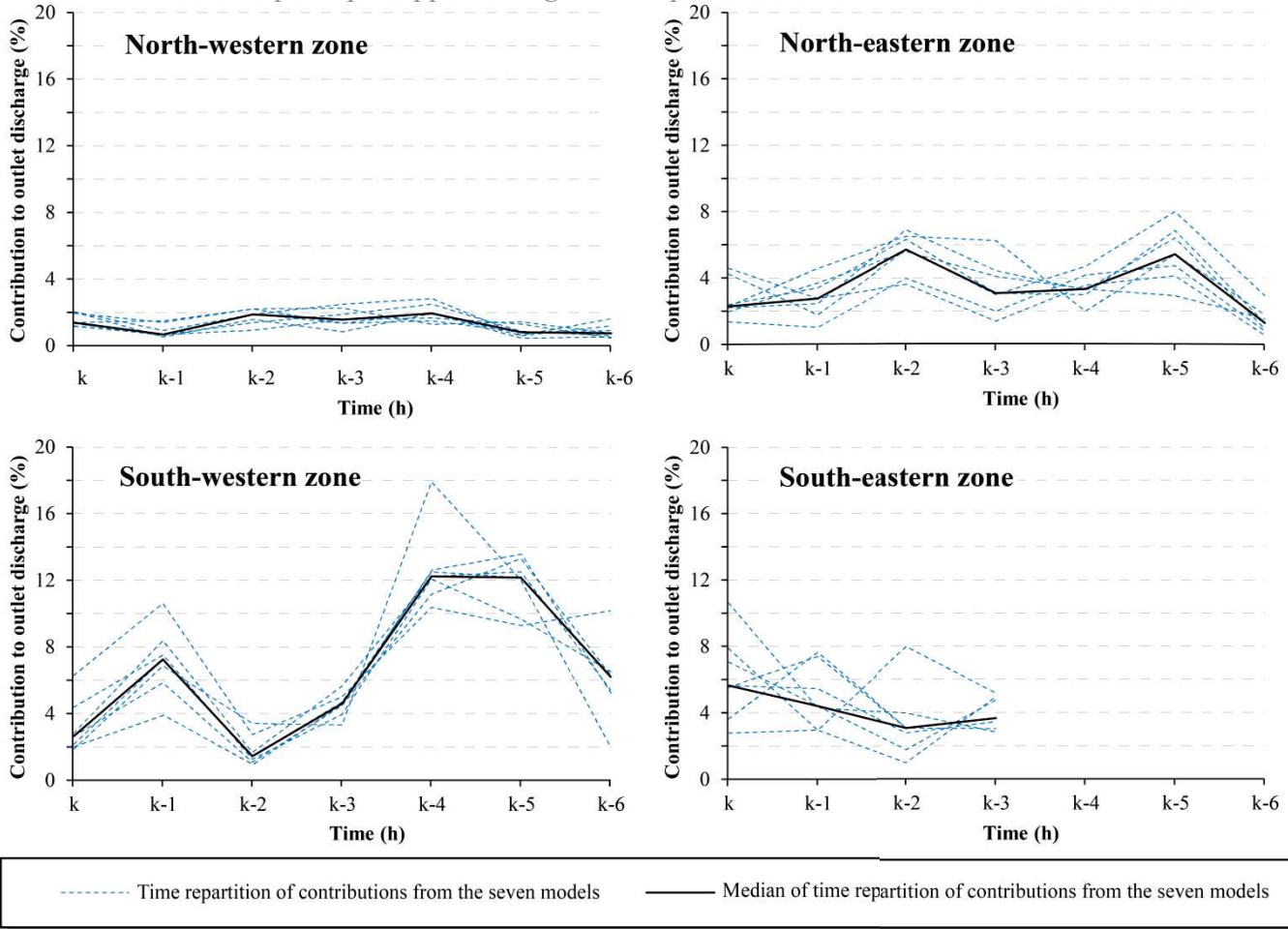
Temporal contributions within each zone are shown in Fig. e.5. As analysed previously, these contributions are consistent with dual behaviours: fast surface water and slower karst water. The sensitivity of these estimations with respect to the different models (7 models) shown by dotted points does not contradict the proposed analysis.

## 5.3. Flash-flood simulations

Schematically Fig. e.5 shows that response times of 2 h (probably surface water) and 5-6 h (probably karst water) are not very different. Consequently it is possible for karst water to add to surface flooding in the event of multi-peak rainfalls. This behaviour was underlined by (Bailly-Comte et al., 2012; Coustau et al., 2012; Fleury et al., 2007) who focused on the importance of the initial water level inside the karst. Consequently, flashflood simulations would require real-time piezometric information in both the northeastern and south-western zones to estimate the influence of karst water in these two zones.

## 5.4. Limits of the study

The *KnoX* methodology is a novel tool for investigating the behaviour of heterogeneous basins. Because this method is currently under discovery and development, the .



**Figure e.5.** Median and total spread of time repartitions of northwestern, northeastern, southwestern and southeastern rainfall inputs contributions calculated from parameters of the 7 designed models.

sensitivity of the provided estimations to noise, uncertainty, and small database size have not yet been fully assessed

Nevertheless the overview of the *Lez* aquifer that this method has provided appears to be quite consistent with the current knowledge. Based on the proposed behaviour of the *Lez* aquifer, several fieldwork projects are currently in progress to assess karst and non-karst contributions at the *Lavalette* station.

## 6. Conclusion

Mediterranean flash floods and mountain floods are responsible for numerous casualties and major property damage. These floods occur in heterogeneous basins, which are difficult to observe and thus to model. For this reason this paper investigates the ability to obtain information on a complex aquifer through global systemic modelling using neural networks. For this purpose we chose as a case study flash flooding at the entrance to the great city of *Montpellier* (Southern France) where large potential losses are at stake. After recent trends in flash flooding and karst modelling, this paper focuses on hydrological modelling with neural networks and presents the basics of neural network modelling. It was shown that these statistical models can efficiently model unknown relationships using only databases. Moreover efficient new approaches were demonstrated to extract information from a set of parameters. Among these methods, the *KnoX* methodology can identify contributions from various geographic zones to discharge at the basin outlet; it also provides better

characterisation of processes linked to karst water and surface water. To investigate this capability, a case study was conducted on a complex hydrosystem, the *Lez* hydrosystem. The application to this system shows that the *KnoX* methodology consistently estimated the water contributions from four “homogenous” geological zones of the hydrosystem to the discharge at its outlet. The main contributor to flash flooding at *Lavalette* was identified as the *Causse de Viols-le-Fort* karst plateau. Piezometric information within this plateau would thus be of crucial importance to model flooding at the *Lavalette* station. On a more interesting note, several time responses were identified and associated with surface circulations or underground contributions. The lag between these two different response times, estimated at three hours, may thus correspond to synchronization difference between surface and underground flooding. This information may help flood-warning services anticipate the size of a flood in case of a rain event composed of two rain peaks separated by three hours.

This is a generic method that can be applied to any heterogeneous basin as long as a sufficient database is available.

## Acknowledgements

The authors thank the METEO-France weather agency, the SPGD flood-forecasting agency for providing rainfall datasets, as well as the Montpellier Office of DIREN for contributing discharge data. Our gratitude is extended to Caroline Wittwer, Bruno Janet, and Arthur Marchandise for

the stimulating collaboration shared with the SCHAPI Unit, and also to Roger Moussa, Pierre Roussel-Ragot, Pierre Ribstein, and Marc Vinches for the helpful discussions as well as MEDYCYSS observatory for support. The constant effort made by Dominique Bertin and the Geonosis Company to enhance and develop the neural network software RNF Pro are thereby acknowledged as well. And lastly, special thanks go to the French National Flood Warning and Forecasting Service (SCHAPI), which funded this work.

## References

- Abrahart, R. J. and See, L. M.: Neural network modelling of non-linear hydrological relationships, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 11, 1563–1579, doi:10.5194/hess-11-1563-2007, 2007.
- Anctil, F., Lauzon, N., and Fillion, M.: Added gains of soil moisture content observations for streamflow predictions using neural networks, *J. Hydrol.*, 359, 225–234, doi:10.1016/j.jhydrol.2008.07.003, 2008.
- Artigue, G., Johannet, A., Borrell, V., and Pistre, S.: Flash flood forecasting in poorly gauged basins using neural networks: case study of the Gardon de Mialet basin (southern France), *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 12, 3307–3324, doi:10.5194/nhess-12-3307-2012, 2012.
- Bailly-Comte, V., Jourde, H., and Pistre, S.: Conceptualization and classification of groundwater–surface water hydrodynamic interactions in karst watersheds: case of the karst watershed of the Coulazou River (Southern France), *J. Hydrol.*, 376, 456–462, doi:10.1016/j.jhydrol.2009.07.053, 2009.
- Bailly-Comte, V., Borrell-Estupina, V., Jourde, H., and Pistre, S.: A conceptual semidistributed model of the Coulazou River as a tool for assessing surface water–karst groundwater interactions during flood in Mediterranean ephemeral rivers, *Water Resour. Res.*, 48, W09534, doi:10.1029/2010WR010072, 2012.
- Bakalowicz, M.: Karst groundwater: a challenge for new resources, *Hydrogeol. J.*, 13, 148–160, doi:10.1007/s10040-004-0402-9, 2005.
- Barron, A. R.: Universal approximation bounds for superpositions of a sigmoidal function, *IEEE Trans. Inform. Theory*, 39, 930–945, 1993.
- Bérard, P.: Alimentation en eau de la ville de Montpellier. Captage de la source du Lez étude des relations entre la source et son réservoir aquifère. Rapport no. 2, Détermination des Unités Hydrogéologiques, BRGM, Montpellier, 1983.
- Bonacci, O., Ljubenkovic, I., and Roje-Bonacci, T.: Karst flash floods: an example from the Dinaric karst (Croatia), *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 6, 195–203, doi:10.5194/nhess-6-195-2006, 2006.
- Borga, M., Boscolo, P., Zanon, F., and Sangati, M.: Hydrometeorological analysis of the 29 August 2003 flash flood in the Eastern Italian Alps, *J. Hydrometeorol.*, 8, 1049–1067, doi:10.1175/JHM593.1, 2007.
- Borga, M., Anagnostou, E. N., Blöschl, G., and Creutin, J.-D.: Flash flood forecasting, warning and risk management: the HYDRATE project, *Environ. Sci. Policy*, 14, 834–844, doi:10.1016/j.envsci.2011.05.017, 2011.
- Bowden, G. J., Dandy, G. C., and Maier, H. R.: Input determination for neural network models in water resources applications, Part 1 – background and methodology, *J. Hydrol.*, 301, 75–92, doi:10.1016/j.jhydrol.2004.06.021, 2005.
- Corradini, C. and Singh, V. P.: Effect of spatial variability of effective rainfall on direct runoff by a geomorphologic approach, *J. Hydrol.*, 81, 27–43, 1985.
- Corzo, G. and Solomatine, D.: Knowledge-based modularization and global optimization of artificial neural network models in hydrological forecasting, *Neural Netw.*, 20, 528–536, doi:10.1016/j.neunet.2007.04.019, 2007.
- Cosandey, C. and Robinson, M.: Hydrologie continentale, A. Colin, 2000.
- Coulibaly, P., Anctil, F., and Bobée, B.: Prévion hydrologique par réseaux de neurones artificiels?: état de l’art, *Can. J. Civ. Eng.*, 26, 293–304, doi:10.1139/198-069, 1999.
- Coustau, M., Bouvier, C., Borrell-Estupina, V., and Jourde, H.: Flood modelling with a distributed event-based parsimonious rainfall-runoff model: case of the karstic Lez river catchment, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 12, 1119–1133, doi:10.5194/nhess-12-1119-2012, 2012.
- Darras, T., Johannet, A., Vayssade, B., and Ayral, P.-A.: Estimation de l’humidité du bassin pour la prévision des crues éclair par apprentissage statistique, in: *Eau, Déchets, Développement Durable. Actes du colloque E3D 2014*, edited by: Bourgois, J., Choura, M., Lopez-Fereber, M., and Yelkouni, M., 2014a.
- Darras, T., Johannet, A., Vayssade, B., Kong A. Siou, L., and Pistre, S.: Influence of the Initialization of Multilayer Perceptron for Flash Floods Forecasting: How Designing a Robust Model, Granada, ITISE Conference, 2014b.
- Dörfliger, N., Jourde, H., Ladouche, B., Fleury, P., Lachassagne, P., Conroux, Y., Pistre, S., and Vestier, A.: Active water management resources of karstic water catchment: the example of Le Lez spring (Montpellier, South France), Montpellier, Dreyfus, G.: *Neural Networks: Methodology and Applications*, Softcover reprint of hardcover, 1st edn., Springer, Berlin, New York, 2005.
- Fernando, T. M. K. G., Maier, H. R., and Dandy, G. C.: Selection of input variables for data driven models: an average shifted histogram partial mutual information estimator approach, *J. Hydrol.*, 367, 165–176, doi:10.1016/j.jhydrol.2008.10.019, 2009.
- Fleury, P., Plagnes, V., and Bakalowicz, M.: Modelling of the functioning of karst aquifers with a reservoir model: application to Fontaine de Vaucluse (South of France), *J. Hydrol.*, 345, 38–49, doi:10.1016/j.jhydrol.2007.07.014, 2007.

