



**Mémoire de Master 2 - recherche**  
**TERRE UNIVERS ENVIRONNEMENT**  
*Océan atmosphère Hydrologie*

**Prévision quantitative des précipitations:**

**Adaptation par une méthode d'Analogie  
de la prévision d'ensemble du CEPMMT**

*Aspects opérationnels*

Travail réalisé par : Nicolas THEVENOT

Encadrant : Abdelatif DJERBOUA

Responsable de stage : Charles OBLED



## **Remerciements**

Je tiens tout d'abord à remercier Charles OBLED qui a supervisé ce stage et grâce à qui j'ai beaucoup appris, que ce soit à son contact ou en assistant à des présentations extérieures. Il a apporté un grand intérêt à mon travail, ce qui est une source importante de motivation.

Abdelatif DJERBOUA, qui m'a initié aux joies de la programmation avec patience et qui fut toujours là pour répondre aux questions ou résoudre les problèmes d'ordre pratique ou théorique. Sans oublier qu'il m'a fait découvrir quelques traits de la culture algérienne.

Guillaume BONTRON pour la clarté de ses explications, la pertinence de ses conseils et tout le travail effectué lors de sa thèse.

Ferdinand BECK sans qui les longues heures consacrées à la reprise de certains programmes auraient pu tourner au cauchemar. Le travail à ses côtés fut bénéfique et agréable.

Je remercie les autres stagiaires notamment : Alex, Cyril, Greg, Guillaume et Pascal pour les bons moments pendant et en dehors des heures de travail.

Enfin, merci à tous les membres du LTHE, permanents, thésards et autres pour l'ambiance conviviale au sein du laboratoire.

# Sommaire

<i>Remerciements</i> .....	2
<i>Résumé</i> .....	7
<i>Abstract</i> .....	8
<i>Introduction</i> .....	9
<b>Partie I : Présentation générale</b> .....	<b>11</b>
<b>1 La prévision des précipitations par analogie</b> .....	<b>11</b>
1.1 Principe général .....	11
1.2 Historique .....	12
<b>2 Les données utilisées</b> .....	<b>12</b>
2.1 L'archive climatologique : les réanalyses .....	12
2.1.1 L'archive disponible .....	13
2.1.2 Son utilisation et ses limites.....	13
2.2 L'archive pluviométrique.....	14
2.2.1 Provenance.....	14
2.2.2 Transformation des pluies .....	14
<b>3 Qualité et utilité de la prévision</b> .....	<b>14</b>
3.1 Qualité ou utilité ?.....	14
3.2 Le score CRPS.....	15
3.3 Le score en compétence .....	15
3.3.1 Principe.....	15
3.3.2 Calcul du score CRPS de la climatologie .....	16
3.4 Score d'utilité global et optimisation .....	16
<b>4 Le choix des meilleures situations analogues</b> .....	<b>17</b>
4.1 Les variables d'analogies.....	17
4.1.1 Analogie de premier ordre .....	17
4.1.2 Analogie de second ordre.....	17
4.2 Les critères d'analogie .....	18
4.2.1 Le score de TEWELES-WOBUS .....	18
4.2.2 Le critère de distance moyenne (RMSE).....	19
4.3 La fenêtre d'analogie .....	19
4.3.1 Analogie de premier ordre .....	19
4.3.2 Analogie de second ordre.....	20
4.4 Où chercher les analogues? .....	20
4.5 Utilisation de deux ordres d'analogie .....	21
<b>Partie II :L'archive de prévisions d'ensemble du CEPMMT</b> .....	<b>23</b>
<b>1 L'archive de prévision : les données EPS (Ensemble Prediction system) du Centre Européen</b> .....	<b>23</b>
1.1 Pourquoi des prévisions d'ensembles ? .....	23
1.2 Principe .....	23
1.3 Les perturbations .....	24
1.4 La résolution.....	24
1.5 Constitution de l'archive .....	24
1.6 Dépendance vis à vis du modèle .....	25
<b>2 Analyse comparative des deux archives</b> .....	<b>25</b>
2.1 Pourquoi comparer les archives? .....	25
2.2 Humidité : la variable RHU à 850 hPa.....	26
2.2.1 Corrélation .....	26
2.2.2 Existence d'un biais .....	27
2.3 Les géopotentiels.....	28
2.4 Concordance dans le cadre de la méthode des analogues .....	29
<b>3 Mise en place des prévisions d'ensemble</b> .....	<b>30</b>
3.1 Pourquoi utiliser les prévisions d'ensemble?.....	30

3.1.1	Prendre en compte l'incertitude de prévision du modèle global .....	30
3.1.2	Qu'attend-t-on de l'introduction des prévisions EPS dans la méthode ? .....	30
<b>3.2</b>	<b>Quelques précisions sur l'utilisation des prévisions d'ensemble dans la méthode des analogues .....</b>	<b>31</b>
3.2.1	Idées de base .....	31
3.2.2	Répétition d'analogues .....	31
3.2.3	Echéance .....	32
<b>Partie III</b>	<b>: Utilisation des prévisions d'ensemble et du Contrôle.....</b>	<b>33</b>
<b>1</b>	<b>Optimisation du nombre d'analogues par traces .....</b>	<b>33</b>
1.1	Combien d'analogues par traces ? .....	33
1.2	Résultats obtenus .....	33
1.3	Evolution du nombre total d'analogues différentes retenues .....	34
1.3.1	Remarques et interprétation .....	35
<b>2</b>	<b>Prévisions d'ensemble contre prévision déterministe.....</b>	<b>35</b>
2.1	Le contrôle utilisé dans les conditions opérationnelles. ....	36
2.1.1	Comparaison avec la prévision parfaite.....	36
2.1.2	Evolution des scores avec l'échéance .....	37
2.2	Optimisation du contrôle.....	37
2.2.1	Comparer ce qui est comparable.....	37
2.2.2	Résultats.....	37
2.2.3	Interprétation.....	38
2.2.4	Evolution du score CRPS global.....	39
<b>3</b>	<b>Utilisation d'une variable de second ordre .....</b>	<b>40</b>
3.1	Optimisation du nombre d'analogues.....	40
3.1.1	Principe.....	40
3.1.2	Résultats pour le contrôle .....	40
3.1.3	Résultats pour la prévision d'ensemble .....	42
3.2	Gain d'utilité globale .....	42
3.2.1	Cas du contrôle (prévision déterministe) .....	42
3.2.2	Cas de la prévision d'ensemble .....	42
3.2.3	Interprétation et remarques .....	43
3.3	Comparaison finale.....	43
<b>4</b>	<b>Evaluation de la méthode .....</b>	<b>44</b>
4.1	Evaluation ciblée sur les journées pluvieuses.....	44
4.1.1	Choix d'un niveau d'alerte .....	44
4.1.2	Evolution du score CRPS .....	45
4.2	Etude des performances .....	46
4.2.1	Les outils.....	46
4.2.2	Les résultats .....	46
4.3	Conclusions.....	48
<b>Partie IV</b>	<b>: Emissions de prévisions. Etude de cas.....</b>	<b>49</b>
<b>1</b>	<b>Précisions sur l'interprétation de la prévision.....</b>	<b>49</b>
1.1	Biais pour les événements exceptionnels.....	49
1.2	Signification des quantiles : expertise du prévisionniste .....	49
<b>2</b>	<b>Evènement des 8 et 9 septembre 2002 sur le Gard .....</b>	<b>49</b>
2.1	Description.....	49
2.2	Evolution des prévisions.....	50
2.3	Remarques et commentaires .....	52
	<b>Conclusion et perspectives .....</b>	<b>53</b>
	<i>Bibliographie .....</i>	<i>54</i>
	<i>Annexe 1 : Bassins versants utilisés.....</i>	<i>56</i>
	<i>Annexe 2 : Récapitulatif des résultats obtenus .....</i>	<i>57</i>
	<i>Annexe 3 : Cartes de bassins.....</i>	<i>58</i>



## Résumé

Pour gérer au mieux les situations de fort risque hydrologique, les services chargés de l'exploitation de grandes infrastructures, comme EDF, mais aussi les acteurs de la prévision des crues doivent se mettre en vigilance en anticipant au maximum les événements pluviométriques importants. Les délais souhaitables vont de 1 à 5 jours voire plus si cela est possible. A ces échéances, les modèles météorologiques opérationnels sont relativement performants pour la prévision de variables dynamiques telles que les champs de pression. Mais il n'en va pas de même pour la variable précipitations.

La méthode de prévision des pluies par analogie a donc pour vocation de pallier cette relative faiblesse de la partie des modèles numériques qui calcule la pluie. On adapte donc une prévision en sortie de modèle, en partant plutôt de variables issues de la partie robuste. Pour cela, on cherche dans le passé, au sens de la circulation synoptique, les journées semblables à la journée pour laquelle on veut une prévision. On retient ensuite les précipitations observées ces jours là pour en déduire une prévision de la quantité de pluie journalière. Cette approche s'appuie évidemment sur les prévisions des variables atmosphériques, fournies par les modèles, mais elle nécessite aussi : une archive des observations de ces dernières et une archive de pluie.

Des travaux sur le sujet sont menés au LTHE (Laboratoire des Transferts en Hydrologie et Environnement) depuis plusieurs années. Une des sources récentes de progrès vient de la mise à disposition du monde de la recherche de nouvelles archives météorologiques connues sous le nom de réanalyses. Durant sa thèse, G.Bontron a utilisé les réanalyses NCEP/NCAR pour optimiser les principaux paramètres utilisés (variables d'analogie, domaine spatiale, ...). Les résultats ont cependant été obtenus en prévision parfaite, c'est à dire que toutes les données météorologiques utilisées pour l'optimisation étaient des valeurs observées issues des réanalyses. Un système de prévision opérationnel a été mis en place depuis juin 2002 en sortie du modèle américain GFS mais la période d'utilisation est trop courte pour pouvoir étudier correctement la dégradation de la prévision avec l'échéance.

Le travail décrit ci-après a été motivé par la possibilité d'acquérir une base de données de prévisions probabilistes des champs météorologiques : les prévisions d'ensemble du CEPMMT (Centre Européen de Prévisions Météorologiques à Moyen Terme). Cette archive a le double avantage d'apporter un aspect probabiliste aux prévisions synoptiques et de fournir un jeu homogène de prévisions émises par le passé sur une période suffisante pour tirer des conclusions quant à l'évolution de la prévision avec l'échéance.

On a donc intégré ces prévisions dans la méthode des analogues en utilisant les résultats obtenus par G.Bontron(2003). On a pu ensuite évaluer les prévisions et effectuer un travail de ré-optimisation de la méthode dans un contexte opérationnel, en fonction de l'échéance. Puis, on a étudié l'apport de la prévision d'ensemble sur l'utilité des prévisions par rapport à une prévision déterministe classique. Enfin, l'archive permettant de rejouer la prévision d'événements pluvieux du passé, on peut penser gagner une expertise dans le cadre de la prévision en temps réel.

**Mots clefs** : prévision quantitative des précipitations ; prévisions d'ensemble ; prévision probabiliste ; adaptation des sorties des modèles météorologiques

## **Abstract**

Quantitative precipitation forecasts for one to several days ahead are required to issue early flood warning and to anticipate accordingly the management of hydraulic structures in an optimal way. Meteorological models prove efficient to forecast general circulation at synoptic scale, while they are not really as good for the rain forecast at medium sized basin scale.

In order to improve those precipitation forecasts an approach based on analogy has been developed. It can be seen as an adaptation of meteorological models outputs namely the circulation patterns.

The method involves searching from a long meteorological archive a sample of past situations similar to the target one. The comparison is done over an optimised window covering part of Western Europe. For this restricted sample of analogous days, the corresponding sample of observed daily precipitation is extracted from a rainfall database for each catchment specifically. The rainfall expected for the target day is assumed to follow the distribution of the conditional precipitation sample built on those analogous days. Thus a probabilistic forecast usually expressed by different percentiles is provided.

Using NCEP/NCAR meteorological reanalyses, G. Bontron has re-calibrated this method. The different parameters (choice of variables, spatial domain to consider,...) have been optimised from the reanalyses data. This calibration in "perfect prog." conditions did not take into account the growing uncertainty of operational models forecasts with lead-time. Although a prototype operational forecasting system has been implemented, no statistically valid conclusion could have been drawn because of its short period of operation.

Fortunately, we were recently able to access the Ensemble Prediction System (EPS) forecasts archive from the ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts). The EPS provide a probabilistic forecast of meteorological fields giving a spread of 50 different forecast runs from 50 perturbed states of the atmosphere for each of the next ten days. In this way it gives a hint of the uncertainties linked to the initial conditions in the ECMWF model. The archive contains also a deterministic forecast called Control. It is in fact the unperturbed forecast.

The two archives available (NCEP/NCAR and CEP) are elaborated from different models with different space resolution and different formulation. That is why we thought a comparison concerning the variables we use for analogy was required.

The archive gathering EPS forecasts from 1997 to 2003 is interesting in two points. First of all it represents a long and homogeneous database thanks to which we will be able to obtain statistically valid results. Then it will allow us to evaluate the results of the method using both probabilistic and deterministic model outputs as input for analogy.