- Fleury, P., Maréchal, J. C., and Ladouche, B.: Karst flash-flood forecasting in the city of Nîmes (southern France), *Eng. Geol.*, 164, 26–35, doi:10.1016/j.enggeo.2013.06.007, 2013.
- Fleury, P., Borrell Estupina, V., Johannet, A., Kong-A-Siou, L., Pistre, S., Guilhemenc, M., Maréchal, J.-C., and Dörfliger, N.: Flood part I: Karst contribution to Lez floods, *Karstologia*, 2013.
- Gaume, E. and Bouvier, C.: Analyse hydro-pluviométrique des crues du Gard et du Vidourle des 8 et 9 septembre 2002, *Houille Blanche*, 6, 99–106, 2004.
- Gaume, E., Bain, V., Bernardara, P., Newinger, O., Barbut, M., Bateman, A., Blažkovičová, L., Blöschl, G., Borga, M., Dumitrescu, A., Daliakopoulos, I., Garcia, J., Irimescu, A., Kohnova, S., Koutroulis, A., Marchi, L., Matreata, S., Medina, V., Preciso, E., Sempere-Torres, D., Stancalie, G., Szolgay, J., Tsanis, I., Velasco, D., and Viglione, A.: A compilation of data on European flash floods, *J. Hydrol.*, 367, 70–78, doi:10.1016/j.jhydrol.2008.12.028, 2009.
- Geman, S., Bienenstock, E., and Doursat, R.: Neural networks and the bias/variance dilemma, *Neural Comput.*, 4, 1–58, doi:10.1162/neco.1992.4.1.1, 1992.
- Hagan, M. T. and Menhaj, M. B.: Training feedforward networks with the Marquardt algorithm, *IEEE Trans. Neural Netw.*, 5, 989–993, doi:10.1109/72.329697, 1994.
- Hornik, K., Stinchcombe, M., and White, H.: Multilayer feedforward networks are universal approximators, *Neural Netw.*, 2, 359–366, doi:10.1016/0893-6080(89)90020-8, 1989.
- Hsu, K., Gupta, H. V., and Sorooshian, S.: Artificial neural network modeling of the rainfall-runoff process, *Water Resour. Res.*, 31, 2517–2530, doi:10.1029/95WR01955, 1995.
- Hsü, K. J., Ryan, W. B. F., and Cita, M. B.: Late miocene desiccation of the mediterranean, *Nature*, 242, 240–244, doi:10.1038/242240a0, 1973.
- Jain, A. and Kumar, S.: Dissection of trained neural network hydrologic models for knowledge extraction, *Water Resour. Res.*, 45, W07420, doi:10.1029/2008WR007194, 2009.
- Johannet, A., Vayssade, B., and Bertin, D.: Neural networks: from black box towards transparent box application to evapotranspiration modeling, *Int. J. Comput. Intell.*, 4, 163–170, 2008.
- Katul, G. G., Porporato, A., Daly, E., Oishi, A. C., Kim, H.-S., Stoy, P. C., Juang, J.-Y., and Siqueira, M. B.: On the spectrum of soil moisture from hourly to interannual scales: spectrum of soil moisture content, *Water Resour. Res.*, 43, W05428, doi:10.1029/2006WR005356, 2007.
- Kitanidis, P. K. and Bras, R. L.: Real-time forecasting with a conceptual hydrologic model: 2. Applications and results, *Water Resour. Res.*, 16, 1034–1044, doi:10.1029/WR016i006p01034, 1980.
- Kong-A-Siou, L., Johannet, A., Borrell, V., and Pistre, S.: Complexity selection of a neural network model for karst flood forecasting: the case of the Lez Basin (southern France), *J. Hydrol.*, 403, 367–380, doi:10.1016/j.jhydrol.2011.04.015, 2011.
- Kong-A-Siou, L., Johannet, A., Valérie, B. E., and Pistre, S.: Optimization of the generalization capability for rainfall-runoff modeling by neural networks: the case of the Lez aquifer (southern France), *Environ. Earth Sci.*, 65, 2365–2375, doi:10.1007/s12665-011-1450-9, 2012.
- Kong-A-Siou, L., Cros, K., Johannet, A., Borrell-Estupina, V., and Pistre, S.: KnoX method, or Knowledge eXtraction from neural network model, case study on the Lez karst aquifer (southern France), *J. Hydrol.*, 507, 19–32, doi:10.1016/j.jhydrol.2013.10.011, 2013.
- Kong-A-Siou, L., Fleury, P., Johannet, A., Borrell Estupina, V., Pistre, S., and Dörfliger, N.: Performance and complementarity of two systemic models (reservoir and neural networks) used to simulate spring discharge and piezometry for a karst aquifer, *J. Hydrol.*, 519, 3178–103192, doi:10.1016/j.jhydrol.2014.10.041, 2014.
- Krajewski, W. F., Lakshmi, V., Georgakakos, K. P., and Jain, S. C.: A Monte Carlo Study of rainfall sampling effect on a distributed catchment model, *Water Resour. Res.*, 27, 119–128, doi:10.1029/90WR01977, 1991.
- Kurtulus, B. and Razack, M.: Evaluation of the ability of an artificial neural network model to simulate the input-output responses of a large karstic aquifer: the La Rochefoucauld aquifer (Charente, France), *Hydrogeol. J.*, 15, 241–254, doi:10.1007/s10040-006-0077-5, 2007.
- Lauzon, N., Anctil, F., and Petrinovic, J.: Characterization of soil moisture conditions at temporal scales from a few days to annual, *Hydrol. Process.*, 18, 3235–3254, doi:10.1002/hyp.5656, 2004.
- Le Lay, M. and Saulnier, G.-M.: Exploring the signature of climate and landscape spatial variabilities in flash flood events: case of the 8–9 September 2002 Cévennes-Vivarais catastrophic event, *Geophys. Res. Lett.*, 34, L13401, doi:10.1029/2007GL029746/full, 2007.
- Llasat, M. C., Llasat-Botija, M., Prat, M. A., Porcú, F., Price, C., Mugnai, A., Lagouvardos, K., Kotroni, V., Katsanos, D., Michaelides, S., Yair, Y., Savvidou, K., and Nicolaidis, K.: High impact floods and flash floods in Mediterranean countries: the FLASH preliminary database, *Adv. Geosci.*, 23, 47–55, doi:10.5194/adgeo-23-47-2010, 2010.
- Maier, H. R. and Dandy, G. C.: Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications, *Environ. Model. Softw.*, 15, 101–124, doi:10.1016/S1364-8152(99)00007-9, 2000.
- Marchandise, A.: Modélisation hydrologique distribuée sur le Gardon d'Anduze; étude comparative de différents modèles pluie-débit, extrapolation de la normale à

- l'extrême et tests d'hypothèses sur les processus hydrologiques, Université Montpellier II, Montpellier.
- Marchi, L., Borga, M., Preciso, E., and Gaume, E.: Characterisation of selected extreme flash floods in Europe and implications for flood risk management, *J. Hydrol.*, 394, 118–133, doi:10.1016/j.jhydrol.2010.07.017, 2010.
- Nash, J., and Sutcliffe, J. V.: River flow forecasting through conceptual models, part I – a discussion of principles, *J. Hydrol.*, 10, 282–290, 1970.
- Nerrand, O., Roussel-Ragot, P., Personnaz, L., Dreyfus, G., and Marcos, S.: Neural networks and nonlinear adaptive filtering: unifying concepts and new algorithms, *Neural Comput.*, 5, 10 165–199, 1993.
- Nikolopoulos, E. I., Anagnostou, E. N., Borga, M., Vivoni, E. R., and Papadopoulos, A.: Sensitivity of a mountain basin flash flood to initial wetness condition and rainfall variability, *J. Hydrol.*, 402, 165–178, doi:10.1016/j.jhydrol.2010.12.020, 2011.
- Norbiato, D., Borga, M., Degli Esposti, S., Gaume, E., and Anquetin, S.: Flash flood warning based on rainfall thresholds and soil moisture conditions: an assessment for gauged and ungauged basins, *J. Hydrol.*, 362, 274–290, doi:10.1016/j.jhydrol.2008.08.023, 2008.
- Parajka, J., Naeimi, V., Blöschl, G., Wagner, W., Merz, R., and Scipal, K.: Assimilating scatterometer soil moisture data into conceptual hydrologic models at the regional scale, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 10, 353–368, doi:10.5194/hess-10-353-2006, 2006.
- Pereira Filho, A. J. and dos Santos, C. C.: Modeling a densely urbanized watershed with an artificial neural network, weather radar and telemetric data, *J. Hydrol.*, 317, 31–48, doi:10.1016/j.jhydrol.2005.05.007, 2006.
- Price, C., Yair, Y., Mugnai, A., Lagouvardos, K., Llasat, M. C., Michaelides, S., Dayan, U., Dietrich, S., Galanti, E., Garrote, L., Harats, N., Katsanos, D., Kohn, M., Kotroni, V., Llasat- Botija, M., Lynn, B., Mediero, L., Morin, E., Nicolaidis, K., Rozalis, S., Savvidou, K., and Ziv, B.: The FLASH Project: using lightning data to better understand and predict flash floods, *Environ. Sci. Policy*, 14, 898–911, doi:10.1016/j.envsci.2011.03.004, 2011.
- Raynaud, F., Borrell-Estupina, V., Dezetter, A., Pistre, S., Mathieu-Subias, H., and Servat, E.: Modelling Flash Floods in a Karstic Watershed Using an Original Semi-distributed Radar-Gauge Merging Method, in *Engineering Geology for Society and Territory – Volume 3*, edited by Lollino, G., Arattano, M., Rinaldi, M., Giustolisi, O., Marechal, J.-C., and Grant, G. E., 169–173, Springer International Publishing.
- Rivrain, J. C.: Les épisodes orageux à précipitations extrêmes sur les régions méditerranéennes de la France, *Météo France & l'Environnement M.d.*, 1997.
- Schoups, G., van de Giesen, N. C., and Savenije, H. H. G.: Model complexity control for hydrologic prediction, *Water Resour. Res.*, 44, W00B03, doi:10.1029/2008WR006836, 2008.
- Sjöberg, J., Zhang, Q., Ljung, L., Benveniste, A., Delyon, B., Glorennec, P.-Y., Hjalmarsson, H., and Juditsky, A.: Nonlinear black-box modeling in system identification: a unified overview, *Automatica.*, 31, 1691–1724, doi:10.1016/0005-1098(95)00120-8, 1995.
- Solomatine, D. P. and Shrestha, D. L.: A novel method to estimate model uncertainty using machine learning techniques, *Water Resour. Res.*, 45, W00B11, doi:10.1029/2008WR006839, 10 2009.
- Stone, M.: Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions, *J. R. Stat. Soc. Ser. B Methodol.*, 36, 111–147, doi:10.2307/2984809, 1974.
- Toth, E.: Classification of hydro-meteorological conditions and multiple artificial neural networks for streamflow forecasting, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 13, 1555–1566, doi:10.5194/hess-13- 15 1555-2009, 2009.
- Toukourou, M., Johannet, A., Dreyfus, G., and Ayrat, P.-A.: Rainfall–runoff modeling of flash floods in the absence of rainfall forecasts: the case of “Cévenol flash floods”, *Appl. Intell.*, 35, 178–189, doi:10.1007/s10489-010-0210-y, 2011.
- Tramblay, Y., Bouvier, C., Martin, C., Didon-Lescot, J.-F., Todorovik, D., and Domergue, J.-M.: Assessment of initial soil moisture conditions for event-based rainfall–runoff modelling, *J. Hydrol.*, 387, 176–187, doi:10.1016/j.jhydrol.2010.04.006, 2010.
- Wooldridge, S. A., Kalma, J. D., and Walker, J. P.: Importance of soil moisture measurements for inferring parameters in hydrologic models of low-yielding ephemeral catchments, *Environ. Model. Softw.*, 18, 35–48, doi:10.1016/S1364-8152(02)00038-5, 2003



### 5.3.3 Éléments mis en évidence dans l'article

La méthode KnoX nous a permis de développer notre compréhension du fonctionnement hydrodynamique du système karstique du Lez en période de crues rapides. Ces travaux ont mis en évidence que chacune des zones de l'hydrosystème que nous avons définies contribue de manière très variable à la formation de la crue. Les contributions présentées sont estimées en moyenne sur l'ensemble des événements utilisés lors de la conception des modèles à réseaux de neurones.

Notons dans un premier temps que les faibles contributions estimées de la zone Nord-Ouest au débit à Lavalette (*i.e.* 9%), supposent que cette zone n'est pas à prendre en compte pour expliquer la génération des crues rapides du Lez. Ceci est cohérent avec le fonctionnement mis en évidence dans le travail de Kong-A-Siou et al. (2013) qui décrivait cette zone comme ayant un transfert retardé vers la source du Lez ; nous pouvons donc penser que les eaux tombées sur le Causse de l'Hortus, parviennent dans l'aquifère après la crue rapide de surface.

En revanche, les contributions des pluies précipitées sur la zone Sud-Est apparaissent comme 2 fois plus importantes (*i.e.* 18%) et n'interviennent que sur un temps court de 3 h ; ceci est facilement compréhensible car sur cette zone affleurent des terrains imperméables sur lesquels les pluies intenses se concentrent immédiatement.

De plus ces travaux montrent l'importante contribution des précipitations localisées sur la zone Sud-Ouest correspondant au Causse de Viols-le-Fort, ce qui peut être surprenant dans la mesure où cette zone ne recouvre que faiblement le bassin topographique du Lez. Nous avons estimé la contribution des pluies précipitées sur cette zone à 47% des eaux ruisselées jusqu'à Lavalette. Cette observation suppose une contribution karstique aux crues rapides en provenance de cette zone.

Enfin, la seconde zone dont les pluies contribuent le plus aux crues de surface est la zone Nord-Est qui recouvre la plus grande partie, à la fois du bassin hydrogéologique et du bassin topographique, bien que sa partie nord alimente, en surface, le bassin du Vidourle.

Notons que sur les zones Nord-Est et Sud-Ouest les répartitions temporelles des contributions laissent apparaître 2 pics (*cf.* Figure e.5 de l'article précédent). Le premier, présentant un retard d'une heure pour la zone Sud-Ouest et de 2 h pour la zone Nord-Est, correspond à des écoulements rapides que nous associons à des contributions de surface. Le second, présentant un retard de 4 à 5 h pour la zone Sud-Ouest et de 5 h pour la zone Nord-Est, correspond à des écoulements plus lents que nous associons à des contributions souterraines karstiques. De plus, si les contributions rapides et lentes observées sur la zone Nord-Est sont d'importance équivalente, sur la zone Sud-Ouest, la contribution lente est pratiquement 2 fois plus importante que la contribution rapide. Ces résultats confortent donc l'hypothèse d'une importante contribution karstique, légèrement différée en provenance du Causse de Viols-le-Fort.



Ces travaux ont ainsi permis de proposer des hypothèses sur le fonctionnement hydrodynamique du système karstique du Lez en estimant les contributions de chacune des zones définies, qui ne sont pas mesurables *in situ*. Ces résultats nous permettent donc, d'une part, de proposer des moyens pour prendre en considération chacune des zones pour modéliser les crues rapides du Lez, et d'autre part, d'identifier les zones pour lesquelles l'introduction d'information sur l'humidité permettrait d'améliorer les performances des modèles de prévision.

## 5.4 Application des réseaux de neurones au crues rapides du Lez à Lavalette

Dans cette section nous avons souhaité mettre en œuvre des modèles de prévision des crues du système karstique du Lez à Lavalette. Un premier travail a été effectué par des étudiants de l'École des mines d'Alès, dans le cadre d'une mission de Recherche et Développement de deuxième année, encadrée par moi-même (Arrault et al., 2015). Au cours de ces travaux, des modèles récurrents et non-récurrents ont été conçus afin de prévoir le débit à Lavalette avec un horizon de prévision d'une heure (*i.e.* un pas de temps). Notons qu'en l'absence de données sur les événements de l'automne 2014 durant ces travaux préliminaire, les modèles ont été testés sur les crues de décembre 2003 et septembre 2005 (Évènements 7 et 8). Ces 2 événements étaient les plus intenses de la base de données (*i.e.* respectivement  $438 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$  et  $480 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ ) avant que nous y intégrions les crues de l'automne 2014.

L'étude des étudiants avait pour objectif de dresser un premier état des capacités des modèles récurrents et non récurrents à prévoir les crues à Lavalette, sans travailler spécialement l'information sur l'état d'humidité du bassin. Leurs travaux se déroulaient en parallèle des travaux avec la méthode KnoX précédemment présentés. Malheureusement, comme pour les travaux précédents, ces travaux souffrent d'une double imperfection : la base de données est très réduite et l'intensité des précipitations est très mal représentée spatialement, surtout dans le sud du bassin. Les premiers résultats montrent que les modèles non récurrents peuvent fournir des prévisions performantes à une heure pour les événements 7 et 8. En revanche, aucun modèle récurrent performant n'a pu être retenu car présentant une sous-estimation importante des pics de crue, notamment sur l'évènement 8 pour lequel le pic de crue prévu est inférieur à  $200 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ , au lieu des  $480 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$  mesurés.

Néanmoins, nous ne souhaitons pas terminer la présentation de ces travaux de thèse sans tester le fonctionnement des modèles non-récurrents sur les crues de l'automne 2014. Ceci s'est réalisé dans les dernières semaines de la thèse avec des données pluviométriques encore plus réduites que celles dont nous disposions pour le travail avec la méthode KnoX. Dans cette conception de modèle dégradée, nous ne pouvons pas estimer les précipitations sur les zones au moyen de polygones de Thiessen car nous ne disposons que des mesures des pluviomètres à Prades-le-Lez et à Saint Martin-de-Londres pour l'automne 2014. Nous avons donc conçu 3 modèles non-récurrents, un par horizon de prévision (1h, 2h, 3h), alimentés par les prévisions de pluies jusqu'à l'horizon de prévision et par le débit observé à Lavalette à

l'instant o  est  mise la pr evision. Bien que con us avec une information d'entr e d grad e, nous pr esentons ces r esultats dans les sections qui suivent.

### 5.4.1 Dimensionnement des r eseaux de neurones

Afin de simplifier le dimensionnement des r eseaux nous avons choisi de conserver les profondeurs de fen tres temporelles et le nombre de neurones dans la couche cach e s lectionn s durant les travaux pr ec dents (Darras et al., 2015). Le Tableau 16 pr esente le dimensionnement des r eseaux r ecurrents et non-r ecurrents test s.

**Tableau 15.** Architecture des r eseaux r ecurrents et non-r ecurrents utilis s.

		Profondeurs de fen�tres temporelles
Non-lin�aire	Pluie � Prades-le-Lez	$k$ � $k-6$
	Pluie � Saint-Martin-de-Londres	$k$ � $k-6$
	Cumul de pluie	$k$ � $k-6$
	D�bit pr�ec�dent ou ordre	$k-1$
Lin�aire	Pluie � Prades-le-Lez	$k$ � $k-6$
	Pluie � Saint-Martin-de-Londres	$k$ � $k-6$
	Cumul de pluie	$k$ � $k-6$
	Couche cach�e	5

### 5.4.2 Performances

Le Tableau 17 pr esente les performances des 3 mod les non r ecurrents sur les  v nements 8, 18, 19 et 20 en regard des crit res de Nash, de  $S_{PPD}$ , de  $P_d$  et des persistances correspondant aux horizons de pr evisions. Les  v nements 18, 19, et 20 sont les derniers  v nements de l'automne 2014.

Les performances des mod les non-r ecurrents sont tr s variables selon les  pisodes test s. L' v nement 8 est bien pr evu par les 3 mod les avec une synchronisation parfaite des pics de crue observ s et simul s jusqu'  2h d'horizon de pr evision, et un retard d'une heure pour 3h d'horizon de pr evision. A l'inverse, l' v nement 20 est particuli rement mal repr esent  quel que soit l'horizon de pr evision consid r  ( $C_p$  compris entre -0,19 et -2,12). De mani re g n rale on observe un retard du pic de crue simul  croissant en fonction de l'augmentation de l'horizon de pr evision.

Les Figures 41 et 42 pr esentent les hydrogrammes de sortie des mod les de pr evision non-r ecurrents   1h, 2h et 3h sur les  v nements 8, 18, 19 et 20. Il en ressort, comme indiqu  par les crit res, que les performances des mod les sur l' v nement 8 sont bonnes, m me pour la pr evision   3h, malgr  un retard notable de la mont e de crue simul e par ce mod le. En revanche pour les autres  v nements (18, 19 et 20) il apparait clairement que la pr evision   l'aide de mod les non-r ecurrent est difficile   r aliser. De mani re g n rale pour ces 3  v nements, la crue simul e est retard e et surestim e.

Par ailleurs nous pouvons noter que les conditions pluviométriques sont particulièrement variables d'un évènement à l'autre. Sur l'évènement 8 les pluies sont homogènes et synchronisées pour les 2 pluviomètres. Pour les évènements 18 et 20, les pluies enregistrées sont équivalentes sur les 2 pluviomètres utilisés mais apparaissent à Saint-Martin-de-Londres une heure avant Prades-le-Lez (*i.e.* arrivé de la pluie par l'ouest). Enfin, pour l'évènement 19, Les pluies sont exclusivement observées à Prades-le-Lez.

Sur tous les évènements sauf le 8, on peut noter que lorsque l'horizon de prévision augmente, les hydrogrammes prennent du retard et de l'amplitude, amenant à des pics retardés et très surestimés. Ceci peut s'expliquer par le fait que lorsque l'information de montée du débit arrive au modèle, la brusque montée mesurée de l'hydrogramme est reproduite à la sortie, donc avec du retard et se superposant à la réponse à la pluie. Les modèles n'auraient donc pas appris à bien représenter le fonctionnement du bassin lorsque les pluies sont hétérogènes.

**Tableau 16.** Nash ( $R^2$ ), Synchronous Percentage of the Peak Discharge ( $S_{PPD}$ ), Peak Delay ( $P_d$ ) et critères de persistance pour les horizons de prévision de 1h à 3h ( $C_{pi}$   $i=1, 2, 3$ ), des réseaux non-récurrents pour la prévision à 1h, 2h et 3h, appliqués aux évènements 8, 18, 19 et 20.

Évènement	Modèle	$R^2$	$S_{PPD}$	$P_d$	$C_{p1}$	$C_{p2}$	$C_{p3}$
8	$h_p$ 1h	0,98	101	0	0,88	-	-
	$h_p$ 2h	0,76	110	0	-	0,49	-
	$h_p$ 3h	0,63	79	1	-	-	0,51
18	$h_p$ 1h	0,60	132	-1	-0,60		
	$h_p$ 2h	0,14	115	2		0,57	
	$h_p$ 3h	-0,65	67	2			0,39
19	$h_p$ 1h	0,88	108	0	0,53		
	$h_p$ 2h	0,49	88	1		0,40	
	$h_p$ 3h	0,03	48	2			0,35
20	$h_p$ 1h	0,43	92	1	-0,19		
	$h_p$ 2h	-1,85	66	1		-1,03	
	$h_p$ 3h	-4,77	24	2			-2,12

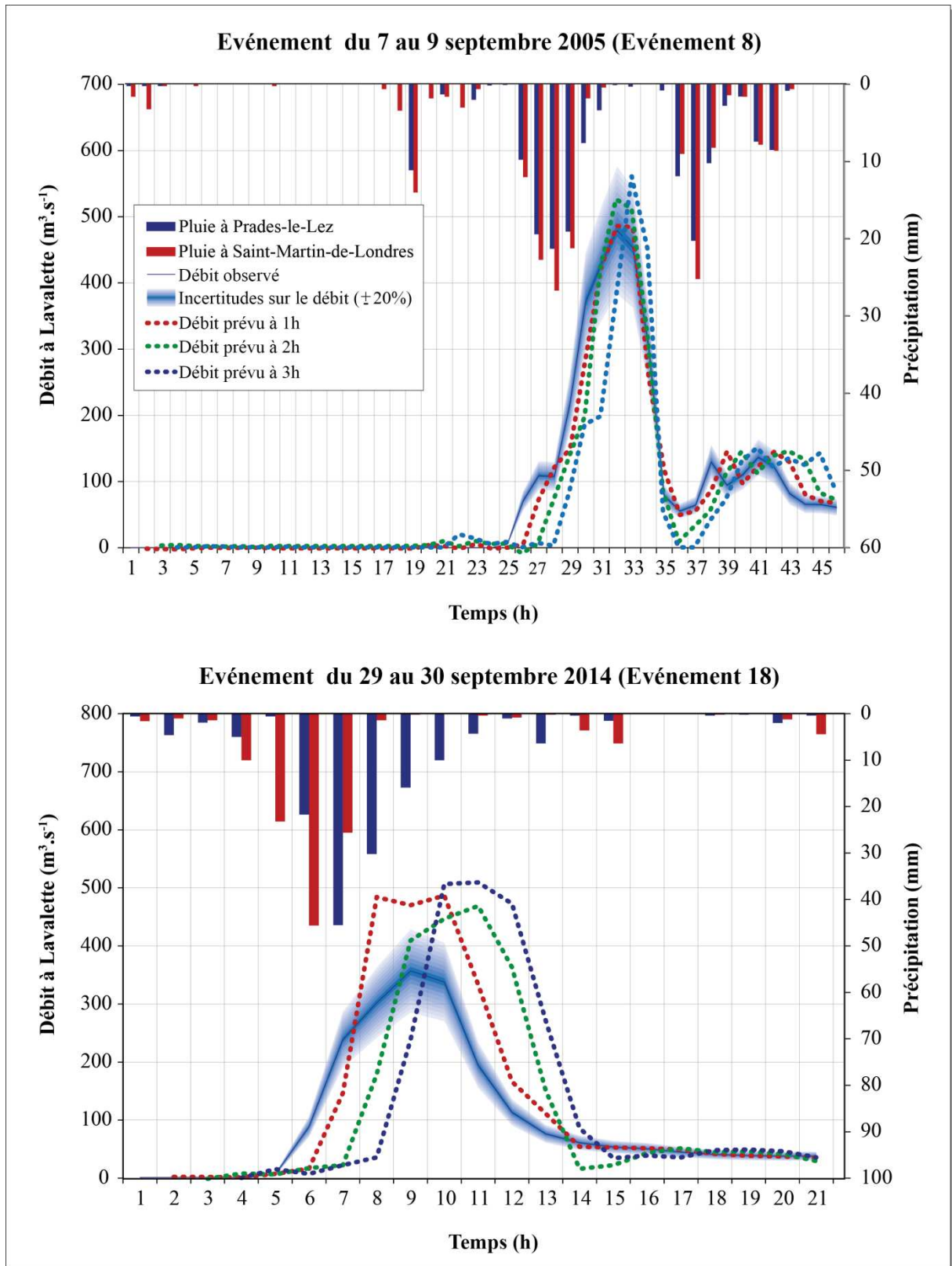


Figure 41. Hydrogrammes observés et prévus à 1h, 2h et 3h par les modèles non-récurrents pour les événements 8 et 18.

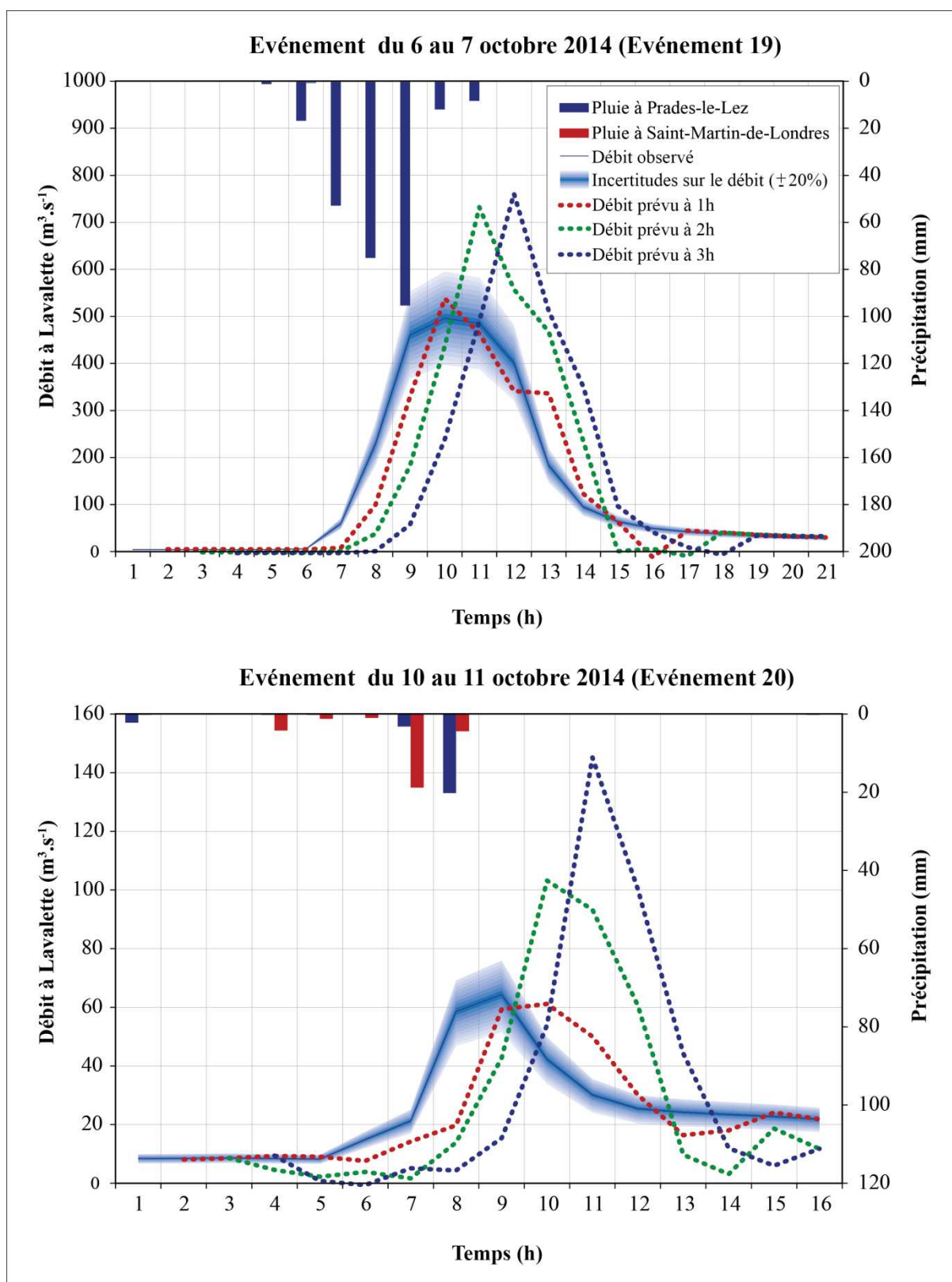


Figure 42. Hydrogrammes observés et prévus à 1h, 2h et 3h par les modèles non-récurrents pour les évènements 19 et 20.

## 5.5 Synthèse sur la préviation des crues rapides du Lez à Lavalette

Sur le bassin versant du Lez à Lavalette aucune préviation de crue par réseaux de neurones n'avait encore été proposée. Les outils disponibles à l'heure actuelle sont le modèle ATHYS, adapté à la préviation des crues du Lez à Lavalette par Coustau et al. (2012), et un abaque développé par Fleury et al. (2013). Ces 2 approches ont notamment mis en avant l'importance de la prise en compte de l'état du système pour la représentation des crues rapides, de sa composante karstique autant que sa composante non-karstique. Par ailleurs, outre l'aspect composite de l'hydrosystème du Lez, sa composante karstique présente une structure fortement hétérogène engendrant des circulations d'eau souterraine anisotropes et rendant son comportement hydrodynamique non-linéaire. Pour ces raisons l'état du système est difficile à appréhender et *a fortiori* à représenter à l'aide d'une ou plusieurs variables mesurables sur le terrain.

Cependant, Kong-A-Siou et al. (2013) ont montré que le système karstique du Lez pouvait être divisé en 4 zones aux comportements hydrologiques et hydrogéologiques quasi-homogène : Nord-Est, Nord-Ouest, Sud-Est et Sud-Ouest. Dans ces travaux les auteurs utilisent la méthode KnoX, permettant d'extraire des informations sur la contribution des entrées aux sorties du réseau à partir des paramètres ajustés, afin d'estimer les contributions des pluies précipitées sur chacune des 4 zones, au débit à la source du Lez

Ainsi dans un premier temps afin de proposer un modèle neuronal de préviation des crues rapides sur le bassin versant du Lez, prenant en compte l'information d'état du système, nous avons tenté de mieux comprendre son comportement au cours d'une crue rapide à Lavalette. Pour cela, nous avons appliqué la méthode KnoX, afin d'estimer les contributions au cours du temps des 4 zones définies par Kong-A-Siou et al. (2013), au débit à la station de Lavalette en situation de crue rapide.