Starting from the calibration performed by G.Bontron, our work has consisted in adapting EPS data to the method and to study more precisely the evolution of forecast's utility with lead-time. It led us to proceed with second optimisation of the method considering the fading performance of the meteorological model with lead-time.

Even if this is done offline, we are now able to reprocess forecasts in operational conditions for interesting past events embedded in the archive period. Replaying such past situations allows us to develop an expertise, which is helpful to use the method in real time.

**Key words** : quantitative precipitation forecasts ; ensemble prediction ; probabilistic forecasts ; adaptation of model outputs

## **Introduction**

Pour gérer au mieux les situations de fort risque hydrologique, les services chargés de l'exploitation de grandes infrastructures, comme EDF, mais aussi les acteurs de la prévision des crues doivent se mettre en vigilance en anticipant au maximum les événements pluviométriques importants. Les délais souhaitables vont de 1 à 5 jours voire plus si cela est possible. A ces échéances, les modèles météorologiques opérationnels sont relativement performants pour la prévision de variables dynamiques telles que les champs de pression. Mais il n'en va pas de même pour la variable précipitations.

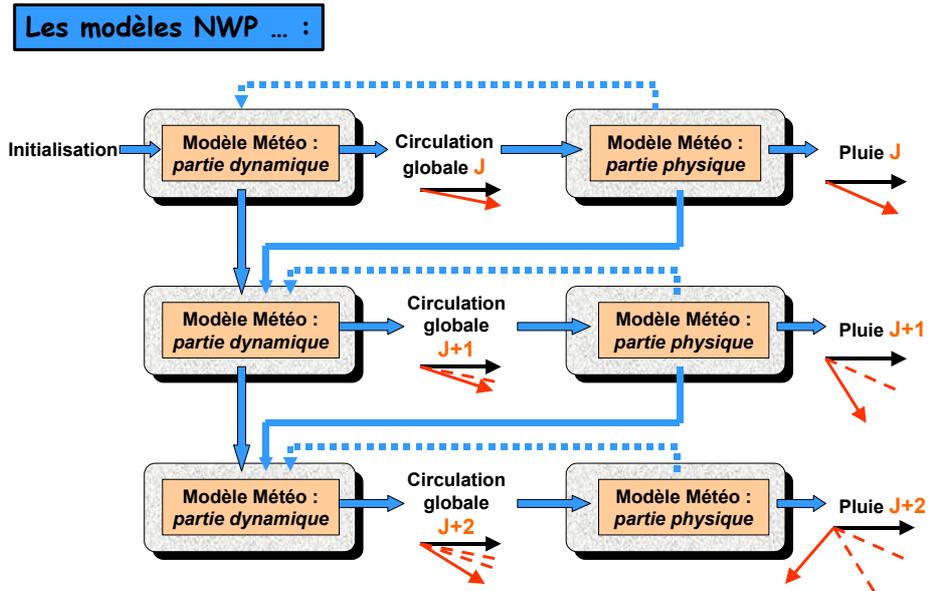
La méthode de prévision des pluies par analogie a donc pour vocation de pallier cette relative faiblesse de la partie des modèles numériques qui calcule la pluie. On adapte donc une prévision en sortie de modèle, en s'appuyant plutôt sur les variables issues de cette partie robuste. Partant de là, on cherche dans le passé, au sens de la circulation synoptique, les journées semblables à la journée pour laquelle on veut une prévision. On retient ensuite les précipitations observées ces jours là pour en déduire une prévision de la quantité de pluie journalière. Cette approche s'appuie évidemment sur les prévisions des variables atmosphériques, fournies par les modèles, mais elle nécessite aussi : une archive des observations de ces dernières et une archive des pluies collectées sur la zone cible.

Des travaux sur le sujet sont menés au LTHE (Laboratoire des Transferts en Hydrologie et Environnement) depuis plusieurs années. Une des sources récentes de progrès vient de la mise à disposition, pour la recherche, de nouvelles archives météorologiques connues sous le nom de réanalyses. Durant sa thèse, G.Bontron a utilisé les réanalyses NCEP/NCAR pour optimiser les principaux paramètres utilisés (variables d'analogie, domaine spatiale, ...). Les résultats ont cependant été obtenus en prévision parfaite, c'est à dire que toutes les données météorologiques utilisées pour l'optimisation étaient des valeurs observées issues des réanalyses. Un système de prévision opérationnel a été mis en place depuis juin 2002 en sortie du modèle américain GFS, mais la période d'utilisation est trop courte pour pouvoir étudier de manière concluante la dégradation de la prévision avec l'échéance.

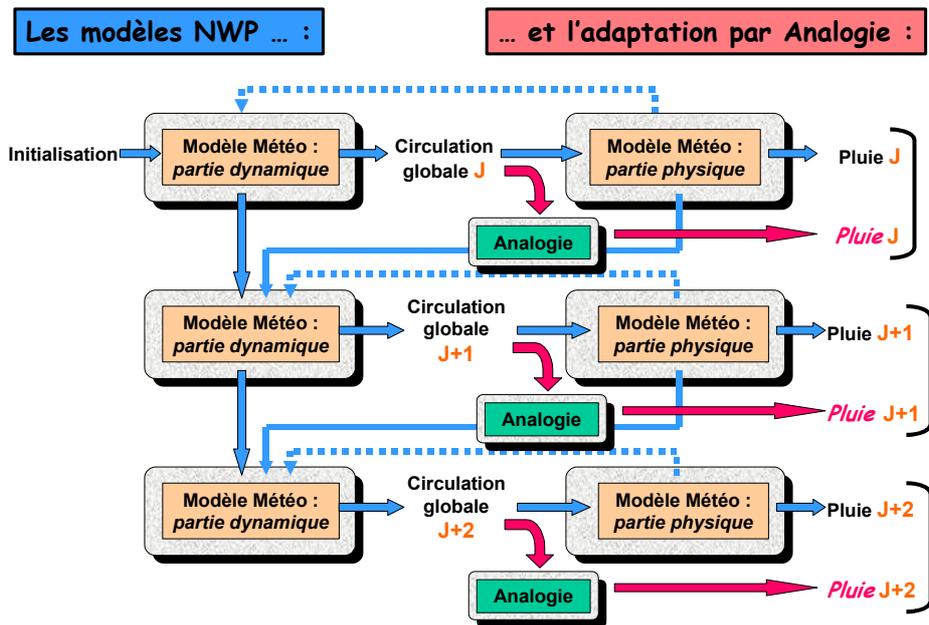
Le travail décrit ci-après a été motivé par la possibilité d'acquérir une base de données de prévisions probabilistes des champs météorologiques : les prévisions d'ensemble du CEPMMT (Centre Européen de Prévisions Météorologiques à Moyen Terme). Cette archive a le double avantage d'apporter un aspect probabiliste aux prévisions synoptiques et de fournir un jeu homogène de prévisions émises par le passé sur une période suffisante pour tirer des conclusions quant à l'évolution de la prévision avec l'échéance.

Mon travail a donc consisté à utiliser ces prévisions en différé et à les intégrer dans la méthode des analogues en utilisant les résultats obtenus par G.Bontron(2003). On a pu ensuite évaluer les prévisions de précipitations qui en découle puis étudier l'apport de la prévision d'ensemble sur l'utilité des prévisions en effectuant un travail d'optimisation en fonction de l'échéance.

La première partie rappelle la méthode des analogues, dans son ensemble d'abord, puis d'une façon plus précise en détaillant chaque étape. On y donne également certains résultats de la thèse de G.Bontron. La seconde partie concerne la nouvelle archive de prévisions d'ensemble récemment acquise, sa description, une analyse comparative avec l'archive des réanalyses et son utilisation dans la méthode des analogues. Dans une troisième partie, on explicitera les résultats obtenus en terme d'optimisation opérationnelle de la méthode en fonction de l'échéance de prévision ainsi qu'une évaluation ciblée pour chaque échéance. Enfin, on traitera une brève étude de cas illustrant les capacités de la méthode des analogues ainsi améliorée.



**Figure 0-1 :** Schématisation de la prévision des précipitations par les modèles numériques



**Figure 0-2 :** Schématisation de la place du système de prévision des précipitations par analogie par rapport au modèle numérique

# Partie I : Présentation générale

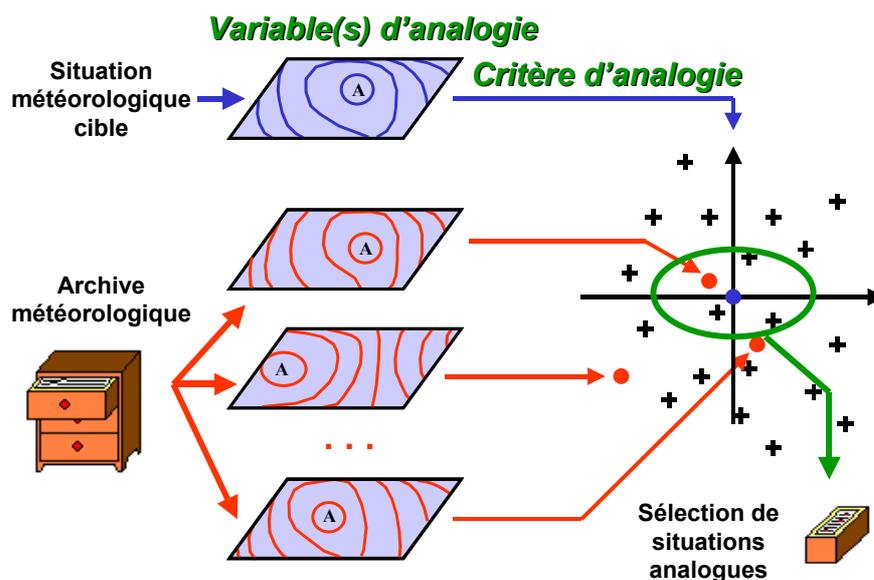
## 1 La prévision des précipitations par analogie

La prévision des précipitations par une méthode d'analogues repose sur la considération suivante : deux situations météorologiques proches à l'échelle synoptique engendreront des quantités de pluie comparables, à une échelle plus locale, sur un même bassin versant. L'approche par analogie répond finalement à l'adage "causes proches, effets proches".

Le développement de cette méthode a été motivé par les performances très moyennes des modèles météorologiques en terme de prévision quantitative des précipitations. Elle a pour but de fournir un outils mieux adapté à la prévision hydrologique.

### 1.1 Principe général

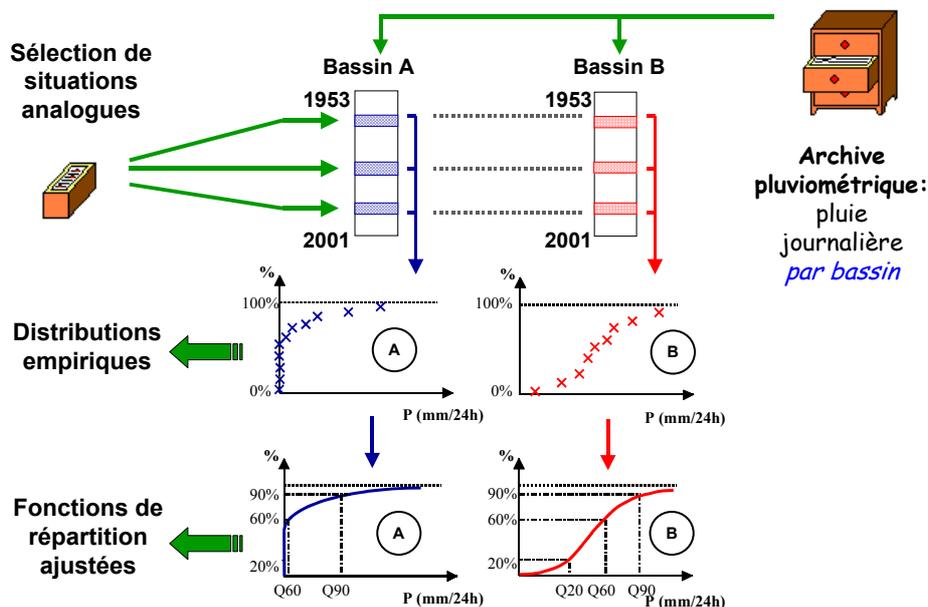
La méthode consiste à sélectionner, dans une archive météorologique de journées candidates, les situations considérées comme analogues (c'est-à-dire les plus ressemblantes), au sens de la circulation générale, à une journée cible pour laquelle on veut une prévision des précipitations.



**Figure 1-1** : Schématisation de la méthode des analogues. Première partie

On considère ensuite les précipitations journalières observées dans le passé lors de ces journées analogues afin d'obtenir une fonction de distribution des pluies que l'on peut attendre. On peut adapter sur cette distribution une loi théorique et obtenir une fonction de répartition ajustée.

On obtient alors une prévision probabiliste de la quantité de pluie pour la journée cible. Dans l'optique de condenser l'information, la prévision est émise sous la forme de trois quantiles au non-dépassement : le quantile 60% assorti des quantiles 20% et 90% qui représentent un « intervalle de confiance ».