Ces travaux nous ont permis de mettre en évidence l'importante contribution (*i.e.* estimée à 47% sur l'ensemble des pas de temps considérés) de la zone Sud-Ouest, correspondant au Causse de Viols-le-Fort, dans la formation des crues à Lavalette (Darras et al., 2015). La zone Nord-Est apparaît également comme une zone de contribution importante. Les contributions à chacun des pas de temps considérés sur ces 2 zones font apparaître 2 types de contributions : les contributions rapides (*i.e.* entre 1h et 2h) attribuables au ruissellement de surface et les contributions plus lentes (*i.e.* entre 5h et 6h) attribuables aux circulations karstiques. La zone Sud-Est apparaît comme délivrant une contribution, de surface exclusivement, non négligeable. Enfin la zone Nord-Ouest semble intervenir de façon négligeable dans la formation des crues rapides à Lavalette.

Faute de temps, car l'exercice de la thèse a une durée finie de 3 ans, nous n'avons pas pu réunir et traiter les informations nécessaires pour exploiter ces enseignements afin de concevoir un modèle de préviation des crues sur le Lez.

Nous avons donc proposé des modèles non-récurrents (dirigés par les observations) pour prévoir le débit à 1h, 2h et 3h, avec prévisions de pluie. Il apparaît que l'information tant de

précipitation spatialisée que l'estimation de l'humidité du bassin, manque au réseau pour appréhender correctement la dynamique des évènements de crue.

Deux importantes perspectives à ces travaux sont i) l'amélioration de la représentation des précipitations spatialisées grâce aux radars météorologiques et ii) l'introduction de données piézométriques dans les modèles afin d'apporter une information d'état sur l'humidité de chaque zone. En particulier, l'importance des contributions karstiques au débit à Lavalette en provenance du causse de Viols-le-Fort, estimées à l'aide de la méthode KnoX, permet de supposer que l'information de piézométrie dans cette zone pourrait jouer un rôle majeur dans la prévision des crues à Lavalette.

# Conclusion Générale

Les crues rapides sont des phénomènes hydrologiques particulièrement difficiles à prévoir, pouvant engendrer des décès humains et des dégâts matériels considérables. Afin de faire face à cette problématique, le Service Central d'Hydrométéorologie et d'Appui à la Prévention des Inondations, créé en 2004, s'appuie sur des prévisions hydrologiques pour produire des bulletins de vigilances crue mis à la disposition du grand public. En raison de ces enjeux sociétaux, la recherche est active en hydrologie pour tenter de prévoir ces phénomènes, mais elle se heurte à la méconnaissance du fonctionnement physique du bassin lors de ces événements extrêmes et rares.

Ainsi, après avoir présenté les éléments géologiques, topologiques, pédologiques et météorologiques impliqués dans la formation des crues rapides, et mis en évidence les lacunes de connaissance sur la physique des processus à l'œuvre, l'étude des différentes approches conceptuelles a montré que l'équifinalité des modélisations basées sur des hypothèses physiques contradictoires, était possible. Cette observation conforte l'idée, qu'en l'état actuel des connaissances, la procédure d'optimisation des paramètres libres d'un modèle statistique serait susceptible de permettre la réalisation de modèles de prévision des crues, utiles. Ainsi le perceptron multicouche, un type de modèles à réseaux de neurones, utilisé pour ses propriétés fondamentales d'approximation universelle et de parcimonie, et utilisant une procédure de calage des paramètres libres très performante, semble adapté à la modélisation des crues rapides.

L'objectif de ces travaux était d'améliorer les performances des prévisions des crues rapides sur les bassins versants rapides, en contribuant à développer une méthode générique de conception de modèles à réseaux de neurones. Les bassins versants utilisés pour développer ces modèles de prévision des crues sont : un bassin typiquement cévenol, le Gardon d'Anduze à Anduze et un bassin karstique, le Lez à Lavalette ; tous deux sujets à des crues rapides. Les 2 bassins ont donc été décrits, notamment leurs caractéristiques influant sur leur réponse hydrologique non-linéaire.



Sur le Gardon d'Anduze, Bornancin–Plantier (2013) a montré avec le réseau de neurones non-récurrent, c'est-à-dire utilisant l'information de débit mesuré aux pas de temps précédents, que lors du processus de sélection du modèle, l'initialisation de ce dernier était déterminante et avait plus d'impact, sur la qualité de la réponse, que le dimensionnement de la complexité du modèle. Ceci est vrai car nous utilisons une méthode de régularisation : l'arrêt précoce. Pour s'affranchir de cette dépendance relative à l'initialisation, elle a proposé d'utiliser un ensemble de modèles et de calculer la sortie comme la médiane de la sortie de chacun des modèles différant par leur initialisation. Nous avons repris ce résultat, l'avons généralisé au modèle récurrent et avons dimensionné le nombre de modèles à considérer dans l'ensemble. Nous avons ainsi proposé des modèles d'ensemble dont le nombre d'initialisations prises en compte est sélectionné en fonction d'un rapport entre incertitude des sorties et temps de calcul, jugé acceptable.

Les travaux antérieurs, et notamment les différentes approches de modélisation sur ces 2 bassins, ont mis en avant l'importance de l'état d'humidité du bassin dans la réaction hydrologique et particulièrement en situation de crue rapide. Ainsi, afin d'améliorer les performances des prédictors neuronaux, nous avons souhaité définir et introduire des variables susceptibles de représenter l'état du bassin. Pour ce faire l'humidité apparaît comme une information pertinente pour représenter l'état du bassin. Cependant l'humidité d'un bassin ne peut être exhaustivement définie au travers d'une unique variable. De plus, les 2 bassins étudiés présentent des comportements hydrologiques et hydrogéologiques très différents. Notre façon d'appréhender l'humidité sur ces 2 bassins doit donc s'adapter aux spécificités de chacun. Ainsi sur le bassin versant du Gardon d'Anduze, nous avons tenté d'introduire successivement différentes variables susceptibles d'approcher l'humidité du bassin. Cette méthode nous a permis de sélectionner les variables fournissant l'information d'état la plus pertinente pour les modèles et fournissant donc les meilleures performances de prévision. L'évolution du cumul de pluie au cours de l'événement et l'humidité HU2 issue du Modèle Safran-Isba-Modcou sont apparues comme les variables les plus appropriées pour représenter l'état du bassin.

Pour l'hydrosystème du Lez, qui présente une composante karstique importante et dont la structure est fortement hétérogène et anisotrope, le fonctionnement hydrodynamique particulier et non-linéaire qui en découle, ne permet pas d'envisager une humidité globale sur le bassin. Nous avons donc choisi d'appliquer la méthode KnoX, définie par le travail de Kong A Siou (2011), afin d'estimer les contributions de 4 zones géographiques (Nord-Est, Nord-Ouest, Sud-Est, Sud-Ouest), au comportement hydrologique et hydrogéologique homogène, au débit du Lez à Lavalette, en situation de crues rapides. Il en ressort, en moyenne sur l'ensemble de la base de données, que les contributions karstiques, plus lentes que le ruissellement de surface (5h à 6h) sont importantes, de l'ordre de 30% du débit à Lavalette. Ces contributions proviennent essentiellement du cause de Viols-le-Fort (25%) et de manière plus modérée de la zone Nord-Est. De plus il apparaît que les contributions la zone Nord-Ouest sont négligeables dans la formation des crues rapides. Nous supposons donc, d'une part, que l'information d'humidité du bassin fournie au réseau de neurones sous forme de données piézométrique devrait être préférentiellement relevée au niveau du cause de Viols-le-Fort, et

d'autre part que les pluies précipitées sur la zone Nord-Ouest du bassin ont une influence négligeable.

Enfin nous avons souhaité tester les hypothèses que nous avons avancées sur les 2 bassins versants en appliquant les crues de l'automne 2014 à nos modèles. Ce sont donc 6 événements qui ont été testés sur le Gardon d'Anduze et 4 sur le Lez à Lavalette. Sur les Gardon d'Anduze nous avons testé 2 modèles récurrents et un modèle non-récurrent. Sur le Lez à Lavalette, face à la difficulté de concevoir des modèles récurrents performants sans estimation de l'humidité du bassin, nous avons choisi de ne présenter que des modèles non-récurrents. Précisons que sur le Lez nous n'avons pas eu le temps de tester l'introduction de données piézométriques afin d'approcher l'état du système. Sur le Gardon, en revanche l'état du système est approché soit par le cumul de pluie durant l'événement soit par l'humidité HU2.

Les performances fournies par l'ensemble des modèles sur les 2 bassins, se dégradent au cours de l'automne au fur et à mesure de l'augmentation de l'humidité des bassins. Nous supposons donc que l'information d'état fournie au modèle n'est pas appropriée. Notons que si les réseaux appliqués au Lez n'intègrent pas de données piézométriques, le réseau dispose néanmoins de l'information du débit observé précédent.

Au-delà de ces résultats un peu décevants en termes de qualité de prévision, nous tenons à souligner l'intérêt de la méthode KnoX, qui, appliquée au bassin du Lez, a permis non seulement d'estimer les volumes moyens de contribution de chacune des 4 zones géographiques, mais également d'approcher la représentation des 2 types de processus différents que sont les écoulements de surface sur une partie du bassin imperméable, et les écoulements souterrains retardés au travers du karst. Sous réserve de validation au moyen de travaux de terrain, les réseaux de neurones formels ne peuvent donc plus apparaître seulement comme une boîte noire complètement fermée qui ne pourrait être interprétée.

Ce résultat, très intéressant nous paraît être la contribution majeure de notre travail à une meilleure compréhension des crues rapides, et donc dans un futur proche, à une amélioration de leur prévision.



# Références bibliographiques

Abrahart, R. J., Anctil, F., Coulibaly, P., Dawson, C. W., Mount, N. J., See, L. M., Shamseldin, A. Y., Solomatine, D. P., Toth, E. and Wilby, R. L.: Two decades of anarchy? Emerging themes and outstanding challenges for neural network river forecasting, *Prog. Phys. Geogr.*, 36(4), 480–513, doi:10.1177/0309133312444943, 2012.

Ambroise, B.: La dynamique du cycle de l'eau dans un bassin versant, H.G.A., Office Fédéral de l'éducation et de la science Suisse, Bucarest. [online] Available from: <http://hydrologie.org/BIB/manuels/Ambroise.pdf> (Accessed 22 May 2015), 1998.

Anctil, F., Lauzon, N. and Filion, M.: Added gains of soil moisture content observations for streamflow predictions using neural networks, *J. Hydrol.*, 359(3-4), 225–234, doi:10.1016/j.jhydrol.2008.07.003, 2008.

Anon: Ensemble Methods in Machine Learning, in *Lecture Notes in Computer Science*, p. 115, Springer Verlag, New-York. [online] Available from: <http://www.eecs.wsu.edu/~holder/courses/CptS570/fall07/papers/Dietterich00.pdf> (Accessed 16 June 2015), 2000.

Arrault, A., Capuano, R. and Cardoso, C.: Prévion des crues du Lez à l'entrée de Montpellier, Rapport de Mission de Recherche et Développement, Ecole des mines d'Alès, Alès., 2015.

Artigue, G.: Prévion des Crues Éclair par Réseaux de Neurones : Généralisation aux Bassins non Jaugés, Université Montpellier II-Sciences et Techniques du Languedoc., 2012.

Artigue, G., Johannet, A., Borrell, V. and Pistre, S.: Flash floods forecasting without rainfalls forecasts by recurrent neural networks. Case study on the Mialet basin (Southern France), pp. 303–310, *IEEE.*, 2011.

Artigue, G., Johannet, A., Borrell, V. and Pistre, S.: Flash flood forecasting in poorly gauged basins using neural networks: case study of the Gardon de Mialet basin (southern France), *Nat Hazards Earth Syst Sci*, 12(11), 3307–3324, doi:10.5194/nhess-12-3307-2012, 2012.

Audra, P., Mocochain, L., Camus, H., Gilli, É., Clauzon, G. and Bigot, J.: The effect of the Messinian Deep Stage on karst development around the Mediterranean Sea. Examples from Southern France, *Geodin. Acta*, 17(6), 389–400, 2004.

Ayral, P.-A.: Contribution à la spatialisation du modèle opérationnel de prévion des crues éclair ALHTAÏR, Université de Provence Aix-Marseille, 2005.

Barron, A. R.: Universal approximation bounds for superpositions of a sigmoidal function, *Inf. Theory IEEE Trans. On*, 39(3), 930–945, 1993.

Bennis, S.: *Hydraulique et hydrologie*. 2e édition, PUQ, 2007.

Bérard, P.: Alimentation en eau de la ville de Montpellier. Captage de la source du Lez étude des relations entre la source et son réservoir aquifère. Rapport n°2: Détermination des unités hydrogéologiques, BRGM Montpellier, 1983.

Bessière, H.: Assimilation de données variationnelle pour la modélisation hydrologique distribuée des crues à cinétique rapide, [online] Available from: <http://ethesis.inp-toulouse.fr/archive/00000710/> (Accessed 21 May 2015), 2008.

Betson, R. P.: What is watershed runoff?, *J. Geophys. Res.*, 69(8), 1541–1552, doi:10.1029/JZ069i008p01541, 1964.

Beven, K.: Changing ideas in hydrology — The case of physically-based models, *J. Hydrol.*, 105(1–2), 157–172, doi:10.1016/0022-1694(89)90101-7, 1989.

Beven, K.: Prophecy, reality and uncertainty in distributed hydrological modelling, *Adv. Water Resour.*, 16(1), 41–51, doi:10.1016/0309-1708(93)90028-E, 1993.

Beven, K. and Kirkby, M. J.: A physically based, variable contributing area model of basin hydrology / Un modèle à base physique de zone d'appel variable de l'hydrologie du bassin versant, *Hydrol. Sci. Bull.*, 24(1), 43–69, doi:10.1080/02626667909491834, 1979.

Beven, K., Musy, A. and Higy, C.: Tribune Libre: L'unicité de lieu, d'action et de temps, [online] Available from: <http://id.erudit.org/iderudit/705431ar> (Accessed 4 June 2015), 2001.

Bonnet, M. and Mattauer, M.: Notice de la carte géologique 1/50 000 BRGM Montpellier, 2010.

Bonnifait, L., Delrieu, G., Lay, M. L., Boudevillain, B., Masson, A., Belleudy, P., Gaume, E. and Saulnier, G.-M.: Distributed hydrologic and hydraulic modelling with radar rainfall input: Reconstruction of the 8–9 September 2002 catastrophic flood event in the Gard region, France, *Adv. Water Resour.*, 32(7), 1077–1089, doi:10.1016/j.advwatres.2009.03.007, 2009.

Borga, M., Anagnostou, E. N., Blöschl, G. and Creutin, J.-D.: Flash flood forecasting, warning and risk management: the HYDRATE project, *Environ. Sci. Policy*, 14(7), 834–844, doi:10.1016/j.envsci.2011.05.017, 2011.

Bornancin-Plantier, A.: Conception de modèles de prévision des crues éclair par apprentissage artificiel, Université Pierre et Marie Curie, Paris, 2013.

Bornancin-Plantier, A., Johannet, A., Borrell Estupina, V., Roussel-Ragot, P. and Dreyfus, G.: Conception de modèles de prévision des crues éclair par apprentissage artificiel, in *EGU2011-1794*, 2011, vol. 13., 2011.

Borrell-Estupina, V., Malaterre, P.-O., Ricci, S., Fleury, P., Jay-Allemand, M., Coustau, M., Harader, E., Darras, T., Bouvier, C., Thual, O., Guilhemenc, M., Marchandise, A. and Maréchal, J.-C.: Flood part II: Genesis, propagation and forecasting of flooding at Montpellier city, *Karstologia*, (62), 2013.

Bourges, M.: Crue et inondations du 22 septembre 1992 dans les départements du Vaucluse, de la Drôme et de l'Ardèche, Conseil Général des Ponts et Chaussées, Paris, France, 1992.

Bouvier, C., Ayrat, P. A., Brunet, P., Crespy, A., Marchandise, A. and Martin, C.: Recent advances in rainfall-runoff modelling: extrapolation to extreme floods in southern France, in International workshop on hydrological extremes. Observing and modelling exceptional floods and rainfalls rende (CS), pp. 3–4. [online] Available from: [http://www.camilab.unical.it/sito\\_amhy/amhy\\_meeting/cosenza\\_2006/proceedings/bouvier\\_et\\_al\\_2006.pdf](http://www.camilab.unical.it/sito_amhy/amhy_meeting/cosenza_2006/proceedings/bouvier_et_al_2006.pdf) (Accessed 8 December 2014), 2006.

Chneiweis, A.: Catastrophes naturelles, crise financière : sommes-nous entrés dans l'ère des événements extrêmes ?, *Revue Risques*, (76) [online] Available from: [http://www.ffsa.fr/sites/jcms/fn\\_53093/fr/catastrophes-naturelles-crise-financiere-sommes-nous-entres-dans-l-ere-des-evenements-extremes?cc=fn\\_7345](http://www.ffsa.fr/sites/jcms/fn_53093/fr/catastrophes-naturelles-crise-financiere-sommes-nous-entres-dans-l-ere-des-evenements-extremes?cc=fn_7345) (Accessed 6 May 2015), 2008.

Conroux, Y.: Caractérisation du fonctionnement hydrodynamique de l'aquifère karstique du Lez (Hérault) à l'état naturel, BRGM Montpellier, Université d'Avignon, 2007.

Corradini, C. and Singh, V. P.: Effect of spatial variability of effective rainfall on direct runoff by a geomorphologic approach, *J. Hydrol.*, 81(1), 27–43, 1985.

Cosandey, C. and Robinson, M.: *Hydrologie continentale*, A. Colin, Paris, 2000.

Coustau, M.: Contribution à la prévision des crues sur le bassin du Lez: modélisation de la relation pluie-débit en zone karstique et impact de l'assimilation de débits, Thèse, Université de Montpellier II.

Coustau, M., Bouvier, C., Borrell-Estupina, V. and Jourde, H.: Flood modelling with a distributed event-based parsimonious rainfall-runoff model: case of the karstic Lez river catchment, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 12(4), 1119–1133, doi:10.5194/nhess-12-1119-2012, 2012.

Darcy, H.: *Les fontaines publiques de la ville de Dijon: exposition et application*, Victor Dalmont. Paris, 1856.

Darras, T., Johannet, A., Vayssade, B. and Ayrat, P.-A.: Estimation de l'humidité du bassin pour la prévision des crues éclair par apprentissage statistique, in *Eau, Déchets, Développement Durable. Actes du colloque E3D 2014*, Jacques Bourgois, Mohamed Choura, Miguel Lopez-Fereber et Martin Yelkouni., 2014a.

Darras, T., Johannet, A., Vayssade, B., Kong A Siou, L. and Pistre, S.: Influence of the Initialization of Multilayer Perceptron for Flash Floods Forecasting: How Designing a Robust Model, Granada, Espagne, 2014b.

Darras, T., Borrell Estupina, V., Kong-A-Siou, L., Vayssade, B., Johannet, A. and Pistre, S.: Identification of spatial and temporal contributions of rainfalls to flash floods using neural network modelling: case study on the Lez Basin (Southern France), *Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss.*, 12(4), 3681–3718, doi:10.5194/hessd-12-3681-2015, 2015.

Douvinet, J. and Delahaye, D.: Caractéristiques des « crues rapides » du nord de la France (Bassin parisien) et risques associés, *Géomorphologie Relief Process. Environ.*, (1/2010), 73–90, doi:10.4000/geomorphologie.7829, 2010.

Dreyfus, G.: *Neural Networks: Methodology and Applications*, Softcover reprint of hardcover 1st ed. 2005 edition, Springer, Berlin; New York., 2005.

- Esposito, C.: Crue de juin 2010 dans le var : comparaison de la zone inondée et des zones inondables connues, *Houille Blanche*, (1), 34–40, doi:10.1051/lhb/2015005, 2015.
- Estupina Borrell, V.: Vers une modélisation hydrologique adaptée à la prévision opérationnelle des crues éclair. Application à de petits bassins versants du sud de la France, Thèse Institut National Polytechnique de Toulouse, 2004.
- Fleury, P., Ladouche, B., Conroux, Y., Jourde, H. and Dörfliger, N.: Modelling the hydrologic functions of a karst aquifer under active water management – The Lez spring, *J. Hydrol.*, 365(3-4), 235–243, doi:10.1016/j.jhydrol.2008.11.037, 2009.
- Fleury, P., Maréchal, J. C. and Ladouche, B.: Karst flash-flood forecasting in the city of Nîmes (southern France), *Eng. Geol.*, 164, 26–35, doi:10.1016/j.enggeo.2013.06.007, 2013.
- Fleury, P., Borrell Estupina, V., Kong-A-Siou, L., Johannet, A., Darras, T., Pistre, S., Guilhemenc, M., Maréchal, J.-C. and Dörfliger, N.: Flood part I: Karst contribution to Lez floods, *Karstologia*, (62), 2013.
- Ford, D. C. and Williams, P. W.: *Karst Geomorphology and Hydrology*, Softcover reprint of the original 1st ed. 1989 edition., Unwin Hyman, London, 1989.
- Franchini, M., Wendling, J., Obled, C. and Todini, E.: Physical interpretation and sensitivity analysis of the TOPMODEL, *J. Hydrol.*, 175(1–4), 293–338, doi:10.1016/S0022-1694(96)80015-1, 1996.
- Freeze, R. A. and Harlan, R. L.: Blueprint for a physically-based, digitally-simulated hydrologic response model, *J. Hydrol.*, (9), 237–258, 1969.
- Garambois, P. A., Larnier, K., Roux, H., Labat, D. and Dartus, D.: Analysis of flash flood-triggering rainfall for a process-oriented hydrological model, *Atmospheric Res.*, 137, 14–24, doi:10.1016/j.atmosres.2013.09.016, 2014.
- Garçon, R.: Modèle global pluie débit pour la prévision et la prédétermination des crues, in *Crues de la normale à l'extrême*, pp. 115–126, Lyon, 1999.
- Garry, G.: Auch, Nîmes, Vaison-la-Romaine : retours d'expériences (Auch, Nîmes, Vaison-la-Romaine : lessons from experiences), *Bull. Assoc. Géographes Fr.*, 72(2), 131–145, doi:10.3406/bagf.1995.1815, 1995.
- Gaume, E.: *Eléments d'analyse sur les crues éclair*, Thèse, ENGREF (AgroParisTech).
- Gaume, E. and Bouvier, C.: Analyse hydro-pluviométrique des crues du Gard et du Vidourle des 8 et 9 septembre 2002, *La Houille Blanche*, (6), 99–106, 2004.
- Gaume, E., Bain, V., Bernardara, P., Newinger, O., Barbuc, M., Bateman, A., Blaškovičová, L., Blöschl, G., Borga, M., Dumitrescu, A., Daliakopoulos, I., Garcia, J., Irimescu, A., Kohnova, S., Koutroulis, A., Marchi, L., Matreata, S., Medina, V., Preciso, E., Sempere-Torres, D., Stancalie, G., Szolgay, J., Tsanis, I., Velasco, D. and Viglione, A.: A compilation of data on European flash floods, *J. Hydrol.*, 367(1-2), 70–78, doi:10.1016/j.jhydrol.2008.12.028, 2009.

- Geman, S., Bienenstock, E. and Doursat, R.: Neural Networks and the Bias/Variance Dilemma, *Neural Comput.*, 4(1), 1–58, doi:10.1162/neco.1992.4.1.1, 1992.
- Georgakakos, K. P.: On the Design of National, Real-Time Warning Systems with Capability for Site-Specific, Flash-Flood Forecasts, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 67(10), 1233–1239, doi:10.1175/1520-0477(1986)067<1233:OTDONR>2.0.CO;2, 1986.
- Gilli, E.: *Karstologie - Karsts, grottes et sources*, Dunod, Paris, 2011.
- Green, W. H. and Ampt, G. A.: Studies in soil physics: I. The flow of air and water through soils, *J. Agric. Sci.*, (4), 1–24, 1911.
- Gupta, H. V., Sorooshian, S. and Yapo, P. O.: Toward improved calibration of hydrologic models: Multiple and noncommensurable measures of information, *Water Resour. Res.*, 34(4), 751–763, doi:10.1029/97WR03495, 1998.
- Guzzetti, F., Stark, C. P. and Salvati, P.: Evaluation of Flood and Landslide Risk to the Population of Italy, *Environ. Manage.*, 36(1), 15–36, doi:10.1007/s00267-003-0257-1, 2005.
- Hewlett: Watershed management some ideas about storm runoff and baseflow, USDA Forest Service, 1961.
- Hewlett, J. D. and Hibbert, A. R.: Factors affecting the response of small watersheds to precipitation in humid areas, *For. Hydrol.*, 275–290, 1967.
- Hillel, D.: *L'eau et le sol: principes et processus physiques*, Academia, 1988.
- Hobléa, F., Gallino, S. and Audra, P.: Genesis and functioning of the Aix-les-Bains hydrothermal karst (Savoie, France): past research and recent advances, *Bull. Société Géologique Fr.*, (4), 315–326, 2010.
- Hornik, K., Stinchcombe, M. and White, H.: Multilayer feedforward networks are universal approximators, *Neural Netw.*, 2(5), 359–366, doi:10.1016/0893-6080(89)90020-8, 1989.
- Horton, R. E.: The Role of infiltration in the hydrologic cycle, *Eos Trans. Am. Geophys. Union*, 14(1), 446–460, doi:10.1029/TR014i001p00446, 1933.
- Huet, P., Martin, X., Prime, J.-L., Foin, P., Laurain, C. and Cannard, P.: Retour d'expériences des crues de septembre 2002 dans les départements du Gard, de l'Hérault, du Vaucluse, des Bouches-du-Rhône, de l'Ardèche et de la Drôme., Inspection générale de l'Environnement, Paris, France, 2003.
- Husson, E.: Interaction géodynamique/karstification et modélisation géologique 3D des massifs carbonatés : Implication sur la distribution prévisionnelle de la karstification. Exemple des paléokarts crétacés à néogènes du Languedoc montpelliérain, phdthesis, Université Montpellier II - Sciences et Techniques du Languedoc, 2013.
- Indarto: Découpages spatiaux et conséquences sur le bilan hydrologique, Ecole Nationale du Génie Rural, des Eaux et Forêts, Montpellier, 2002.



Jain, A. and Kumar, S.: Dissection of trained neural network hydrologic models for knowledge extraction, *Water Resour. Res.*, 45(7), W07420, doi:10.1029/2008WR007194, 2009.

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

Jeannin, P.-Y. and Zwahlen, F.: Structure et comportement hydraulique des aquifères karstiques, Université de Neuchâtel, Speleo Projects, Bâle., 1998.

Josnin, J.-Y.: Influence de la tectonique quaternaire sur la structure de deux aquifères karstiques du Languedoc (France), *Eclogae Geol. Helvetiae*, (94), 173–184, 2001.

Jourde, H., Roesch, A., Guinot, V. and Bailly-Comte, V.: Dynamics and contribution of karst groundwater to surface flow during Mediterranean flood, *Environ. Geol.*, 51(5), 725–730, doi:10.1007/s00254-006-0386-y, 2007.

Karam, Y.: Essais de modélisation des écoulements dans un aquifère karstique : exemple de la source du Lez (Hérault, France), Montpellier 2. [online] Available from: <http://www.theses.fr/1989MON20031> (Accessed 11 June 2015), 1989.

Kingston, G. B., Maier, H. R. and Lambert, M. F.: A Probabilistic Method for Assisting Knowledge Extraction from Artificial Neural Networks Used for Hydrological Prediction, *Math Comput Model*, 44(5-6), 499–512, doi:10.1016/j.mcm.2006.01.008, 2006.

Kitanidis, P. K. and Bras, R. L.: Real-time forecasting with a conceptual hydrologic model: 2. Applications and results, *Water Resour. Res.*, 16(6), 1034–1044, doi:10.1029/WR016i006p01034, 1980.

Kong-A-Siou, L.: Modélisation des crues de bassins karstiques par réseaux de neurones. Cas du bassin du Lez (France), Université Montpellier II-Sciences et Techniques du Languedoc. [online] Available from: <http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00649103/> (Accessed 8 December 2014), 2011.

Kong-A-Siou, L., Johannet, A., Borrell, V. and Pistre, S.: Complexity selection of a neural network model for karst flood forecasting: The case of the Lez Basin (southern France), *J. Hydrol.*, 403(3–4), 367–380, doi:10.1016/j.jhydrol.2011.04.015, 2011.

Kong-A-Siou, L., Cros, K., Johannet, A., Borrell-Estupina, V. and Pistre, S.: KnoX method, or Knowledge eXtraction from neural network model. Case study on the Lez karst aquifer (southern France), *J. Hydrol.*, 507, 19–32, doi:10.1016/j.jhydrol.2013.10.011, 2013.

Krajewski, W. F., Lakshmi, V., Georgakakos, K. P. and Jain, S. C.: A Monte Carlo Study of rainfall sampling effect on a distributed catchment model, *Water Resour. Res.*, 27(1), 119–128, doi:10.1029/90WR01977, 1991.

Le Lay, M. and Saulnier, G.-M.: Exploring the signature of climate and landscape spatial variabilities in flash flood events: Case of the 8–9 September 2002 Cévennes-Vivarais catastrophic event, *Geophys. Res. Lett.*, 34(13), 2007.

Lebel, T., Bastin, G., Obled, C. and Creutin, J. D.: On the accuracy of areal rainfall estimation: A case study, *Water Resour. Res.*, 23(11), 2123–2134, doi:10.1029/WR023i011p02123, 1987.

Lefrou, C., Martin, X., Labarthe, J.-P., Varret, J., Maziere, B., Tordjeman, R. and Feunteun, R.: Les crues des 12, 13 et 14 novembre 1999 dans les départements de l'Aude, de l'Hérault, des Pyrénées-Orientales et du Tarn, Inspection générale de l'Environnement, Paris, France, 2000.

Llasat-Botija, M.: Influencia de la orografía y de la inestabilidad convectiva en la distribución espacial de lluvias extremas en Cataluña, *Acta Geológica Hispánica*, 25(3), 197–208, 1990.

Llasat, M. C., Llasat-Botija, M., Prat, M. A., Porcú, F., Price, C., Mugnai, A., Lagouvardos, K., Kotroni, V., Katsanos, D., Michaelides, S. and others: High-impact floods and flash floods in Mediterranean countries: the FLASH preliminary database, *Adv. Geosci.*, 23(23), 47–55, 2010.

Lyon, S. W., Walter, M. T., Gérard-Marchant, P. and Steenhuis, T. S.: Using a topographic index to distribute variable source area runoff predicted with the SCS curve-number equation, *Hydrol. Process.*, 18(15), 2757–2771, doi:10.1002/hyp.1494, 2004.