**Figure 1-2 : schématisation de la méthode des analogues. Deuxième partie**

## 1.2 Historique

Dans les années 60, EDF a souhaité disposer d'informations plus précises concernant la prévision quantitative des pluies sur certains bassins en vue d'assurer la sécurité de ses installations en cas de crue et afin de gérer au mieux l'utilisation de ses retenues. Les premiers travaux furent menés par D. Duband au sein de la Division Technique Générale (DTG) de EDF au début des années 70. La méthode fut ensuite constamment améliorée en collaboration avec le LTHE, notamment lors des travaux de S Guibaud (1997) et tout récemment de G. Bontron (2004).

Cette méthode fonctionne quotidiennement de façon opérationnelle à la DTG depuis plus de trente ans. Une version plus récente, mise au point par G. Bontron fonctionne en opérationnel et est utilisée au LTHE depuis 2002.

## 2 Les données utilisées

La prévision par analogie repose tout d'abord sur des bases de données météorologiques et pluviométriques adaptées. Les archives doivent être assez longues, pour disposer d'un panel de situations le plus étendu possible, mais aussi le plus homogène possible afin que les résultats obtenus soient cohérents. Si les données pluviométriques sur un bassin n'ont pas été mesurées dans les mêmes conditions au cours du temps (déplacement de pluviomètres par exemple), deux situations synoptiques identiques auraient alors plus de chance d'être associées à un cumul de précipitation différent selon leur place dans l'archive. D'où la nécessité d'une critique soigneuse des données.

### 2.1 L'archive climatologique : les réanalyses

Le choix de l'archive météorologique joue un rôle primordial dans la prévision par analogie. Celle ci doit être assez longue, homogène au cours du temps et posséder une information assez riche permettant d'utiliser plusieurs variables d'analogie.

### 2.1.1 L'archive disponible

Nous nous intéresserons donc plus en détails à l'archive utilisée par G. Bontron pour sa thèse, issue des réanalyses NCEP/NCAR.

La réanalyse consiste à rassembler toutes les mesures atmosphériques disponibles au cours des dernières décennies (mesures au sol, radiosondage, images satellites, ...) et à les analyser à l'aide d'un modèle météorologique unique. On interpole ainsi les données en respectant les contraintes physiques qui régissent les phénomènes météorologiques.

Les réseaux et les techniques de mesures ayant évolué, les réanalyses ne sont pas parfaitement homogènes dans le temps. Il faut de plus distinguer les variables qui dépendent peu du modèle et beaucoup des observations, telles les géopotentiels, et les variables plus reliées à la partie physique du modèle et qui en sont dépendantes, comme l'humidité relative ou la vorticit .

Le NCEP (National Center for Environmental Prediction) et le NCAR (National Center for Atmospheric Research) sont deux organismes am ricains qui se sont associ s pour produire 50 ann es de r analyses. Les donn es d butent en 1949 et l'archive est mise   jour tous les ans.

Les variables disponibles sont nombreuses et class es en 3 cat gories selon leur degr  de d pendance au mod le : A pour les variables les plus robustes   C pour les variables d pendant exclusivement du mod le. Apr s un travail de pr s lection, l'archive disponible au LTHE contient les variables suivantes.

Code	Variable	Type	Niveaux (hPa)	Heure (hTU)
HGT	Altitude du g�opotentiel	A	1000 850 700 500 300 200	00 et 12
TMP	Temp�rature	A	850 500 200	00 et 12
UGR	Vitesse du vent zonal	A	850 500 200	00 et 12
VGR	Vitesse du vent m�ridien	A	850 500 200	00 et 12
RHU	Humidit� relative	B	850 500 200	00 et 12
VVE	$\omega$ (vitesse verticale en coordonn�e pression)	B	500	00 et 12
PWA	Eau pr�cipitable	B	Cumul sur la colonne d'air	00 et 12

Ces r analyses sont disponibles sur tout le globe avec une r solution de  $2.5^\circ \times 2.5^\circ$ . L'archive disponible se limite   une fen tre allant de  $57.5^\circ\text{E}$     $50^\circ\text{W}$  en longitude et  $15^\circ\text{N}$     $75^\circ\text{N}$  en latitude, depuis 1953.

Ces archives ont  t  mises au format Net-CDF, qui permet de manipuler des bases de donn es volumineuses de mani re assez ais e.

### 2.1.2 Son utilisation et ses limites

Cette archive a  t  utilis e pour l'optimisation de G. Bontron comme r servoir de situations candidates mais aussi de situations cibles gr ce   une technique de «bootstrap». C' st   dire que si les pr visions sont quasi parfaites, i.e aussi bonne que la situation per ue   travers les donn es mesur es et assimil es, alors la m thode serait   son optimum en terme de :

- variables   retenir (nature et  ch ance)
- domaine sur lequel il faut consid rer l'analogie
- nombre d'analogues   consid rer

Or, les pr visions ne sont pas et ne seront jamais parfaites...la m thode a donc  t  optimis e pour des conditions trop id alis es.

La qualit  des pr visions de pluie qui en d couleront,   travers cette m thode, va donc s'en ressentir. G. Bontron a certes test  sa version optimale sur des situations pr vues, et pendant des p riodes en continu o  les pr visions  taient re ues. Mais ces p riodes sont cependant rest es courtes et lacunaires.

Une r elle  valuation supposait donc de fonctionner en mode pr vision pendant une p riode suffisamment longue, cela permettant d' valuer la m thode de mani re statistiquement

significative. Cela pourrait aussi permettre de développer de l'expertise empirique, voire de la formaliser.

Donc, sans remettre en cause la version optimale, peut être peut-on l'optimiser encore pour le temps réel ? C'est ce que l'on va tenter de faire ici. Mais pour ne pas attendre 5 ans avant de conclure, il faut disposer d'une archive de prévision.

## 2.2 L'archive pluviométrique

### 2.2.1 Provenance

Les données pluviométriques utilisées ont été collectées et analysées par La Division Technique Générale d' EDF.

Nous utilisons des précipitations journalières sur des groupements de pluviomètres pris au sein d'une zone pluviométriquement homogène. Ces groupements sont choisis de telle sorte que la densité des pluviomètres permette d'approcher la moyenne spatiale par une simple moyenne arithmétique (annexe1).

L'archive utilisée regroupe les précipitations journalières sur chaque groupement pour la période 1953-2001. La mesure associée au jour J correspond au cumul de pluie entre le jour J à 6 hTU et le jour J+1 à 6 hTU.

### 2.2.2 Transformation des pluies

Pour le calcul de scores moyens sur les bassins et sur la période cible, nous n'utiliserons pas les valeurs de pluie brutes. L'archive pluviométrique subit deux transformations :

- Les groupements pluviométriques étant soumis à des régimes de précipitations variés, une pluie journalière donnée n'a pas la même importance selon la localisation du bassin. Ainsi, un cumul de 50mm en 24 heures représente un épisode sérieux sur le groupement Bretagne avec un temps de retour de 10 ans alors que le même cumul est loin d'être exceptionnel sur le groupement Gard-Cèze où la pluie décennale journalière est de 154mm. C'est pourquoi on normalise les pluies par la valeur décennale de chaque groupement.
- La pluie journalière est une variable fortement dissymétrique. Elle présente un point d'accumulation en 0 et n'est pas bornée en l'infini. Une même erreur est donc plus conséquente, en terme d'écart de fréquence d'apparition, lorsqu'elle s'applique à une valeur de pluie faible. Afin de donner moins de poids aux écarts sur les fortes valeurs, on considèrera la racine carrée des précipitations.

On travaillera finalement avec la pluie transformée R qui s'exprime en fonction de la pluie brute  $R_{brute}$  et de la pluie décennale R10:

$$R = \sqrt{\frac{R_{brute}}{R10}}$$

## 3 Qualité et utilité de la prévision

### 3.1 Qualité ou utilité ?

La performance d'un système de prévision peut être appréhendée depuis deux points de vue : celui du prévisionniste et celui de l'utilisateur. Ceci amène à considérer deux concepts différents à même d'évaluer la prévision : la qualité et l'utilité.

La qualité correspond au point de vue du prévisionniste, qui s'attache simplement à comparer les valeurs prévues et les valeurs observées.

L'utilité, elle, intéresse l'utilisateur de la prévision, qui se focalise sur le gain ou la perte financière engendrés par les décisions qu'il a prises en se basant sur la prévision. Cette utilité ne peut en aucun cas se soustraire à la définition préalable d'un utilisateur ayant des besoins spécifiques.

De nombreux exemples montrent que qualité et utilité n'évoluent pas forcément dans le même sens. Par exemple, une prévision qui a tendance à émettre des fausses alertes en occurrence de pluie aura une qualité faible. Elle sera en revanche utile à un utilisateur très sensible à la pluie, c'est à dire pour qui une averse non prévue, contre laquelle il ne se sera pas protégé, sera extrêmement dommageable.

### 3.2 Le score CRPS

Dans le cadre de ce travail, nous utiliserons le score CRPS (Continuous Ranked Probability Score) utilisé par G.Bontron lors de sa thèse. G.Bontron a pu montrer que ce score revient à calculer l'utilité de la prévision au sens d'une moyenne (espérance) pour un ensemble d'utilisateurs.

Dans la famille des scores possibles, le CRPS correspond à des hypothèses plausibles sur la distribution des utilisateurs et de leur fonction de coût quand la valeur observée s'écarte de la valeur qu'ils avaient retenues. De plus, il ne nécessite pas la définition de classes de pluie.

Il s'exprime de la façon suivante :

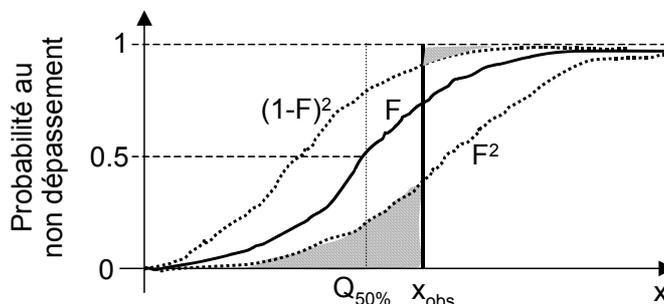
$$CRPS = \int_{-\infty}^{x_{Obs}} F^2(X).dX + \int_{x_{Obs}}^{+\infty} (1 - F^2(X)).dX$$

$$CRPS = \int_{-\infty}^{+\infty} (F(X) - H_{x_{Obs}}(X))^2 .dX$$

Où :

- $x_{Obs}$  est la valeur observée.
- $Q_{50\%}$  est la valeur de la médiane.
- $F(X)$  est la fonction de répartition qui constitue la prévision.
- $H_{x_{Obs}}(X)$  représente la fonction de répartition de la valeur observée  
( $H_{x_{Obs}}(X)=0$  si  $X < x_{Obs}$  et  $H_{x_{Obs}}(X)=1$  si  $X \geq x_{Obs}$ )

Le score s'interprète graphiquement et correspond à l'aires hachurée ci-dessous :



**Figure 3-1 : Interprétation graphique du score CRPS**

### 3.3 Le score en compétence

#### 3.3.1 Principe

L'expression d'un score absolu n'est pas suffisante pour avoir une idée de l'utilité de la prévision. Il est nécessaire de comparer les mesures à une valeur de référence, celle obtenue avec une prévision triviale par exemple.

Dans notre cas, il pleut moins d'un jour sur deux sur la plupart des bassins considérés, ainsi, en considérant la climatologie, nous avons une prévision parfaitement fine et exacte dans plus de 50% des cas : en effet, il suffit de prévoir qu'il ne pleuvra pas !

On exprimera donc les scores en compétence par rapport à cette prévision de référence. La compétence d'une prévision P calculée avec le score S s'exprime de la façon suivante :

$$Comp(P) = \frac{S(P) - S(Ref)}{S_{parfait} - S(Ref)}$$

Où :

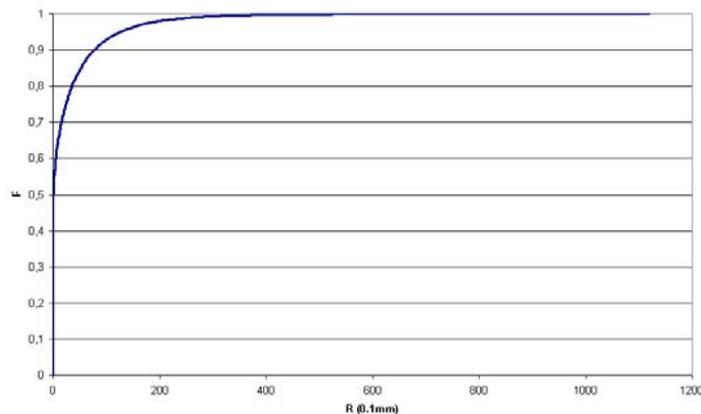
- $S_{parfait}$  est le score d'une prévision parfaite (égale à l'observation)
- $S(Ref)$  est le score de la prévision de référence (par exemple la climatologie)

Ainsi une compétence de 1 correspond à une prévision parfaite, une compétence de 0 à une prévision équivalente à la référence et une compétence négative indique que la prévision est moins utile que la référence

### 3.3.2 Calcul du score CRPS de la climatologie

Pour chaque bassin, on utilisera la climatologie des pluies journalières de 1953 à 2001. Le score de référence est la moyenne des scores CRPS obtenus par une prévision probabiliste qui proposerait systématiquement, chaque jour, la distribution empirique de la climatologie. Cette moyenne portant sur toutes les journées de la période cible considérée (1997-2001 dans notre cas).