Maier, H. R., Jain, A., Dandy, G. C. and Sudheer, K. P.: Methods used for the development of neural networks for the prediction of water resource variables in river systems: Current status and future directions, *Environ. Model. Softw.*, 25(8), 891–909, doi:10.1016/j.envsoft.2010.02.003, 2010.

Marchandise, A.: Modélisation hydrologique distribuée sur le Gardon d'Anduze; étude comparative de différents modèles pluie-débit, extrapolation de la normale à l'extrême et tests d'hypothèses sur les processus hydrologiques, Université Montpellier II-Sciences et Techniques du Languedoc, 2007.

Marchi, L., Borga, M., Preciso, E. and Gaume, E.: Characterisation of selected extreme flash floods in Europe and implications for flood risk management, *J. Hydrol.*, 394(1-2), 118–133, doi:10.1016/j.jhydrol.2010.07.017, 2010.

Marjolet, G. and Salado, J.: Le système karstique de la source du Lez (Hérault), Méditerranée, 32(1), 71–83, doi:10.3406/medit.1978.1771, 1978.

Montz, B. E. and Grunfest, E.: Flash flood mitigation: recommendations for research and applications, *Glob. Environ. Change Part B Environ. Hazards*, 4(1), 15–22, doi:10.1016/S1464-2867(02)00011-6, 2002.

Moussa, R.: Variabilité spatio-temporelle et modélisation hydrologique : application au bassin du Gardon d'Anduze, Université Montpellier II-Sciences et Techniques du Languedoc, Montpellier, 1 January. [online] Available from: <http://www.theses.fr/1991MON20100> (Accessed 28 May 2015), 1991.

Moussa, R.: When monstrosity can be beautiful while normality can be ugly: assessing the performance of event-based flood models, *Hydrol. Sci. J. - J. Sci. Hydrol.*, 55, 1074–1084, doi:<http://dx.doi.org/10.1080/02626667.2010.505893>, 2010.

Moussa, R., Chahinian, N. and Bocquillon, C.: Distributed hydrological modelling of a Mediterranean mountainous catchment – Model construction and multi-site validation, *J. Hydrol.*, 337(1–2), 35–51, doi:10.1016/j.jhydrol.2007.01.028, 2007.

Munich Re: 10th year · 2003 Annual review: Natural catastrophes in 2002, Munich, Allemagne. [online] Available from: [http://ipcc-wg2.gov/njlite\\_download.php?id=6219](http://ipcc-wg2.gov/njlite_download.php?id=6219) (Accessed 24 March 2015), 2002.

Musy, A. and Higy, C.: *Hydrologie : 1 Une science de la nature*, Presses polytechniques universitaires romandes., 2004.

Musy, A. and Soutter, M.: *Physique du sol*, PPUR presses polytechniques, 1991.

Nash, Je. and Sutcliffe, J. V.: River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles, *J. Hydrol.*, 10(3), 282–290, 1970.

Nerrand, O., Roussel-Ragot, P., Personnaz, L., Dreyfus, G. and Marcos, S.: Neural networks and nonlinear adaptive filtering: unifying concepts and new algorithms, *Neural Comput.*, 5(2), 165–199, 1993.

Obled, C., Wendling, J. and Beven, K.: The sensitivity of hydrological models to spatial rainfall patterns: an evaluation using observed data, *J. Hydrol.*, 159(1–4), 305–333, doi:10.1016/0022-1694(94)90263-1, 1994.

Olden, J. D. and Jackson, D. A.: Illuminating the “black box”: a randomization approach for understanding variable contributions in artificial neural networks, *Ecol. Model.*, 154(1), 135–150, 2002.

Price, C., Yair, Y., Mugnai, A., Lagouvardos, K., Llasat, M. C., Michaelides, S., Dayan, U., Dietrich, S., Galanti, E., Garrote, L., Harats, N., Katsanos, D., Kohn, M., Kotroni, V., Llasat-Botija, M., Lynn, B., Mediero, L., Morin, E., Nicolaidis, K., Rozalis, S., Savvidou, K. and Ziv, B.: The FLASH Project: using lightning data to better understand and predict flash floods, *Environ. Sci. Policy*, 14(7), 898–911, doi:10.1016/j.envsci.2011.03.004, 2011.

Quinif, Y. and Bruxelles, L.: L’altération de type « fantôme de roche » : processus, évolution et implications pour la karstification, *Géomorphologie Relief Process. Environ.*, (4/2011), 349–358, doi:10.4000/geomorphologie.9555, 2011.

Rasmussen, T. C., Baldwin, R. H., Dowd, J. F. and Williams, A. G.: Tracer vs. Pressure Wave Velocities through Unsaturated Saprolite, *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 64(1), 75, doi:10.2136/sssaj2000.64175x, 2000.

Réméniéras, G.: *L’hydrologie de l’ingénieur*, Eyrolles, Paris, 1960.

Sempere-Torres, D.: Calcul de la lame d’eau ruisselée dans les modèles pluie-débit-limitation des approches globales et introduction de manière simplifiée de la topographie et de la variabilité spatiale des pluies-application aux bassins versants du Gardon d’Anduze et du Real Collobrier, Grenoble, Institut des mécaniques de Grenoble, Grenoble., 1990.

Sene, K.: *Flash Floods: Forecasting and Warning*, Springer, Dordrecht; New York., 2012.

Shannon, C. E.: Communication in the presence of noise, *Proc IEEE*, 86(2), 447–457, 1998.

SIEE: Validation des relevés hydrométriques de l'événement des 8 & 9 septembre 2002, Direction Départementale de l'Équipement du Gard, 2004.

Sjöberg, J., Zhang, Q., Ljung, L., Benveniste, A., Delyon, B., Glorennec, P.-Y., Hjalmarsson, H. and Juditsky, A.: Nonlinear black-box modeling in system identification: a unified overview, *Automatica*, 31(12), 1691–1724, doi:10.1016/0005-1098(95)00120-8, 1995.

Stone, M.: Cross-Validatory Choice and Assessment of Statistical Predictions, *J. R. Stat. Soc. Ser. B Methodol.*, 36(2), 111–147, doi:10.2307/2984809, 1974.

Taver, V.: Caractérisation et modélisation hydrodynamique des karsts par réseaux de neurones: Application à l'hydrosystème du Lez, Université Montpellier II-Sciences et Techniques du Languedoc., 2014.

Toukourou, M.: Application de l'apprentissage artificiel à la prévision des crues éclair. Thèse Ecole des mines de Paris, 2009.

Toukourou, M., Johannet, A., Dreyfus, G. and Ayrat, P.-A.: Rainfall-runoff modeling of flash floods in the absence of rainfall forecasts: the case of "Cévenol flash floods," *Appl. Intell.*, 35(2), 178–189, doi:10.1007/s10489-010-0210-y, 2011.

Toukourou, M. S., Johannet, A. and Dreyfus, G.: Flash Flood Forecasting by Statistical Learning in the Absence of Rainfall Forecast: A Case Study, in *Engineering Applications of Neural Networks*, edited by D. Palmer-Brown, C. Draganova, E. Pimenidis, and H. Mouratidis, pp. 98–107, Springer Berlin Heidelberg. [online] Available from: [http://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-03969-0\\_10](http://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-03969-0_10) (Accessed 8 December 2014), 2009.

Tramblay, Y., Bouvier, C., Ayrat, P.-A. and Marchandise, A.: Impact of rainfall spatial distribution on rainfall-runoff modelling efficiency and initial soil moisture conditions estimation, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 11(1), 157–170, doi:10.5194/nhess-11-157-2011, 2011.

Troutman, B. M.: Runoff prediction errors and bias in parameter estimation induced by spatial variability of precipitation, *Water Resour. Res.*, 19(3), 791–810, doi:10.1029/WR019i003p00791, 1983.

Vinet, F., Boissier, L. and Defosse, S.: La mortalité comme expression de la vulnérabilité humaine face aux catastrophes naturelles: deux inondations récentes en France (Xynthia, Var, 2010), *Vertigo- Rev. Électronique En Sci. Environ.*, 11(2) [online] Available from: <https://vertigo.revues.org/11074?lang=fr> (Accessed 4 September 2015), 2011.

Wagener, T., Boyle, D. P., Lees, M. J., Wheater, H. S., Gupta, H. V. and Sorooshian, S.: A framework for development and application of hydrological models, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 5(1), 13–26, 2001.

Wheater, H. S., Jakeman, A. J. and Beven, K.: Progress and directions in rainfall-runoff modelling, in *Modelling Change in Environmental Systems*, pp. 101–132, A.J. Jakeman, M.B. Beck and M.J. McAleer., 1993.



# Annexe 1

## Base de données hydrométéorologique sur le bassin versant du Gardon d'Anduze

Evénement	Date	Hauteur d'eau maximum (m)	Débit maximum ( $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ )	Cumule de pluie (mm)	Vigilance crue
101	20 au 23 sept. 1992	3,59	461	163	vert/jaune
104	21 au 23 sept. 1993	2,56	241	182	vert
105	16 au 18 oct. 1993	1,54	92	109	vert
106	31 oct. au 6 nov. 1993	1,89	135	230	vert
1	21 au 24 sept. 1994	3,71	491	298	vert/jaune
110	18 au 22 oct. 1994	4,38	675	366	jaune
111	1 au 6 nov. 1994	3,82	520	335	vert/jaune
3	2 au 6 oct. 1995	5,34	975	269	jaune
4	13 au 15 oct. 1995	5,00	864	213	jaune
5	24 au 28 nov. 1995	2,83	291	175	vert
6	11 au 14 jan. 1996	3,55	450	263	vert/jaune
118	27 au 30 jan. 1996	2,57	242	142	vert
122	18 au 20 sept. 1996	1,96	145	205	vert
123	3 au 10 sept. 1996	1,22	58	205	vert
9	5 au 8 oct. 1997	2,01	152	129	vert
127	3 au 7 nov. 1997	4,20	624	350	jaune
128	24 au 28 nov. 1997	2,58	244	135	vert
129	15 au 21 déc. 1997	5,37	985	403	jaune
130	12 au 15 jan. 1998	3,75	502	121	vert/jaune
131	14 au 17 avr. 1998	3,02	329	128	vert
132	29 avr. au 2 mai 1998	3,11	348	179	vert
133	27 au 29 mai 1998	3,48	433	177	vert
134	25 au 28 sept. 1998	1,83	127	137	vert
11	16 au 20 mai 1999	3,54	448	175	vert/jaune
138	19 au 22 oct. 1999	3,64	473	259	vert/jaune
13	28 sept. au 1 oct. 2000	4,80	801	215	jaune
140	11 au 15 nov. 2000	2,77	279	137	vert
19	8 au 10 sept. 2002	9,88	2965	285	rouge
201	8 au 12 oct. 2002	3,09	343	158	vert
202	23 au 26 nov. 2002	3,87	533	146	vert/jaune
203	9 au 14 déc. 2002	3,65	476	177	vert/jaune

Evénement	Date	Hauteur d'eau maximum (m)	Débit maximum (m <sup>3</sup> .s <sup>-1</sup> )	Cumule de pluie (mm)	Vigilance crue
204	30 sept. au 2 oct. 2003	3,20	366	143	vert
20	15 au 18 nov. 2003	3,80	516	143	vert/jaune
206	30 nov. au 5 déc. 2003	5,37	986	244	jaune
207	20 au 24 fév. 2004	1,76	118	113	vert
208	29 mar. au 4 avr. 2004	3,39	410	207	vert
209	28 avr. au 1 mai 2004	3,52	442	195	vert/jaune
210	26 au 30 oct. 2004	2,62	251	169	vert
211	5 au 10 sept. 2005	2,06	159	203	vert
212	27 au 31 jan. 2006	3,16	358	183	vert
213	13 au 16 sept. 2006	1,00	39	115	vert
22	23 au 26 sept. 2006	2,27	192	84	vert
23	18 au 21 oct. 2006	6,49	1388	210	jaune/orange
24	15 au 18 nov. 2006	2,73	272	87	vert
25	19 au 25 nov. 2007	2,67	261	228	vert
214	1 au 8 jan. 2008	2,66	258	188	vert
216	17 au 22 avr. 2008	2,62	251	183	vert
217	14 au 19 mai 2008	2,04	156	93	vert
26	20 au 23 oct. 2008	5,52	1035	152	jaune
27	31 oct. au 4 nov. 2008	5,52	1037	282	jaune
218	13 au 16 déc. 2008	2,25	188	75	vert
219	17 au 18 sept. 2014	5,68	1091	171	jaune
220	19 au 20 sept 2014	3,66	478	44	vert/jaune
221	10 au 11 oct. 2014	6,00	1206	74	jaune/orange
222	11 au 13 oct. 2014	4,33	661	72	jaune
223	14 au 15 oct. 2014	2,59	246	25	vert
224	2 au 5 nov. 2014	2,09	164	90	vert
225	14 au 16 nov. 2014	4,30	652	100	jaune
226	27 au 29 nov. 2014	3,25	378	96	vert
227	29 nov. au 1 déc. 2014	2,48	227	46	vert

## Annexe 2

### Base de données hydrométéorologique sur l'hydrosystème du Lez

Evénement	Date	Débit maximum ( $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ )	Cumule de pluie (mm)
1	24 - 27 aout 2002	7	128
2	08 - 09 sept. 2002	112	171
3	08 - 13 oct. 2002	45	118
4	09 - 13 déc. 2002	384	245
5	15 - 18 nov. 2003	68	86
6	23 - 25 nov. 2003	95	51
7	01 - 05 déc. 2003	438	234
8	05 - 07 sept. 2005	480	144
9	27 - 31 jan. 2006	53	117
10	13 - 15 sept. 2006	25	147
11	23 - 26 sept. 2006	23	85
12	02 - 07 mai 2007	9	88
13	20 - 21 oct. 2008	114	123
14	21 - 22 oct. 2008	104	72
15	01 - 08 nov. 2008	31	127
16	02 - 04 fév. 2009	138	182
17	27 - 29 mars 2013	111	142
18	29 - 30 sept. 2014	356	280
19	06 - 07 oct. 2014	496	262
20	10 - 11 oct. 2014	64	58





## Annexe 3

Modélisation par réseaux de neurones et analyses hydrogéochimiques pour comprendre et prévoir les composantes karstique et non karstique des crues rapides (Cas de la Rivière Lez, Sud de la France)



# Neural network modeling and geochemical water analyses to understand and forecast karst and non-karst part of flash floods (case study on the Lez River, Southern France)

T. Darras<sup>1,2</sup>, F. Raynaud<sup>2</sup>, V. Borrell Estupina<sup>2</sup>, L. Kong-A-Siou<sup>3</sup>, S. Van-Exter<sup>4</sup>, B. Vayssade<sup>1</sup>, A. Johannet<sup>1</sup>, and S. Pistre<sup>2</sup>

(1) École des mines d'Alès, 6 avenue de Clavières, 30319 Alès CEDEX, France

(2) Hydrosociences Montpellier, Université de Montpellier II, 2 Place Eugène Bataillon, 34095 Montpellier CEDEX 5, France

(3) MAYANE S.A.R.L., 173 chemin de Fescau, 34980 Montferrier-sur-Lez, France

(4) Hydrosociences Montpellier, CNRS, Montpellier, 2 Place Eugène Bataillon, 34095 Montpellier CEDEX 5, France

**Abstract.** Flash floods forecasting in the Mediterranean area is a major economic and societal issue. Specifically, considering karst basins, heterogeneous structure and nonlinear behaviour make the flash flood forecasting very difficult. In this context, this work proposes a methodology to estimate the contribution from karst and non-karst components using toolbox including neural networks and various hydrological methods. The chosen case study is the flash flooding of the *Lez* river, known for his complex behaviour and huge stakes, at the gauge station of *Lavalette*, upstream of *Montpellier* (400 000 inhabitants). After application of the proposed methodology, discharge at the station of *Lavalette* is spited between hydrographs of karst flood and surface runoff, for the 2 events of 2014. Generalizing the method to future events will allow designing forecasting models specifically for karst and surface flood increasing by this way the reliability of the forecasts.