Le score global de la climatologie peut en effet varier sur une période de 5 ans. Par exemple, si ces 5 années ont comporté peu de jours pluvieux, la climatologie fournira, en moyenne, une meilleure prévision que si ces cinq années avaient été plutôt humides.



**Figure 3-4 : Distribution de la climatologie pour le groupement Aude-Tet établie sur la période 1953-2001**

## 3.4 Score d'utilité global et optimisation

La méthode a fait l'objet d'une première optimisation systématique sur la période de calibration 1953-1996 (G.Bontron. 2004). Celle-ci a été faite dans un contexte de prévision parfaite.

On va maintenant tester la méthode en prévision réelle, non parfaite : les champs prédictors utilisés seront des prévisions et non plus des observations réanalysées. On devient alors tributaire du modèle météorologique et une seconde phase d'optimisation, en opérationnel cette fois, peut s'avérer nécessaire.

Pour l'optimisation de la méthode, il convient de déterminer la valeur des différents paramètres qui fournira la meilleure prévision de précipitation. Pour cela on fait varier le paramètre choisi, et lui seul, et on émet des prévisions pour chaque valeur.

Le choix de l'optimum se fait en calculant un score global qui permet de comparer l'utilité de la méthode en fonction de la variation du paramètre étudié. Nous utilisons en fait le score

CRPS des prévisions émises chaque jour sur les bassins. La valeur finale, c'est à dire le score d'utilité globale, est la double moyenne des scores obtenus : sur la période 1997-2001 et sur tous les bassins.

Tout au long de la phase d'optimisation, il est important de garder le même score de comparaison pour que les choix effectués le soient tous sur le même critère de sélection.

## 4 Le choix des meilleures situations analogues

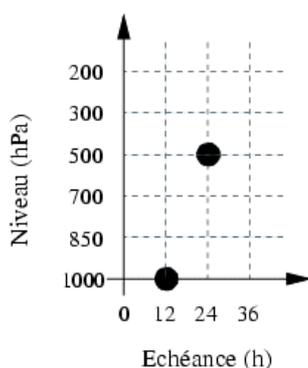
Nous résumons ici la version optimale obtenue en calibration sur des prévisions parfaites. Afin de choisir les meilleures analogues à la situation cible, il convient de fixer les critères de comparaison des situations météorologiques à l'échelle synoptique. Il faut donc choisir les variables d'analogie qui servent à comparer les situations. A chacune d'elle est associé un critère d'analogie qui permet de donner un score de comparaison adapté ainsi qu'une fenêtre d'analogie optimale.

### 4.1 Les variables d'analogies

#### 4.1.1 Analogie de premier ordre

Les variables d'analogie sont à choisir parmi les variables disponibles dans les archives météorologiques. La hauteur des géopotentiels permet une première description à grande échelle de la circulation générale de l'atmosphère. C'est la variable qui a été retenue à l'origine de la méthode et qui continue à être utilisée aujourd'hui.

Grâce aux réanalyses, cette variable est disponible toutes les 12 heures et sur 6 niveaux, une optimisation a donc pu être faite sur le nombre de champs à utiliser, leur échéance et leur niveau. La formule retenue par G. Bontron comporte deux champs. Le premier est pris à 12h00 le jour J au niveau 1000hPa et le second à 00h00 le jour J+1 au niveau 500hPa.



**Figure 4-1** : Représentation schématique de la répartition spatio-temporelle des champs de géopotentiels

#### 4.1.2 Analogie de second ordre

Afin d'augmenter la performance de la prévision, des essais ont été effectués en prenant en compte une autre variable d'analogie. Le choix s'est orienté sur des variables qui décrivent l'humidité de la masse d'air et qui traduiraient une approche plus locale de l'analogie. Une phase d'optimisation effectuée en prévision parfaite par G. Bontron a permis de retenir la variable PW% utilisée aux échéances 12h et 24h. PW% est le produit de l'humidité relative (RHU) prise à 850 hPa et de l'eau précipitable (PWA).

Cette variable est élaborée à partir de deux variables brutes disponibles dans l'archive. Elle traduit néanmoins un processus physique en détectant les situations où une grande quantité d'eau est disponible (PWA élevé) et où cette eau est facilement précipitable (RHU élevé).

Pour le travail réalisé ici, avec les prévisions d'ensemble du centre européen, on ne dispose malheureusement pas de la variable PWA. On considérera donc une seule variable pour le second ordre, à savoir RHU à 850 hPa. En prévision parfaite, le gain apporté est plus faible que dans le cas précédent mais reste cependant significatif.

## 4.2 Les critères d'analogie

### 4.2.1 Le score de TEWELES-WOBUS

Une fois la variable définie (en fait un champ météorologique), un critère d'analogie doit lui être associé pour quantifier le niveau de ressemblance entre deux situations et pouvoir choisir ainsi les meilleures analogues. Le choix du critère d'analogie dépend donc de la variable d'analogie mais aussi de la variable à prévoir.

Pour l'analogie de premier ordre qui porte sur des hauteurs de géopotentiels le critère le mieux adapté est le score de TEWELES-WOBUS ou score S1 (Teweles & Wobus, 1954).

Ce critère ne compare pas la distance entre les champs de géopotentiels mais plutôt la similitude de forme de ceux-ci en s'intéressant aux gradients dans les directions est-ouest et nord-sud. Il s'exprime selon la formule suivante :

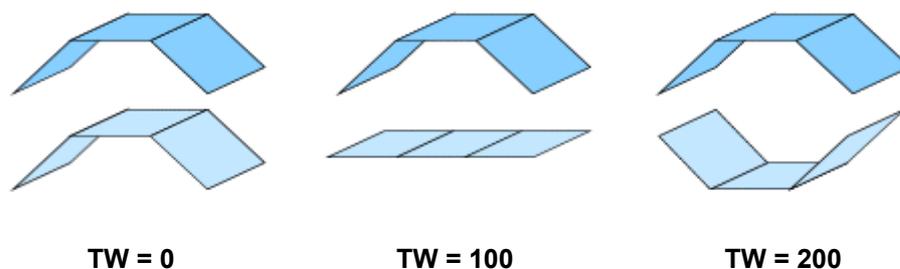
$$TW = 100 \frac{\sum_{i=1}^{I-1} \sum_{j=1}^J |\Delta_{i,j}^{i,cible} - \Delta_{i,j}^{i,candidate}| + \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{J-1} |\Delta_{i,j}^{j,cible} - \Delta_{i,j}^{j,candidate}|}{\sum_{i=1}^{I-1} \sum_{j=1}^J \max(|\Delta_{i,j}^{i,cible}|, |\Delta_{i,j}^{i,candidate}|) + \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^{J-1} \max(|\Delta_{i,j}^{j,cible}|, |\Delta_{i,j}^{j,candidate}|)}$$

où :

- $\Delta_{i,j}^i$  est le gradient dans la direction est-ouest :  $\Delta_{i,j}^i = V_{i+1,j} - V_{i,j}$
- $\Delta_{i,j}^j$  est le gradient dans la direction nord-sud :  $\Delta_{i,j}^j = V_{i,j+1} - V_{i,j}$

Le choix de ce critère suppose en fait que les quantités de précipitations dépendent des gradients de pression au niveau synoptique, et donc des vents, plutôt que de la hauteur brute des géopotentiels. Si on utilise un score basé sur la distance entre les champs, on peut obtenir un bon résultat pour deux situations ayant des hauteurs moyennes égales mais placées en opposition, et qui ne circulent donc pas du tout de la même façon. Or, même si elles présentent des hauteurs de géopotentiels égales en moyenne sur une surface, deux situations météorologiques ne donneront pas les mêmes précipitations si les basses pressions sont au nord pour l'une et au sud pour l'autre.

Le score TW varie de 0 pour deux champs confluant de la même manière à 200 pour des champs en opposition. Un score de 100 correspond à deux situations dont les variations sont indépendantes.



**Figure 4-2 : Evolution du score TW**

## 4.2.2 Le critère de distance moyenne (RMSE)

Ce critère traduit l'éloignement moyen entre deux champs. Il est utilisé pour l'analogie de second ordre avec des variables d'humidité. Pour ces caractéristiques locales de l'atmosphère, la valeur brute de la variable est en effet plus importante que la forme du champ.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{I * J} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (V_{i,j}^{cible} - V_{i,j}^{candidate})^2}$$

où :

- $V_{i,j}$  est la valeur du champ au point de longitude i et latitude j

## 4.3 La fenêtre d'analogie

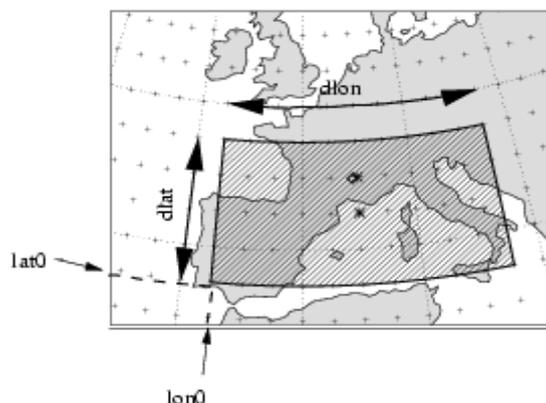
Une fois que les variables d'analogie et leur critère sont retenus, il convient de considérer le domaine spatial sur lequel il est indispensable de comparer les champs cibles et candidats. Les fenêtres d'analogie optimales contiennent les points de grille les plus pertinents pour la prévision de précipitation à effectuer. Le domaine optimum dépend du bassin cible considéré mais aussi de la situation météorologique de la prévision. En effet, les points apportant le plus d'information seront différents pour un bassin versant situé en Bretagne et un autre localisé dans le sud-est de la France. Pour ce dernier, si on a un épisode cévenol, la fenêtre optimale sera plutôt dirigée selon un axe sud-nord alors qu'elle sera orientée ouest-est et décalée vers l'ouest dans le cas d'une situation frontale.

### 4.3.1 Analogie de premier ordre

Différents essais ont été effectués pour l'analogie de premier ordre avec des hauteurs de géopotentiels comme variable d'analogie. Une approche dynamique, où le domaine choisi est conditionné par la situation cible, a été envisagée. Les résultats n'ont pas été suffisamment concluants et le choix d'une fenêtre statique, c'est à dire qui ne change pas selon les situations, a été retenu.

Si on considère de plus une fenêtre statique et unique pour tous les bassins, avec le géopotentiel 1000 hPa à 12 heures et le géopotentiel 500 hPa à 24 heures comme variables d'analogie, celle-ci a les coordonnées suivantes :

Lon0 (°E)	Lat0 (°N)	Dlon (°)	Dlat(°)
-7.5	37.5	25	10



**Figure 4-3 : fenêtre optimale dans le cas d'une fenêtre unique**

Mais comme les bassins sont répartis sur une zone géographique assez large, on devrait considérer une fenêtre individuelle pour chaque bassin. Du fait de l'accumulation de bassins

dans certaines zones et de la maille assez grossière de l'archive météorologique, on a finalement constitué sept regroupements de bassins pour lesquels on a défini sept fenêtres optimales avec les coordonnées suivantes :

Regroupement	Lon0 (°E)	Lat0 (°N)	Dlon (°)	Dlat (°)
R1	-15	40	20	12.5
R2	-10	35	22.5	12.5
R3	-2.5	35	20	10
R4	2.5	37.5	15	12.5
R5	-5	40	20	10
R6	-7.5	37.5	22.5	10
R7	-5	37.5	22.5	10

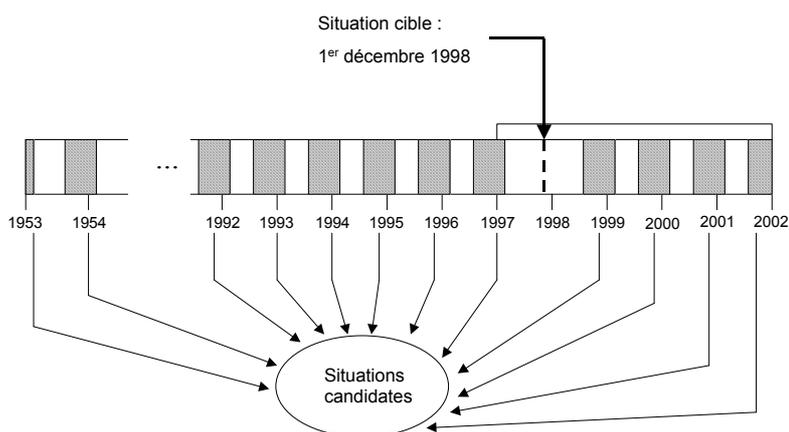
#### 4.3.2 Analogie de second ordre

L'analogie de second ordre utilise des variables d'humidité qui ont un caractère plus local que l'analogie de premier ordre. La phase d'optimisation a montré que l'on avait de bonnes performances en considérant une fenêtre de  $2.5^\circ \times 2.5^\circ$  centrée sur chaque regroupement. On utilise en fait les quatre points de grille les plus proches pour l'analogie de second ordre. Ceci suggère que l'on est peut être limité par la résolution de l'archive.

#### 4.4 Où chercher les analogues?

Nous disposons d'une archive météorologique couvrant la période 1953-2001 en guise de « réservoir » de situations analogues. Avec notre archive de prévisions, les situations cibles seront quant à elles prises parmi les journées des années 1997 à 2001. La meilleure analogue à une situation cible doit naturellement être cette situation elle-même, même si cela n'est pas forcément vérifié dès que cette situation est prévue plutôt qu'observée.... On ne recherche donc pas les analogues au sein de l'année contenant la journée cible durant les phases de calibration. Ce problème ne se pose évidemment pas en prévision opérationnelle, mais seulement lorsque l'on rejoue des événements du passé.

On utilise de plus le principe de la fenêtre glissante, utilisé par S.Guilbauld (1997), qui consiste à ne chercher les analogues que sur une période de l'année qui encadre la date cible de deux mois en arrière et deux mois en avant. Ce choix permet de tenir compte implicitement des effets saisonniers.



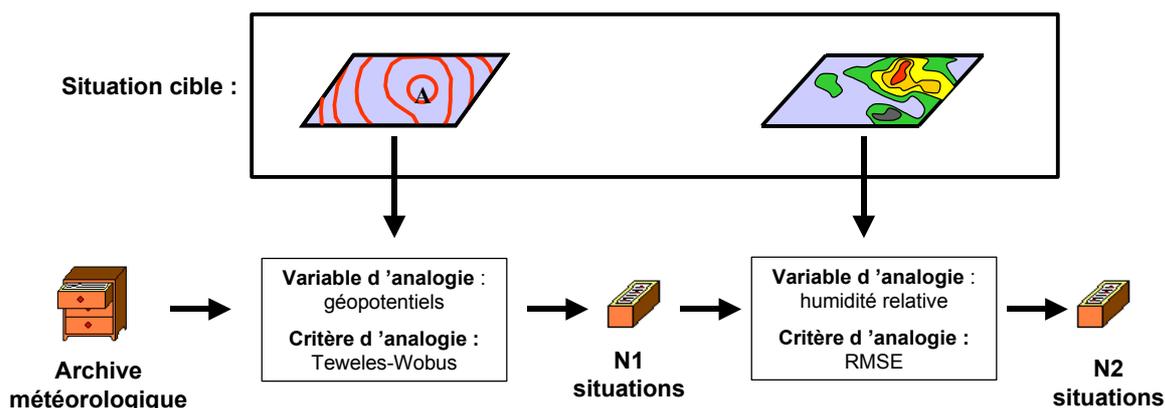
**Figure 4-4 : Schématisation de la localisation des situations candidates dans l'archive pour une situation cible correspondant au 1<sup>er</sup> décembre 1998**

## 4.5 Utilisation de deux ordres d'analogie

L'utilisation de deux ordres d'analogie consiste à retenir un certain nombre d'analogues grâce au premier ordre et opérer une sélection au sein celles-ci par l'analogie de second ordre. C'est la solution qui a été retenue par G. Bontron lors de sa thèse.

On choisit donc les N1 meilleures analogues au sens du premier ordre, c'est à dire en considérant des hauteurs de géopotentiels qui caractérisent la situation synoptique. Parmi ces N1 situations on retient les N2 meilleures vis à vis du second ordre. On retient ainsi, parmi les analogues au sens de la circulation générale, les meilleures du point de vue d'une variable régionale : l'humidité.

Bien entendu, les nombre N1 et N2 ont fait l'objet d'une optimisation.



**Figure 4-5 : Schéma récapitulatif de la sélection des analogues en deux temps**

En calibration, dans un contexte de prévision parfaite, G. Bontron avait proposé N1 de 50 à 70 et N2 de 20 à 30. Dans un contexte de prévision opérationnelle, ces valeurs peuvent être reconsidérées.

|

|

## **Partie II : L'archive de prévisions d'ensemble du CEPMMT**

### **1 L'archive de prévision : les données EPS (Ensemble Prediction system) du Centre Européen**

Pour ce travail, nous avons donc besoin de données de prévisions. Nous avons pu en obtenir un jeu significatif issu de la prévision d'ensemble émise par le CEPMMT (Centre Européen de Prévision Météorologique à Moyen Terme). Nous allons donc donner en premier lieu quelques précisions sur ces données.

#### **1.1 Pourquoi des prévisions d'ensembles ?**

En météorologie, les modèles numériques sont fortement dépendants des conditions initiales du fait du caractère fortement non linéaire de l'atmosphère. Ainsi une erreur, même minime, sur les conditions initiales peut engendrer de très fortes erreurs sur les résultats de prévision, spécialement pour les grandes échéances. Les régions les plus sensibles sont celles où les grands systèmes météorologiques, comme les perturbations sur l'Atlantique Nord, prennent naissance. Or, malgré les améliorations apportées au réseau mondial d'observation météorologique, certaines de ces zones, notamment les océans, sont assez mal couvertes.

Pour une prévision de 2 à 4 jours d'échéance sur l'Europe, la zone sensible se situe généralement au niveau de la partie ouest de l'Atlantique et sur l'est de l'Amérique du Nord. A partir d'une semaine, cette zone couvre alors l'est de l'océan Pacifique.

Ainsi, pour des prévisions à moyen terme, l'incertitude sur l'état initial de l'atmosphère dans ces régions engendre une baisse de confiance dans les prévisions déterministes et celle-ci n'était jusqu'à présent pas quantifiable.

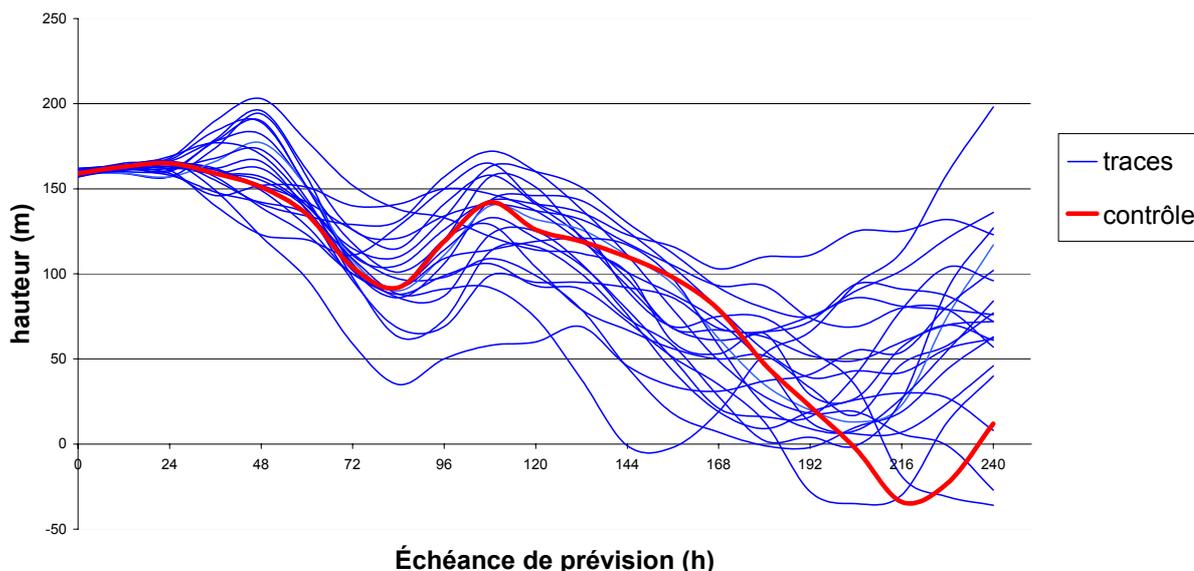
#### **1.2 Principe**

L'idée de la prévision d'ensemble consiste donc à proposer plusieurs prévisions à partir de différents états initiaux de l'atmosphère obtenus en bruitant le champ initial mesuré et analysé. Ces perturbations permettent de prendre en compte les incertitudes sur les conditions initiales qui sont rentrées dans le modèle à chaque lancement.

On obtient alors différentes prévisions, appelées « traces » qui traduisent des évolutions possibles de l'atmosphère. Elles peuvent être représentées sous forme d'un panache qui s'élargit au fur et à mesure que l'échéance augmente (« spaghetti plot » en anglais).

Chaque trace étant supposée équiprobable, on peut alors, pour une échéance donnée, estimer la probabilité d'occurrence de certains phénomènes météorologiques, selon qu'ils sont présents dans un nombre plus ou moins important de traces. Cette évolution de la prévision permet d'obtenir une prévision probabiliste qui fait apparaître l'incertitude du modèle liée au chaos dynamique de l'atmosphère et donc à la propagation des incertitudes sur le seul état initial.

Un tel système de prévision d'ensemble est opérationnel au CEPMMT depuis 1992. Il fournissait alors 30 traces pour chaque prévision. Ce nombre est passé à 50 au début de l'année 1997 et devrait atteindre 100 en 2004. En plus des traces issues de conditions initiales modifiées une prévision déterministe classique est effectuée sans perturbation et appelée le « contrôle ».



**Figure 1-1 : Exemple de prévision EPS de la hauteur du géopotential à 1000 hPa. Evolution des 50 traces et du contrôle.**

### 1.3 Les perturbations

La technique de perturbation de la prévision d'ensemble repose sur une méthode mathématique qui identifie les régions « sensibles » de l'atmosphère où une faible incertitude sur la condition initiale influencerait une prévision à 48 heures de façon la plus importante. Une fois ces zones déterminées, 25 champs perturbés sont créés tout en respectant l'importance de l'incertitude au niveau local. Les zones les moins instrumentées sont plus bruitées que les régions bien couvertes par le réseau de mesures météorologiques. En inversant les signes des perturbations, on obtient de même 25 champs en opposition pour disposer finalement de 50 conditions initiales perturbées.

### 1.4 La résolution

Pour des raisons liées au temps de calcul les 51 prévisions effectuées à l'heure actuelle utilisent un modèle avec une résolution plus faible que celle utilisée pour la prévision déterministe la plus fine.

Une méthode spectrale est utilisée pour décrire les variations de l'atmosphère dans les modèles. La résolution horizontale correspond à une troncature au niveau d'un certain nombre d'onde. Plus ce nombre est élevé, plus la résolution du modèle est fine. Les prévisions déterministes sont effectuées à une résolution T511L60, (511 composantes spectrales et 60 niveaux selon la verticale jusqu'à 0.1 hPa) ce qui correspond à une maille d'environ 40km×40km aux latitudes moyennes.

Les prévisions d'ensembles et donc le contrôle correspondant sont obtenues avec une résolution moindre : T255L40 qui correspond à une maille horizontale de 80km×80km et 40 couches selon la verticale jusqu'à 10hPa.

### 1.5 Constitution de l'archive

Les prévisions effectuées depuis 1992 sont disponibles pour les chercheurs et peuvent être obtenues depuis le Centre européen grâce au système MARS (Meteorological Archive

Retrieval System). Après une phase d'extraction des produits les plus intéressants pour l'utilisateur, on peut télécharger les données par internet.

Ce travail fastidieux a été réalisé par F. Beck lors de son stage au LTHE. Les données ont été téléchargées et mises au format net-CDF sous une forme compatible avec l'archive NCEP/NCAR déjà disponible, c'est à dire avec la même résolution spatiale et en considérant les mêmes points de grille. L'archive EPS concerne une fenêtre géographique incluse dans celle de l'archive NCEP/NCAR, elle s'étend de 30°E à 50°W en longitude et de 30°N à 72.5°N en latitude.

On dispose d'une archive comportant les prévisions émises chaque jour en utilisant l'analyse de l'état de l'atmosphère à 12hTU pour les années 1997 à 2003 avec des échéances allant de 0 à 240 heures suivant un pas de 12 heures. Pour chaque prévision, 50 traces sont disponibles en plus du contrôle. Les variables retenues sont les altitudes des géopotentiels 500 et 1000 hPa ainsi que l'humidité relative à 850 hPa.

## 1.6 Dépendance vis à vis du modèle

Les données du Centre européen n'ont pas été émises par le même modèle que celui qui a servi à calculer les réanalyses NCEP/NCAR. Or, comme nous l'avons dit certaines variables sont fortement dépendantes du modèle numérique dont elles proviennent.