## 1. Introduction

Flash floods are intense and sudden hydrologic responses of small basins to huge rainfall events. During the past 20 year in southern France they caused more than 100 fatalities and several billions euros of damages. Although, numerous studies have been devoted to flash flooding, hydrologic mechanisms generating flash floods are yet misunderstood. Specifically in case of mixed, karst/non-karst basins, the role of the karst part of the basin is generally unknown. In this context, the aim of this study is thus to improve understanding of karst hydrosystems behaviour during flash flooding. As generally karst basins boundaries are not superposed to those of the surface watershed and have different dynamics, it seems interesting to estimate two different floods: the surface flood and the underground flood, both being finally blended in rivers. To this end, and as it is generally impossible to achieve these measurement on flash floods downstream of the basin, because of the intensity of flood, we propose in this study a methodology which allows to propagate measurements made on or near karst springs (lower discharge) to build discharge at the outlet of the considered basin. First we propose to build a conceptual model of the hydrosystem behaviour (surface watershed and underground basin) and a mathematical expression of the mixture of the two kinds of water. After that, chemical analysis of water near principal karst springs (if there are several springs) allows to estimate relative karst and non-karst contributions to flood. Third, floods

coming from different parts of the watershed are propagated towards the outlet using hydrologic models, and the model of mixture elaborated in the first part is used to estimate the total contribution of karst and no-karst parts of the flood. To illustrate the methodology, a case-study is chosen on the *Lez* hydrosystem, well known for its flash floods and important karst role. The *Lez* karst river crosses the conurbation of Montpellier (400 000 inhabitants), providing great damages, and is subjected to strongly heterogeneous and anisotropic water circulation providing highly nonlinear hydrodynamic behaviour. The paper is thus organized as follows: first, in Sect. 2, the *Lez* hydrosystem is presented in order to introduce the design of the postulated model and the rainfall-runoff series. In Sect. 3 the behaviour of the hydrosystem is designed thanks to an original utilization of neural networks modelling. In Sect. 4 the propagation of both karst water and surface water is done up to the gauge station of *Lavalette*. Section 5 allows proposing hydrographs visualizing karst and non-karst contributions. It must be underlined that this study suffers from a lot of approximations and uncertainties due to the lack of measurements; nevertheless it represents a mandatory work preliminary to field works and exhaustive data acquisitions.

Targeted field works and measurements, combined with proposed methodology will lead to more accurate estimation of karst contribution to floods, and by this way, to flash flood forecasting improvement.

### 1.1. Case study: the Lez aquifer

The *Lez* aquifer is a Mediterranean karst system located in southeastern France, upstream *Montpellier* (Fig. f.1). The *Lez* Spring is the main outlet of this aquifer and the *Lez* River crosses *Montpellier* conurbation. Several intermittent springs also exist, among which the *Lirou* Spring is the most important. In this work we will take in consideration the *Lez* watershed at *Lavalette* station, at the entrance of *Montpellier*, about 120 km<sup>2</sup>, its sub-watershed, the *Triadou* watershed, outlet of the *Triadou* Spring, about 85 km<sup>2</sup>; and the hydrogeologic basin of around 380 (Bérard, 1983) (Fig. f.1).

### 1.2. Geological settings

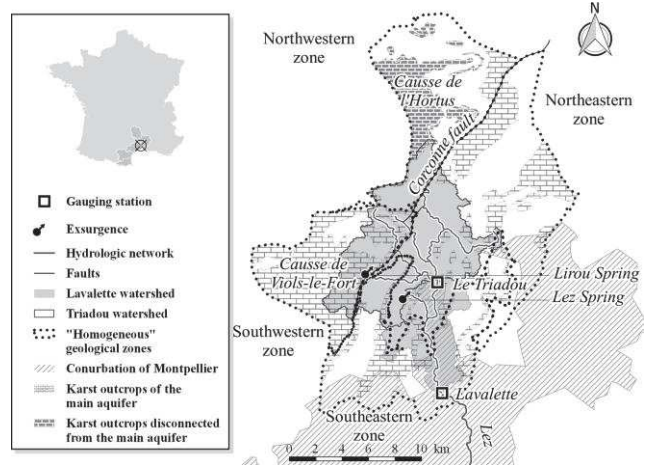
As most of karst system, the *Lez* system is composed of karst and non-karst components. The karst component is principally located in the northwestern part of the system. It is composed of Cretaceous and Jurassic carbonate rocks. These formations widely outcrop and form the calcareous plateaus of both *Causse de l'Hortus* and *Causse de Viols-le-Fort* (Fig. f.1). The *Causse de l'Hortus* is a perched aquifer. The southeastern part of the system, principally impervious, is composed of Eocene formations as carbonates and clays, and tertiary formations as sandstones, and conglomerates. The major *Corconne* fault crosses the *Lez* hydrogeological basin leading to contrasted hydrogeological behaviours.

### 1.3. Hydrogeological settings

The principal aquifer stands in well karstified upper Jurassic and lower Cretaceous limestones. Its bottom limit is the marl and marly limestone layer of the Callovo-Oxfordian formation. Under this layer, thick from 20 to 150 m, stands the middle Jurassic limestone and dolomite aquifer (Bérard, 1983; Marjolet and Salado, 1978). Tectonic accidents affecting the Callovo-Oxfordian layer make water circulation between the both aquifer possible. This water exchanges are not accurately quantified. However, Caetano Bicalho (2010) and Marjolet and Salado (1978) has assessed proportion of water at the *Lez* Spring coming from the deepest aquifer using both major and trace elements measurements. The principal aquifer outcrops at the South-West of *Lez* system (*Causse de Viols-le-Fort*). Its upper boundary is the lower Valanginian, which outcrops on eastern and northern parts of the *Lez* system (Fig. f.1). The karst aquifer is thus confined under these impervious layers. Infiltration downward aquifer mainly occurred in its southwestern part.

### 1.4. Underground circulations

The *Corconne* Fault has contrasted roles: in the South part of the basin it behaves as a dam between eastern and western parts of the aquifer. In the North part, it has a drain role thanks to several sinkholes along the fault and its satellites. Communication between northwestern part towards the Spring were proved by coloration experiments (Marjolet and Salado, 1978). Based on these findings, a zone division of the *Lez* basin in four parts has been



**Figure f.1.** Map of the *Lez* hydrosystem with location of *Le Triadou* and *Lavalette* gauging station, *Lez* Spring and *Lirou* Spring.

proposed by Kong-A-Siou et al. (2013) (Fig. f.1). The geological composition of each zone is assumed to be “homogeneous”, which means that geological similarity is greater inside each zone than outside. The east-western division is based on *Corconne* Fault. On the western side of the basin, south-north division has been drawn based on *Causse de Viols-le-Fort* boundary. On eastern side south-north division has been drawn thanks to infiltration properties based on high density of fractures.

### 1.5. Climate and meteorology

The *Lez* climate is Mediterranean, characterized by two rainy seasons during spring and autumn. Mediterranean rainy events are generally intense and localized providing heterogeneous rainfalls. Heterogeneous rainfall increases thus the sensitivity of the hydrologic response to the location of the rainfalls. It is thus necessary to be able to consider the location of rainfalls and the role of karst and non-karst parts of the basin on infiltration properties.

### 1.6. Database

Database contains one-hour time step data: (i) rainfalls at 5 rain gauges inside or near the basin in order to take into account the heterogeneity of rainfalls, and discharges at *Lavalette* for 15 intense floods before 2010, and 3 intense floods after 2010. Moreover chemical data are available only for the two last events of 2014 (Table f.1). Table f.1 focuses on the last events which were investigated in the present work.

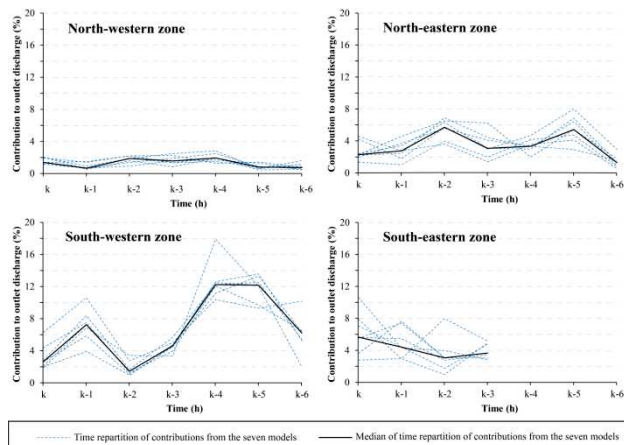
### 1.7. Lez Flash floods at Lavalette

Operational flash flood forecasting and early-warning constitute an important field of research (Borga et al., 2011; Price et al., 2011). The task is difficult due to: (i) the lack of knowledge about hydrological processes involved in flash flooding (ii) uncertainty on the rain forecasts, (iii) great noise and uncertainty on measurements especially for the flood peak. In karst system these difficulties are increased due to the necessity to take into account underground process as karst can reduce or increase flood, depending on its saturation prior the event (Jourde et al., 2007; De Waele et al., 2010; Bailly-Comte et al., 2011; Coustau et al., 2012) at the *Lavalette* station. Regarding the *Lez* floods at *Lavalette* and considering the high velocity of flash flood

genesis, it can be assumed that runoff is the major contributor. Nevertheless, the karst contribution is significant and can worsen significantly the flood. We thus propose a methodology able to estimate separately karst flood and surface flood in order to design two different predictors, for example with neural networks models, as shown by Kong-A-Siou et al. (2011a). The methodology proposes several steps each one achieved and described in this paper in a specific section: (i) establishment of the conceptual model of the basin behaviour (surface and karst), (ii) chemical analysis in order to quantify karst and non karst water, at key points of the basin, were floods don't prevent from making measurements in safe conditions, (iii) propagation of karst and non karst flood up to the outlet of the watershed, and finally (iv) reconstitution of the both karst and non karst floods.

### 1.8. Elaboration of the conceptual model of the Lez hydrosystem

Conceptual modelling of the *Lez* hydrosystem behaviour using neural networks (KnoX method) (Kong-A-Siou et al., 2013) proposed a method able to estimate the contribution of each one of the four zones of the *Lez* basin to the discharge at the *Lez* Spring, with daily time step. It appeared that the two northern zones were the most contributory zones to the discharge, sometimes with a 3-day time transfer. Darras et al. (2014) revisited this work at different time and space scales: time step was the hour and only flash floods on the whole basin at *Lavalette* were considered. The discharge at *Lavalette* have thus been simulated using artificial neural network fed by mean rainfall, for each of the four zones on several previous time steps, and the previous observed discharge (feed-forward model). The time window widths of previous rainfalls have been sized using method used by Kong-A-Siou et al. (2011b). Table f.2 shows the temporal window width of each rainfall zone. Then, as proposed by Kong-A-Siou et al. (2013), model parameters have been analysed to establish contribution of each zone, at each time step of their temporal window width. One can note on Fig. f.2 that northwestern zone (Causse de *l'Hortus*) has the least contribution and, considering uncertainties on the data, can consequently be excluded from the model. The main contributor is the southwestern zone (almost 50% on the whole rainfall contribution). The northeastern and southwestern zones both show two peaks of contribution. It seems coherent to attribute the first peak to the surface runoff and the second peak to the karst one, which is slower. One can note that northeastern and southwestern zones are both upstream *Le Triadou*. We thus assume that water at *Le Triadou* is composed of karst and surface water. Moreover downstream *Le Triadou* the watershed is mainly impervious (southeastern zone) with negligible karst/surface interaction, except the contribution of the *Lez* spring. The conceptual behaviour of the hydrosystem for flash flooding is thus the following: water coming from the northwestern zone can be neglected, floods coming from both southwestern and northeastern zones are composed of karst water and non-karst water, in unknown proportions, presumably depending on location of rainfalls. The major contribution comes logically from the southeastern impervious zone.



**Figure f.2.** Median and total spread (%) of respectively northwestern, northeastern, southwestern and southeastern zone contributions versus time.

### 1.9. Blending model at Lavalette

Based on the previously presented conceptual understanding of the *Lez* hydrosystem, a simple model of water blending is proposed. The *Le Triadou* blend is expressed in Eq. f.1:

$$Q_L = Q_T^{prop} + Q_S^{prop} + Q_R \quad (f.1)$$

where  $Q_L$  is the discharge at *Lavalette*,  $Q_T^{prop}$  is the propagated discharge from *Le Triadou* to *Lavalette*,  $Q_S^{prop}$  is the propagated discharge from *Lez* Spring to *Lavalette* and  $Q_R$  is the additional runoff between *Le Triadou* and *Lavalette*.  $Q_L$  is known,  $Q_R$  is unknown,  $Q_T^{prop}$  and  $Q_S^{prop}$  can be deduced from known discharges at *Le Triadou* and *Lez* Spring by a propagation law. To this end we estimated the distances (10 km) and slopes (3%) between the both stations of *Le Triadou* and *Lez* Spring to the *Lavalette* station. It appeared that as both are equivalent, the same propagation function is then applied to both hydrographs. This propagation was performed using a convolution between the hydrograph and a Gaussian function applied each time step on the 10 previous time steps. After that it could thus be possible to deduce the unknown surface runoff between *Le Triadou* and *Lavalette* from Eq. (f.1). Unhappily some negative values appeared which are difficult to explain, as the watershed is essentially impervious in this part of the hydrosystem. Nevertheless, because of the high uncertainty on discharge estimation we proposed to smooth this additional runoff as shown in Fig. f.3. Figure f.3 shows the smoothed hydrographs of additional runoff, of the event on 29 September and 6 October 2014. One can note that the additional runoff of the October event didn't necessitate smoothing. Maybe this is due to the fact that soils were very wet thanks to the September event.

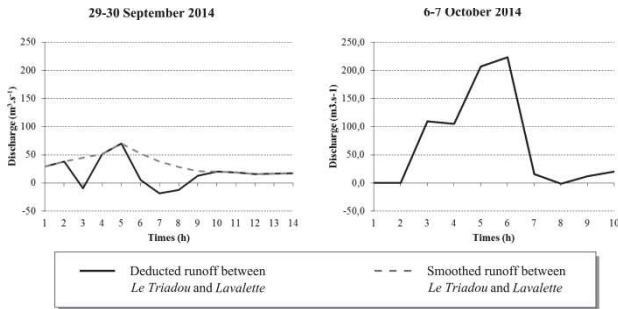
In order to estimate karst contribution and runoff contribution to the flood, and because this measurement was impossible to proceed at *Lavalette* station, Raynaud et al. (2015) proposed two functions to evaluate the karst contribution of the discharge at *Le Triadou* during rise and decrease of the hydrograph. Equations (f.2) and (f.3) provide the relation applied for the rise and the recession of the hydrograph.