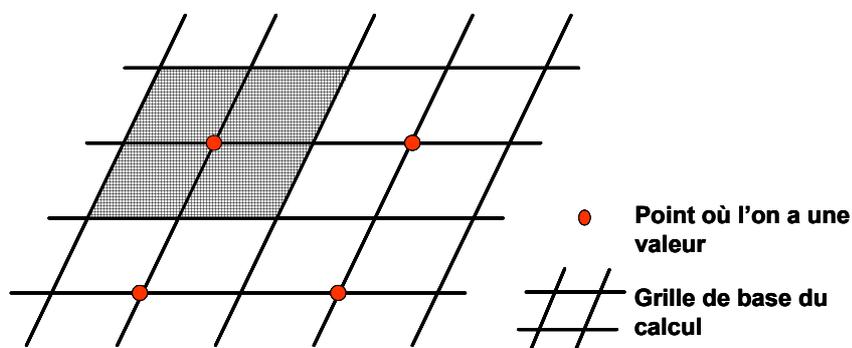
Cela s'explique par le fait que les modèles météorologiques sont constitués de deux parties. La partie dynamique utilisant les équations de la mécanique des fluides est assez robuste et les variables qui en sont issues, comme les hauteurs de géopotentiels, n'offrent pas une dépendance trop importante vis à vis du modèle. Au contraire, la partie physique, utilisée pour les variables se rapportant à l'eau atmosphérique, n'a pas d'aussi bonnes performances que la première. Ainsi les différents modèles utilisent des paramétrisations différentes et sont susceptibles de donner des résultats peu cohérents selon qu'ils intègrent plus ou moins de phénomènes physiques dans leur calcul et selon la façon dont ils les représentent.

Ainsi l'utilisation de valeurs d'humidité, issues de la partie physique, pourrait nous amener à mettre en question la cohérence entre les deux modèles utilisés.

## 2 Analyse comparative des deux archives

### 2.1 Pourquoi comparer les archives?

Nous allons donc utiliser des informations météorologiques de natures distinctes et provenant de sources différentes. En effet, les situations cibles seront issues d'une archive de prévisions calculées grâce au modèle du CEP, alors que les situations candidates sont des réanalyses provenant du modèle du NCEP/NCAR. Il est intéressant de comparer les valeurs de l'une et l'autre des archives pour une même variable physique. Pour l'échéance 0, c'est à dire l'analyse du modèle européen, on quantifiera plutôt une différence due aux spécificités des modèles et à leur système d'assimilation des conditions initiales alors que pour les autres échéances, on traduit plutôt une dégradation due à la prévision.



**Figure 2-1 : Schématisation de la grille de discrétisation des champs**

Les différences entre l'analyse et les réanalyses, en un point de coordonnées précises, peut être également la conséquence des différentes résolutions spatiales utilisées et de la manière d'interpoler les champs obtenus.

Par exemple si la grille servant au calcul est plus fine que la grille pour laquelle on dispose des données, les valeurs sont-elles simplement celles de départ ou sont-elles recalculées en faisant une moyenne avec les points voisins? Cet exemple soulève seulement le problème mentionné, en effet, les modèles utilisent des schémas spectraux de l'atmosphère qui rendent ces processus assez compliqués.

Pour comparer les archives on utilisera uniquement le Contrôle dans l'archive de prévisions d'ensemble.

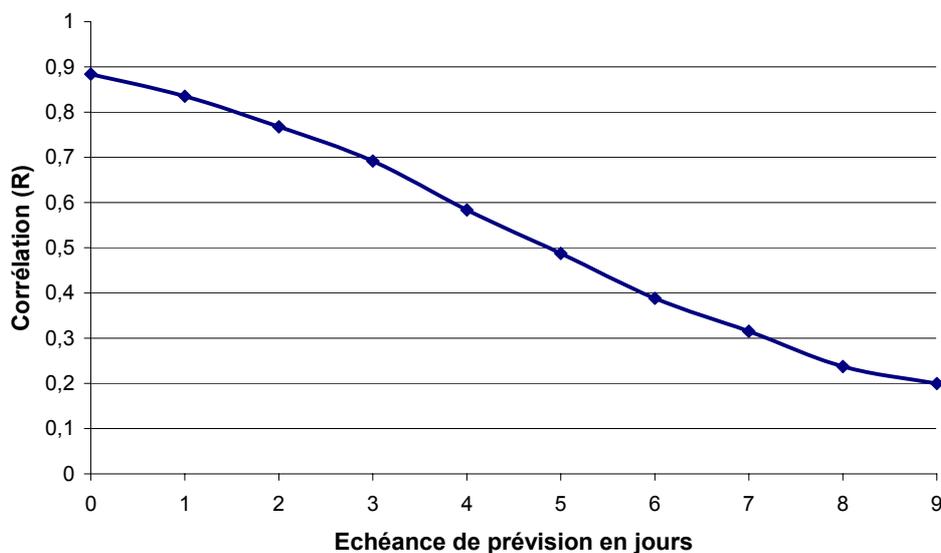
## 2.2 Humidité : la variable RHU à 850 hPa

### 2.2.1 Corrélation

La variable « humidité relative » est assez dépendante du modèle météorologique avec lequel elle est calculée. Nous avons calculé la corrélation entre :

- d'une part : les valeurs de RHU à 850 hPa pour les réanalyses NCEP/NCAR
- d'autre part les valeurs de cette même variable dans l'archive du CEPMMT.

On compare la variable sur les mêmes points de grille et aux mêmes dates. Ces corrélations ont été obtenues en s'appuyant sur 21 points de grilles pour les champs à 12hTU de la période 1997-2001.

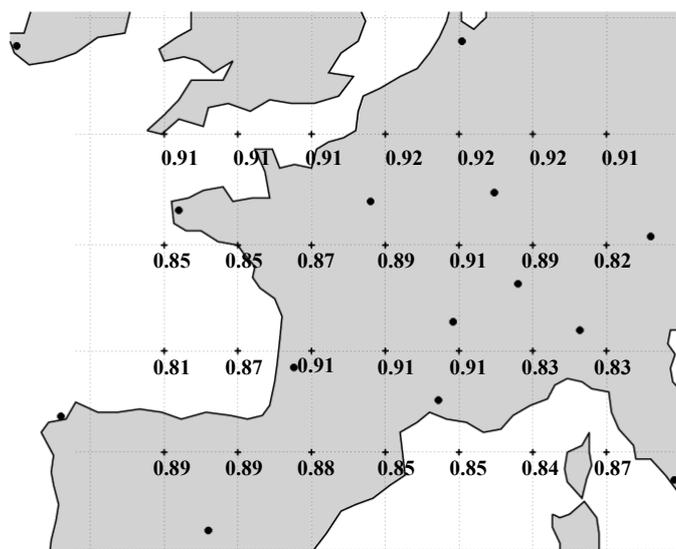


**Figure 2-2 : Corrélation pour la variable RHU à 850 hPa entre l'archive de prévision du CEP et les réanalyses NCEP/NCAR**

La corrélation est assez bonne pour l'échéance 0 encore qu'il n'y ait que 80% de variance commune. Mais elle diminue significativement avec l'échéance de prévision et les champs d'humidité relative sont très peu corrélés pour les échéances supérieures à 5 jours.

On peut aussi visualiser la corrélation à l'échéance 0 pour chaque point de grille sur la carte suivante, où les points noirs représentent les radiosondages qui ont servi à l'analyse initiale. On peut remarquer que la corrélation est plutôt meilleure sur les terres, excepté au niveau des massifs montagneux.

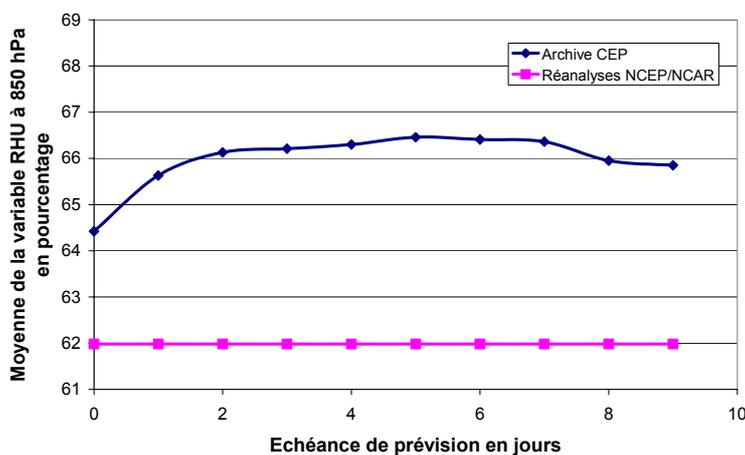
Les points de grilles dont on se sert le plus dans la méthode des analogues pour le calcul des scores globaux se situent au niveau du sud est de la France, on voit que la corrélation est plutôt bonne pour ces derniers.



**Figure 2-3 : Corrélation (R) à l'échéance 0 pour 21 points de grille au-dessus de la France**

### 2.2.2 Existence d'un biais

Pour vérifier la concordance entre les archives pour une variable, comme l'humidité relative, on peut aussi calculer la climatologie et comparer les résultats statistiques. Ici on calcule une moyenne temporelle sur la période disponible (1997-2001) et spatiale sur les 21 points de grille, ainsi que l'écart type correspondant.



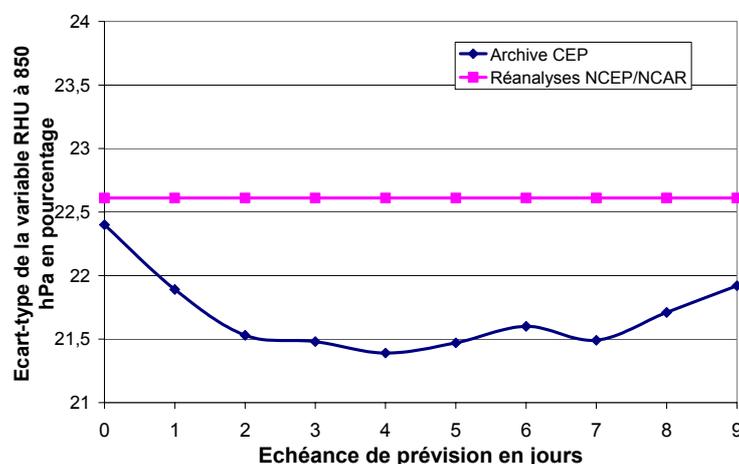
**Figure 2-4 : Comparaison de la moyenne de la variable RHU pour les deux archives. Variation avec l'échéance de prévision pour l'archive du CEP**

On s'aperçoit que le modèle européen est, en général, plus humide (3 à 4 %) que celui utilisé par le NCEP/NCAR. Cette différence est significative mais pas vraiment étonnante étant donné que les conditions initiales d'humidité sont mesurées avec des incertitudes très importantes de l'ordre de 10%.

La moyenne pour les réanalyses ne dépend évidemment pas de l'échéance de prévision. En revanche, on peut noter que la moyenne pour le modèle européen n'est pas la même selon les échéances. Plus particulièrement, l'analyse du modèle (l'échéance 0) est plus « sèche »

que les prévisions de celui-ci. Ceci peut s'expliquer par le phénomène de « spin up », qui se traduit par le fait que le modèle a besoin d'un certain temps (en général une douzaine d'heures) pour se charger en humidité là où l'on n'avait pu le faire faute de données (nuages, systèmes précipitants, etc...)

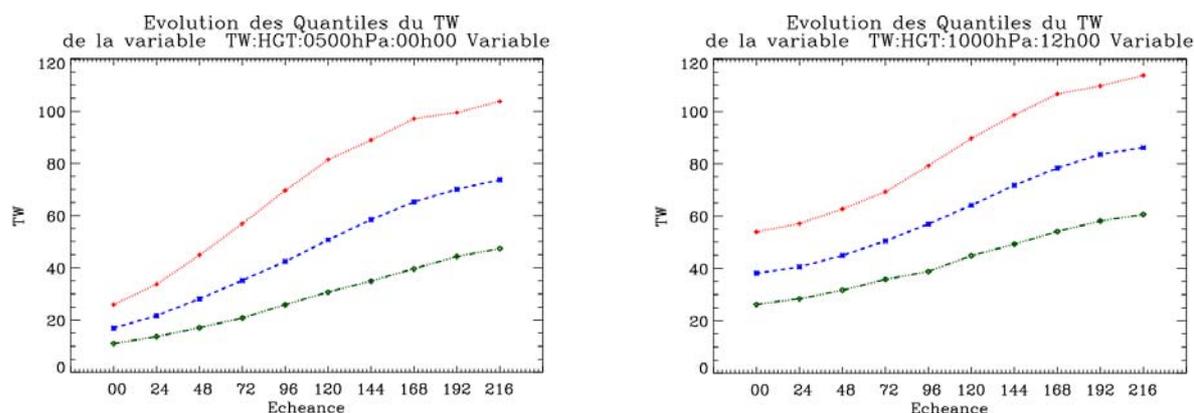
Les écarts type sont assez proches mais on remarque, comme pour la moyenne que l'analyse du modèle du CEP se démarque des prévisions ultérieures avec un écart type plus important (proche des réanalyses NCEP/NCAR).



**Figure 2-4 :** Comparaison de l'écart type de la variable RHU pour les deux archives. Variation avec l'échéance de prévision pour l'archive du CEP

### 2.3 Les géopotentiels

Pour comparer les champs de géopotentiels, on utilise le score TW explicité dans la première partie. On rappelle que ce score TW compare deux champs en quantifiant leur capacité à bien « s'emboîter ». On a représenté sur les graphiques ci-dessous le score TW entre les champs des deux archives pour les hauteurs de géopotentiels à 1000 et 500 hPa. On utilise ici la fenêtre optimisée pour l'ensemble des bassins.



**Figure 2-5 :** Quantiles 20, 50 et 90% de la distribution des scores TW entre les champs de géopotentiel à 500 hPa (à gauche) et 1000 hPa (à droite) des réanalyses NCEP/NCAR et de l'archive de prévisions du CEP

Pour les deux hauteurs, on a bien évidemment une augmentation du score avec l'échéance due à la détérioration de la qualité des prévisions.

Pour les premières échéances, on a une concordance moins bonne pour le géopotentiel à 1000 hPa (au niveau du sol) que pour celui à 500hPa (vers 5000 mètres d'altitude). Cela est

certainement dû à la prise en compte du relief qui n'est pas identique selon les modèles. Le modèle européen tournant à une maille inférieure à celle du modèle NCEP/NCAR, le relief est certainement mieux pris en compte par le CEP.

On s'aperçoit finalement que les archives sont assez dépendantes du modèle météorologique utilisé. En comparant l'analyse du modèle du CEP et la réanalyse du NCEP/NCAR on obtient déjà des champs qui ne sont pas exactement semblables.

Les différents critères de comparaison ne donnent cependant pas une idée précise de la cohérence utile pour l'utilisation des archives dans le cadre de la méthode des analogues d'où la démarche suivante.

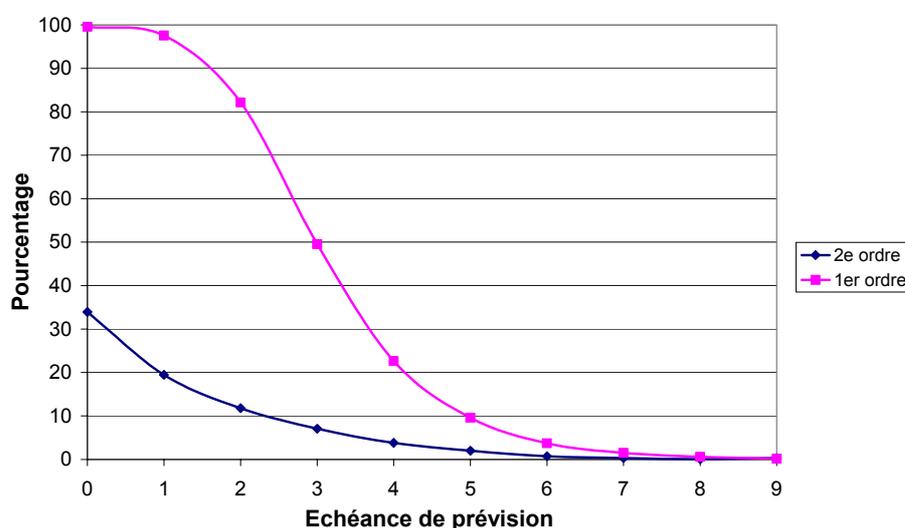
## 2.4 Concordance dans le cadre de la méthode des analogues

On va adopter ici une méthode de comparaison qui tient compte de l'utilisation des archives. Pour se donner une idée de la stabilité d'une variable d'analogie associée à un critère, on va rechercher le nombre de situations cibles parmi les journées des années 1997 à 2001 (soit 1825 dates) pour lesquelles la meilleure analogie trouvée correspond à la même date dans l'archive NCEP/NCAR. En effet, si on fournit une situation analysée ou prévue par le CEP, par exemple le 13 novembre 1999, alors on s'attend à trouver comme meilleure analogie dans l'archive NCEP/NCAR ce même 13 novembre 1999 ! Ceci ne sera pas toujours le cas, notamment pour l'analogie sur l'humidité relative.

Ainsi, si la meilleure analogie à une situation de l'archive du CEP est elle-même, vue dans l'archive des réanalyses NCEP/NCAR, alors la correspondance entre les deux archives est bonne.

Ce test est effectué en utilisant les caractéristiques de l'analogie utilisée par la méthode (critère, valeurs à 12hTU et à 24 hTU,...). Il permet donc de juger de la qualité des prévisions du modèle relativement aux réanalyses et à la méthode des analogues.

Les grilles utilisées pour la comparaison sont celles qui ont été optimisées pour l'ensemble des bassins. On fait ce travail pour les deux ordres d'analogie. Avec le premier ordre on utilise le score TW avec le géopotential 1000 hPa à 12h et le géopotential 500 hPa à 24h. Avec le second ordre on utilise le RMSE aux échéances 12h et 24h.



**Figure 2-6 : Evolution du pourcentage de situations cibles dans les prévisions du CEP pour lesquelles cette journée prévue est la première analogie trouvée dans l'archive NCEP/NCAR**

Si l'analogie du premier ordre sur les géopotentiels donne de bons résultats, notamment pour les deux premières échéances de prévision, on voit que, pour le second ordre (incluant l'humidité), même pour une prévision émise le jour même, seulement 35% des situations

cibles sont reconnues comme meilleure analogue. Ce résultat traduit les différences entre les modèles pour les variables d'humidité au niveau local.

## 3 Mise en place des prévisions d'ensemble

### 3.1 Pourquoi utiliser les prévisions d'ensemble?

L'analogie que nous utilisons repose sur une, voire deux, variables météorologiques. Or, les quantités de pluie dépendent en sus de phénomènes locaux qui ne peuvent être considérés par l'analogie. Ainsi, deux situations strictement identiques du point de vue des variables et des critères d'analogie retenus ne seront pas associées à la même quantité de pluie sur un bassin. La meilleure analogue retenue n'est donc pas forcément celle qui donnera la meilleure prévision de pluie.

Le fait de retenir un nombre d'analogues N1 assez élevé permet ainsi de traduire l'incertitude liée à l'influence de ces phénomènes et d'éviter de « passer à côté » de situations proches de la situation cible même si elles ne sont pas les plus ressemblantes du point de vue de la circulation générale.

De plus, jusqu'à présent, la méthode de prévision des précipitations par analogie en sortie de modèle NWP n'a été testée que sur des prévisions déterministes issues soit d'Arpège (Météo France) durant l'expérience MAP (Djerboua & al .2003) soit du modèle AVN pour le système prototype du LTHE (Bontron. 2004).

#### 3.1.1 Prendre en compte l'incertitude de prévision du modèle global

Dans le cas d'échéances de prévisions élevées, une autre incertitude, liée à la prévision synoptique par le modèle numérique, s'ajoute à celle décrite ci dessus. Le nombre d'analogues à retenir traduit alors deux types d'incertitudes différentes, l'une liée aux variables locales, l'autre à la prévision des variables synoptiques.

Cette prévision synoptique n'étant pas exacte, on a tout de même des chances, parmi les 50 journées retenues, d'avoir des situations analogues à la situation qui sera réellement observée. Cependant cette probabilité varie fortement selon la justesse des prévisions globales. Si la prévision synoptique est vraiment mauvaise, celle émise pour les pluies n'aura aucune chance d'être performante car elle se rapporte à une situation cible qui n'aura pas lieu.

On peut alors rencontrer des cas assez paradoxaux lorsque la prévision synoptique est très incertaine et prévoit une situation cible sèche et très stable : les meilleures analogues sont alors très ressemblantes et la prévision probabiliste de la pluie est très fine et ne prévoit pas de précipitations. Mais, cette finesse est en réalité tout à fait illusoire car elle ne tient pas du tout compte de l'incertitude de la prévision de la circulation générale.

#### 3.1.2 Qu'attend-t-on de l'introduction des prévisions EPS dans la méthode ?

Pour tenter d'exprimer cela, la prévision d'ensemble fournit un faisceau de prévisions pour des échéances allant jusqu'à dix jours. La dispersion plus ou moins forte des « traces » proposées apporte une indication sur la confiance que l'on peut apporter aux prévisions émises. L'utilisation de la prévision d'ensemble permet donc de tenir compte de l'incertitude des modèles, liée notamment à la connaissance non exacte des conditions initiales (II.1.1) .

En considérant toutes les traces, qui représentent des évolutions possibles de la situation météorologique, on a moins de chances d'émettre des prévisions de pluie qui se rapportent à des situations cibles qui n'auront jamais lieu.

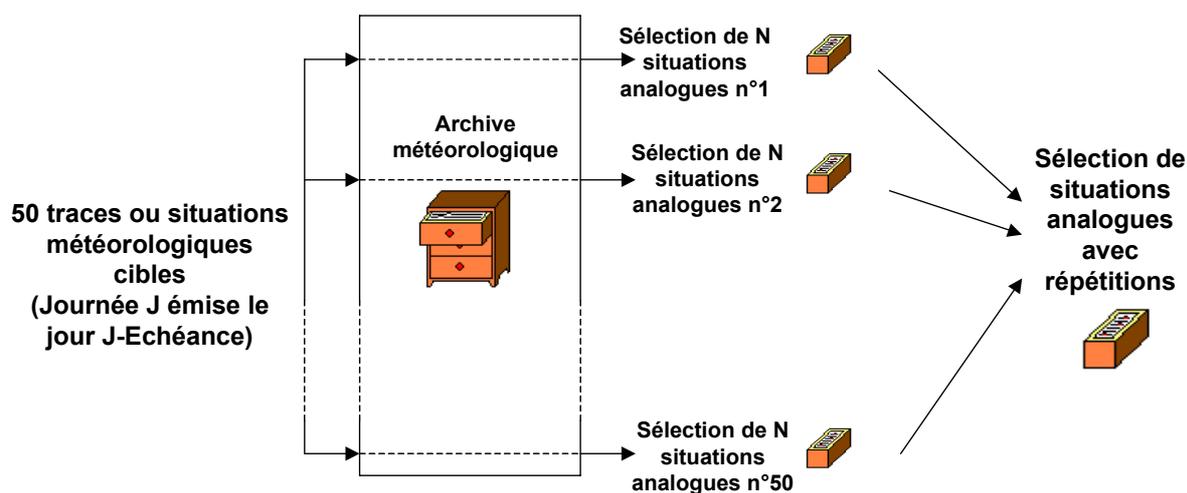
En tenant compte d'une incertitude supplémentaire sur les champs synoptiques pour les échéances moyennes, les prévisions de pluie qui en découlent risquent donc d'être moins fines mais plus réalistes vis a vis des incertitudes.

## 3.2 Quelques précisions sur l'utilisation des prévisions d'ensemble dans la méthode des analogues

### 3.2.1 Idées de base

Les traces de la prévision d'ensemble fournie par le Centre européen sont considérées comme équiprobables, on retiendra donc autant d'analogues pour chaque trace, aucune d'entre elles ne devant être privilégiée.

Une fois les N meilleures analogues retenues pour chaque trace, on rassemblera alors toutes ces situations et on les classe en fonction des valeurs de pluies journalières correspondantes pour obtenir une distribution empirique et donc une prévision probabiliste.



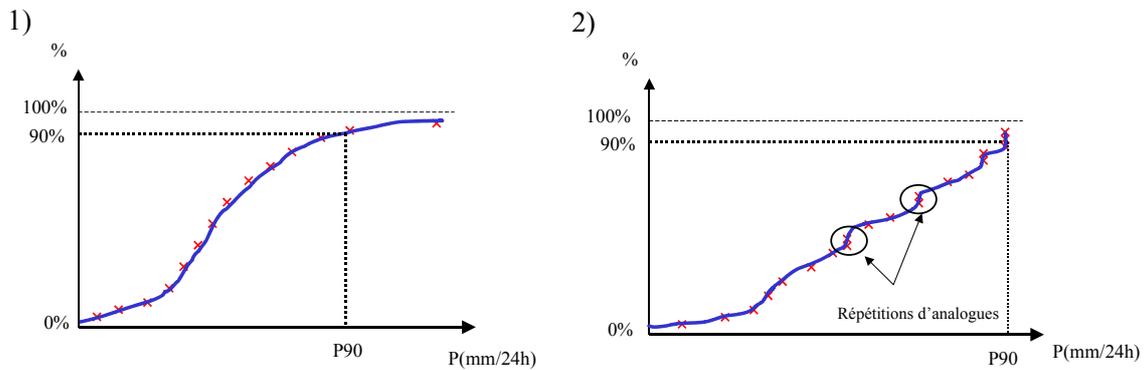
**Figure 3-1** : Schématisation du choix des analogues avec les 50 traces de la prévision d'ensemble

### 3.2.2 Répétition d'analogues

Les traces de la prévision d'ensemble pouvant être assez semblables, on pourra avoir, parmi les N meilleures analogues à deux traces différentes, des situations identiques. Certaines valeurs de pluie seront donc répétées plusieurs fois dans la distribution statistique utilisée pour la prévision.