**Table f.1.** Dates, peak discharges at *Le Triadou* and *Lavalette* gauging stations and mean cumulative rainfalls.

Dates	Peaks discharges at <i>Lavalette</i> ( $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ )	Peaks discharges at <i>Le Triadou</i> ( $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ )	Mean cumulative rainfalls (mm)
29 - 30 September 2014	388	370	149
06 - 07 October 2014	538	445	143

**Table f.2.** Temporal window width and contribution of each zone to discharge at *Lavalette*.

	northwestern rainfall	northeastern rainfall	southwestern rainfall	southeastern rainfall	Discharge at <i>Lavalette</i>
Temporal window width	$k$ to $k-6$	$k$ to $k-6$	$k$ to $k-6$	$k$ to $k-3$	Only $k-1$
Contribution to discharge	9%	26%	47%	18%	-

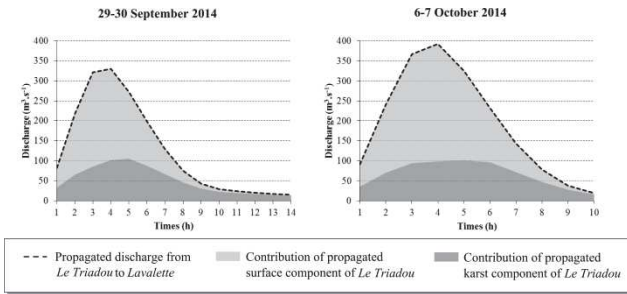


**Figure f.3.** Additional runoff between *Le Triadou* and *Lavalette*

$$Q_T^K = 152.08 Q_T^{-0.302}, \quad \forall Q_T > 15 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}, \quad (\text{f.2})$$

$$Q_T^K = -17.59 \ln(Q_T) + 137.39, \quad \forall Q_T > 15 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}, \quad (\text{f.3})$$

where  $Q_K^T$  is the karst component of the discharge at *Le Triadou* and  $Q_T$  is the total discharge at *Le Triadou*.



**Figure f.4.** Karst and surface contributions for propagated floods of *Le Triadou* according Eq. 2 and Eq.3.

One can thus see on Fig. f.4 the repartition of karst and surface contributions to the flood of the events of 29 September and 6 October 2014. One can distinguish a kind of saturation of the karst contribution around  $100 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ . Regarding the *Lez* Spring, one can consider that the discharge is fully karst water as spring is situated in a principally impervious zone. The karst and surface contributions at *Lavalette* are then calculated respectively using Eqs. (f.4) and Eq. (f.5). Equation (f.4) expresses that the karst water at *Lavalette* comes from the whole water of the *Lez* Spring and the karst part of the *Le Triadou* discharge, both propagated. Regarding Eq. (f.5), it

expresses that the non-karst water at *Lavalette* comes from the surface runoff and the part of non-karst water propagated from *Le Triadou*.

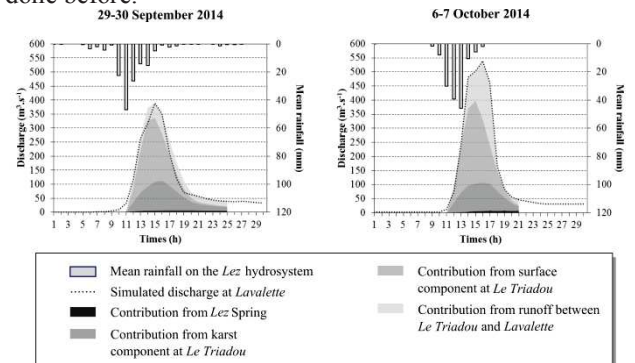
$$Q_L^K = Q_{T^K}^{prop} + Q_S^{prop}, \quad \forall Q_T > 15 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}, \quad (\text{f.4})$$

$$Q_L^S = Q_{T^S}^{prop} + Q_R, \quad \forall Q_T > 15 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}, \quad (\text{f.5})$$

where  $Q_L^K$  and  $Q_L^S$  are respectively the karst and surface contributions at *Lavalette* and  $Q_{T^K}^{prop}$  and  $Q_{T^S}^{prop}$  are respectively the karst and surface contributions of the discharge propagated from *Le Triadou* to *Lavalette*.

#### 1.10. Karst and surface contribution at *Lavalette*

The karst and surface contributions to the discharge at *Lavalette* were proposed for both events of 29 September and 6 October 2014. The karst contribution and runoff contributions were calculated respectively following Eqs. (f.4) and (f.5). Fig. f.5 shows hydrographs of the two events analysed splitted between their various origins. From bottom to top, contributions from: (i) *Lez* Spring (karst), (ii) *Le Triadou* karst component, (iii) runoff between *Le Triadou* and *Lavalette* and (iv) *Le Triadou* surface component. Regarding the event of 29–30 September 2014, the sum of the four contributions is sometimes higher than the discharge at *Lavalette*. This misfit is due to the correction of the smoothed contribution of runoff between *Le Triadou* and *Lavalette* that have been done before.



**Figure f.5.** Karst and surface contributions to the discharge at *Lavalette*.

## 2. Discussion

Concerning both events, although the second event reaches a peak discharge at  $150 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$  upper than the first one, the karst contribution reaches the same value, around  $100 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$  in both cases. It seems thus that saturation occurs for karst flood, which seems to be right. The contribution from the *Le Triadou* surface component is equivalent in both events. The main difference between both events is thus the contribution of runoff between *Le Triadou* and *Lavalette*. The application of this method to other intense events could confirm this behavior of the karst during flash floods. As the proposed methodology suffers from several approximations and hypothesis due to the lack of measurements and knowledge about the hydrosystem, we thought necessary to present the limitations of this work. First, the main limitation of this study is the choice to estimate the karst contribution at the discharge at *Le Triadou* as a part of the “total” discharge (karst and surface). This induces thus a systematic synchronization between “total” discharge and karst contribution. Consequently, the synchronization of karst and surface contributions at *Lavalette* is not well described by this method while it is known that the karst contribution has a different dynamic than surface contribution, which can be slower or faster depending on the saturation of the hydrosystem prior the event and the rainfall distribution. This drawback could be corrected by measuring directly karst water at the *Lirou* and other springs. Secondly, the estimation of runoff by difference between total discharge and karst discharge seems also to be inaccurate, probably due to the previous approximation. Third, the propagation of discharges towards the outlet of *Lavalette* adds uncertainties. Nevertheless, this method seems to provide an acceptable estimation of karst contribution at each time step. Future field works and data measurements will allow to validate it and to establish accurate karst and non-karst contributions at *Lavalette* outlet in order to be able to implement an operational flood prediction model based on neural networks.

## 3. Conclusions

Floods occurring on mixed karst and non-karst basins are very difficult to forecast because of the lack of information about the underlying processes and the different dynamics of the both floods. For this reason we proposed, in this work, a methodology able to estimate both the karst part and the nonkarst part of the flood as separate hydrographs. The *Lez* basin at *Lavalette* was chosen as a case study because of its great complexity mixing karst and surface tributaries, and because of great stakes linked to the vicinity of Montpellier conurbation (400 000 inhabitants). Based on a conceptual representation of the *Lez* hydrosystem behaviour derived from a neural network model, and on the estimation of the distribution of karst and surface components to the discharge at *Le Triadou* gauging station, we calculated discharge at *Lavalette* station. The hydrograph at *Lavalette* was split into two contributions: the first one representing karst contribution, which seems to saturate around  $100 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ ; the second one representing surface runoff. Distribution between karst and surface hydrographs seems coherent. In order to improve

flood forecasting the next step will be the forecasting of each karst and surface contributions separately using artificial neural network models. Reliability of the method could be improved by supplementary field works, specifically measurements of discharge at *Lirou* spring.

**Acknowledgements.** The authors would like to thank Bruno Janet and Arthur Marchandise from SCHAPI (Service Central d’Hydrométéorologie et d’Appui à la Prévision des Inondations), the French flood warning service which funded this study. They are also grateful to Meteo France, SPC Med-Ouest and SPC GD which provided data. Our thanks are also extended to Dominique Bertin for his extremely fruitful collaboration within the design and implementation of the Neural Network simulation tool: RnfPro.

## References

- Bérard, P.: Alimentation en eau de la ville de Montpellier. Captage de la source du Lez étude des relations entre la source et son réservoir aquifère. Rapport no 2: Détermination des unités hydrogéologiques, BRGM Montpellier, 1983.
- Borga, M., Anagnostou, E. N., Blöschl, G., and Creutin, J.D.: Flash flood forecasting, warning and risk management: the HYDRATE project, *Environ. Sci. Policy*, 14, 834–844, doi:10.1016/j.envsci.2011.05.017, 2011.
- Caetano Bicalho, C.: Hydrochemical characterization of transfers in karst aquifers by natural and anthropogenic tracers. Example of a Mediterranean karst system, the Lez karst aquifer (Southern France), PhD thesis, AgroParisTech, 2 December, available at: <https://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-00569544/document> (last access: 8 December 2014), 2010.
- Coustau, M., Bouvier, C., Borrell-Estupina, V., and Jourde, H.: Flood modelling with a distributed event-based parsimonious rainfall-runoff model: case of the karstic Lez river catchment, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 12, 1119–1133, doi:10.5194/nhess-12-1119-2012, 2012.
- Darras, T., Borrell Estupina, V., Vayssade, B., Kong-A-Siou, L., Johannet, A., and Pistre, S.: Assessment of Contribution of rainfall on “homogenous” geological zones of Lez aquifer (France) to the flash flood genesis: Application of KNOX Method: Conference FRIEND 2014, Montpellier, Communication, doi:10.13140/2.1.3872.4166, 2014.
- Jourde, H., Roesch, A., Guinot, V., and Bailly-Comte, V.: Dynamics and contribution of karst groundwater to surface flow during Mediterranean flood, *Environ. Geol.*, 51, 725–730, doi:10.1007/s00254-006-0386-y, 2007.
- Kong-A-Siou, L., Johannet, A., Borrell, V., and Pistre, S.: Complexity selection of a neural network model for karst flood forecasting: The case of the Lez Basin (southern France), *J. Hydrol.*, 403, 367–380, doi:10.1016/j.jhydrol.2011.04.015, 2011a.
- Kong-A-Siou, L., Johannet, A., Borrell-Estupina, V., and Pistre, S.: Optimization of the generalization capability for rainfall–runoff modeling by neural networks: the case of the Lez aquifer (southern France), *Environ. Earth Sci.*, 65, 2365–2375, doi:10.1007/s12665-011-1450-9, 2011b.



Kong-A-Siou, L., Cros, K., Johannet, A., Borrell-Estupina, V., and Pistre, S.: KnoX method, or Knowledge eXtraction from neural network model. Case study on the Lez karst aquifer (southern France), *J. Hydrol.*, 507, 19–32, doi:10.1016/j.jhydrol.2013.10.011, 2013.

Marchandise, A.: Modélisation hydrologique distribuée sur le Gardon d'Anduze; étude comparative de différents modèles pluie-débit, extrapolation de la normale à l'extrême et tests d'hypothèses sur les processus hydrologiques, Univ. Montp. II Montp., available at: [http://www.ohmcy.fr/Documents/theses/these\\_marchandise-old.pdf](http://www.ohmcy.fr/Documents/theses/these_marchandise-old.pdf) (last access: 8 December 2014), 2007.

Marjolet, G. and Salado, J.: Le système karstique de la source du Lez (Hérault), *Méditerranée*, 32, 71–83, doi:10.3406/medit.1978.1771, 1978.

Raynaud, F., Borrell-Estupina, V., Pistre, S., Van-Exter, S., Bourgeois, N., Dezetter, A., and Servat, E.: Combining hydraulic model, hydrogeomorphological observations and chemical analyses of surface waters to improve knowledge on karst flash floods genesis, in IUGG, Prague, 2015

# Abstract

The Mediterranean region is frequently subjected to intense rainfalls leading to flash floods. This phenomenon can cause casualties and huge material damages. Facing to this phenomenon, hydrologic forecasting is a major tool used by *Service Central d'Hydrométéorologie et d'Appui à la Prévision des Inondations* to produce flood warning.

During past decades, artificial neural networks showed their efficiency for flash flood forecasting on different type of watershed. The present thesis aims thus to contribute to the development of a generic methodology to design artificial neural networks, that is tested on *Gardon d'Anduze* and *Lez* at *Lavalette* watersheds, both displaying non-linear hydrodynamic behavior. To reduce uncertainties on forecasts, ensemble models, based on the median of forecasts calculated at each time step for an adequate number of models varying only by their initialization, have been proposed. In addition, in order to improve forecasting performances on *Gardon d'Anduze*, with artificial neural networks, we tried to introduce knowledge about the state of the watersheds before and during the flood. Several variables have thus been tested each one its turn, to select the one given the best performances. On the *Lez* karst system, that has a strongly heterogeneous structure, the *KnoX* method have been applied in order to estimate the contribution to outflow from four geographical zones displaying hydrologic and hydrogeologic behavior considered as homogeneous. Thus, the most contributive zones to the discharge zones have been identified. This will help the investigation of representing humidity variables in these zones.

The performances of models underlined that the general methodology of rainfall-runoff model conception could be applied on both basins, even though their hydrological and hydrogeological behavior are very different.

The contribution of each zone, estimated from the *KnoX* methodology, improved comprehension of *Lez* karst system during flash floods. Selection of relevant variables representing the state of the *Lez* hydrosystem will be possible thanks to this new knowledge. Performances of models developed in this study underlined the difficulty to find satisfactory models, and showed the interest of the generic methodology used to design neural network adapted to the two targeted basins.

# Résumé

Le pourtour du bassin méditerranéen subit fréquemment des épisodes de pluie diluvienne à l'origine de crues rapides pouvant provoquer de nombreuses victimes et des dégâts considérables. Afin de faire face à ce phénomène, la prévision hydrologiques, permettant au Service Central d'Hydrométéorologie et d'Appui à la Prévision des Inondations de produire des vigilances crues, tient une place centrale.

Durant les dernières décennies l'efficacité des réseaux de neurones formels pour la prévision des crues rapides a été montrée sur différents bassins versants. Les travaux menés au cours de cette thèse visent à développer une méthodologie générique de mise en œuvre de réseaux de neurones, testée sur les bassins versants du Gardon d'Anduze et du Lez à Lavalette, dont le comportement hydrodynamique est particulièrement non-linéaire. Afin de limiter l'incertitude des performances en prévision en fonction de l'initialisation du modèle, nous avons, dans un premier temps, proposé un modèle d'ensemble, basé sur la médiane à chaque pas de temps des sorties d'un nombre adéquat de modèles variant uniquement par leur initialisation. D'autre part, sur le bassin du Gardon d'Anduze, afin d'améliorer les performances des réseaux de neurones récurrents par l'introduction d'informations sur l'état du bassin versant avant et pendant l'épisode de crue, différentes variables susceptibles de représenter l'état du système ont été introduites successivement afin de sélectionner celles fournissant les modèles les plus performants. Sur le bassin karstique du Lez, dont la structure est très hétérogène, nous avons appliqué la méthode KnoX permettant d'estimer les contributions au débit à l'exutoire de 4 zones aux comportements hydrologique et hydrogéologique considérés comme *homogènes*. Ainsi les zones les plus contributives ont été identifiées ; ceci permettra dans un second temps de rechercher les variables les mieux à même de représenter l'humidité dans ces zones.

Les performances des modèles développés montrent que la méthodologie générale de conception d'un modèle pluie-débit par réseaux de neurones s'adapte de manière satisfaisante aux 2 bassins cibles dont les fonctionnements hydrologiques et hydrogéologiques sont pourtant très différents.

Certaines pistes de progrès restent à investiguer parmi lesquelles l'amélioration de l'information d'état est prépondérante.