Cette possibilité de retenir plusieurs fois une même situation constitue une sorte de pondération des journées analogues. Ainsi, si une situation est reconnue comme analogue à un grand nombre de traces, il y a une probabilité plutôt forte que celle-ci soit effectivement analogue à la situation qui sera observée. La valeur de pluie relative à cette analogue « multiple » aura alors un poids plus grand dans la distribution probabiliste des pluies constituant la prévision.

La figure suivante schématise deux prévisions émises, l'une en sortie d'un modèle déterministe, l'autre en sortie de la prévision d'ensemble. Les valeurs de pluie retenues sont sensiblement les mêmes mais quelques journées avec de forts cumuls sont analogues à plusieurs traces de la prévision. On décèle donc une tendance à avoir une situation synoptique qui peut être associée à de fortes pluies sur le bassin. Cette tendance est retranscrite dans la prévision par la répétition de ces fortes pluies qui transparait dans l'augmentation du quantile 90%.



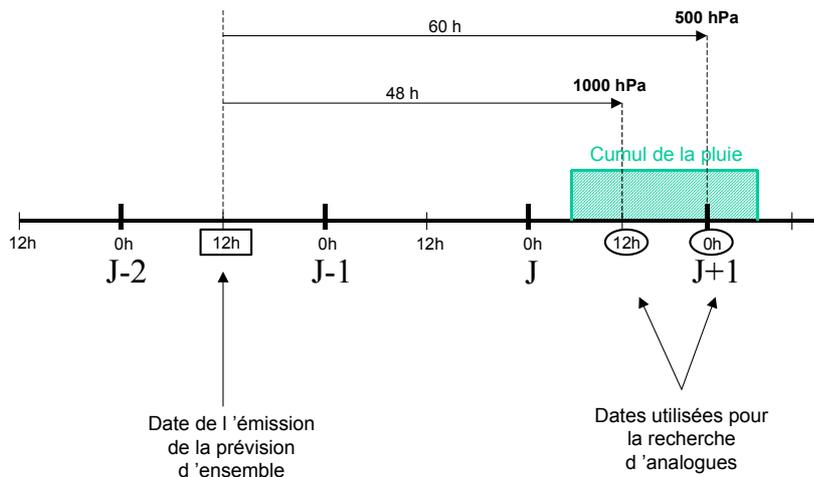
**Figure 3-2 : Distribution des pluies de deux prévisions. 1) : issue d'un modèle déterministe, 2) : issue de la prévision d'ensemble. Mise en évidence de la pondération.**

### 3.2.3 Echéance

Dans la suite, nous allons parler d'échéance de prévision ; il convient de préciser ce que représente cette échéance et de situer les prévisions utilisées par rapport à la période sur laquelle la quantité de pluie est prévue.

L'archive de prévisions d'ensemble dont nous disposons est basée sur les analyses effectuées à 12hTU chaque jour. On a donc une prévision par jour pour les 240 prochaines heures à un pas de 12 heures.

Pour une prévision pour le jour J, la quantité de pluie est à prévoir de 6hTU le jour J à 6hTU le jour J+1 grâce à une analogie sur les géopotentiels à 12h le jour J et 0h le jour J+1.



**Figure3-3 : Schématisation de l'échéance de prévision J-2**

L'échéance J-2 représente une prévision basée sur l'analyse du jour J-2 à 12hTU. On utilise alors la prévision à 48h du géopotentiel 1000hPa et la prévision à 60h du géopotentiel 500hPa. Pour une prévision à J-3, ces échéances sont de 72h et 84h.

# Partie III : Utilisation des prévisions d'ensemble et du Contrôle

## 1 Optimisation du nombre d'analogues par traces

On travaillera d'abord en ne considérant qu'un seul ordre d'analogie utilisant les géopotentiels.

On rencontre d'emblée un problème d'optimisation lié à l'information mise à disposition par ce modèle particulier (EPS du CEPMMT) : 50 champs possibles et équiprobables.

### 1.1 Combien d'analogues par traces ?

Le nombre d'analogues à choisir en prévision parfaite a été déterminé de façon heuristique en gardant le nombre d'analogues qui donnait le meilleur score en moyennant le résultat sur la période 1953-1996 et sur une cinquantaine de groupements pluviométriques (G.Bontron, 2004). L'optimum, peu prononcé, se situe à environ 30 analogues pour une analogie à un seul ordre. La méthode opérationnelle utilisée à EDF retient 50 analogues quelle que soit l'échéance.

L'idée est maintenant d'utiliser les meilleures analogues à chaque trace de la prévision d'ensemble. On regroupe ensuite toutes les analogues retenues pour émettre une prévision probabiliste de pluie sur chaque bassin.

Il convient donc d'optimiser le nombre d'analogues pour chaque trace en fonction de l'échéance de prévision. Ce nombre déterminera en effet le nombre final d'analogues différentes utilisées pour la prévision. Si celui-ci est trop faible, on risque d'émettre des prévisions peu justes, par exemple, si les premières analogues s'avèrent être éloignées de la réalité en terme de pluie journalière. Au contraire, si ce nombre est trop élevé, on est amené à retenir des situations très peu analogues et d'émettre alors des prévisions peu fines qui se rapprocheront de la climatologie du bassin.

Le nombre d'analogues par trace étant fixé à  $N$ , on considère les 50 traces de la prévision d'ensemble du centre européen. Pour les premières échéances, la prévision du modèle numérique est peu dispersée et toutes les traces sont assez semblables. On retient alors sensiblement les mêmes analogues pour toutes les traces. Dans le cas où toutes les traces ont les mêmes analogues, on a alors  $N$  situations différentes pour prévoir les précipitations. Dans ce cas la prévision météorologique est déterministe, c'est à dire très fine, on s'attend donc à trouver un optimum proche de celui retenu lors des travaux antérieurs.

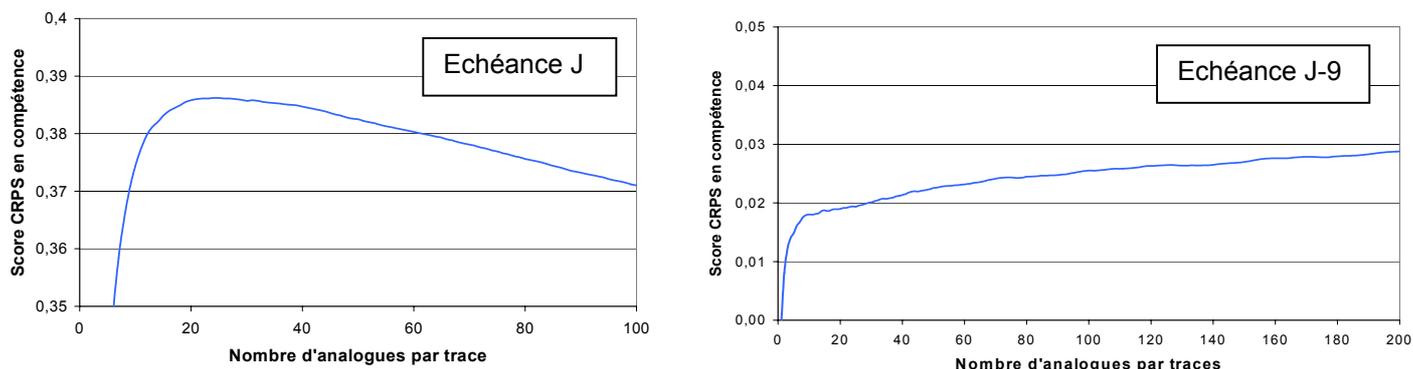
Par contre, pour les échéances plus lointaines, les traces sont plus dispersées et les analogues retenues varient d'une trace à l'autre. Si les analogues sont totalement différentes de trace à trace, on peut avoir jusqu'à  $50 \times N$  situations analogues différentes.

En diminuant le nombre d'analogues par traces, on retiendra tout de même un nombre de situations différentes significatif, et qui pourrait convenir à une bonne prévision.

### 1.2 Résultats obtenus

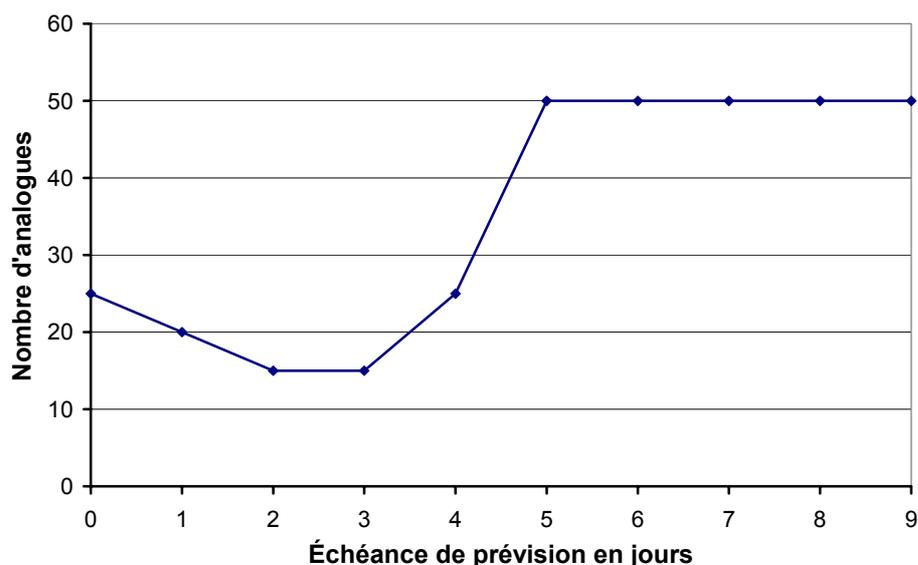
On a donc fait varier le nombre  $N$  d'analogues par traces de 1 à 100 pour les prévisions de  $J$  à  $J-4$  et jusqu'à 200 au-delà de  $J-5$  afin de visualiser l'évolution du score CRPS pour chaque échéance.

Pour les prévisions émises de J à J-4, on trouve un optimum inférieur à 50 analogues par traces. Pour les échéances de prévision plus importantes, cet optimum est supérieur à 100 mais l'évolution n'est pas très marquée et semble atteindre un palier. On retient donc la valeur constante et égale à 50 pour les échéances supérieures à 96 heures.



**Figure 1-4 :** Evolution du score CRPS en fonction du nombre d'analogues par traces pour une prévision à J à gauche et à J-9 à droite.

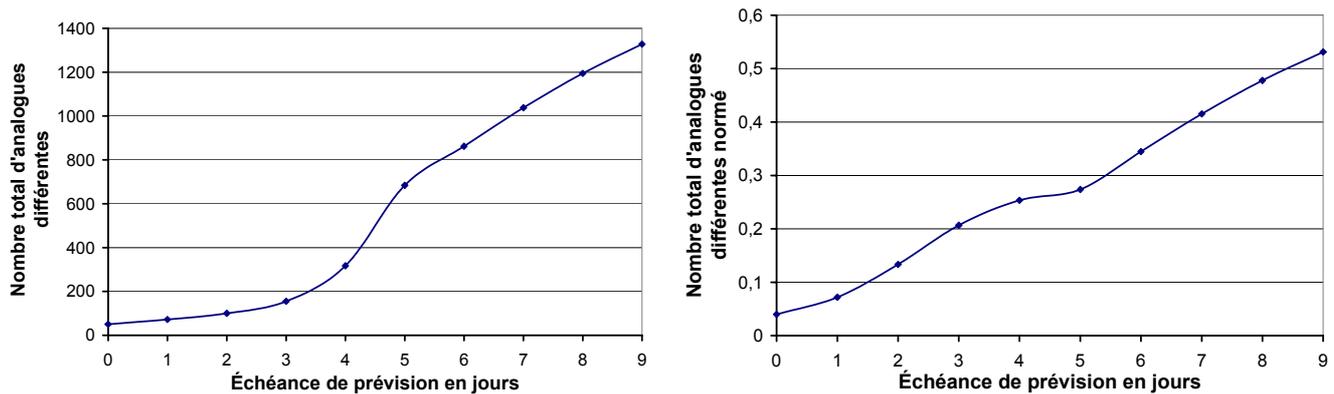
Comme on peut le voir sur le graphique ci dessous, le nombre optimal d'analogues par traces (pas forcément le nombre total) diminue avec l'échéance de prévision jusqu'à J-3 puis augmente pour dépasser 50 à partir de J-5.



**Figure 1-5 :** Evolution du nombre optimum d'analogues par trace en fonction de l'échéance de prévision

### 1.3 Evolution du nombre total d'analogues différentes retenues

Afin d'estimer la dispersion des traces et d'expliquer l'évolution du nombre d'analogues optimum par traces, il est intéressant de visualiser l'évolution du nombre d'analogues différentes retenues, en moyenne sur la période test 1997-2001, ce pour chaque échéance de prévision. On calcule ce nombre en utilisant le nombre d'analogues par trace optimum  $N$  retenu ci dessus. Pour comparer les résultats, on norme le nombre d'analogues différentes par le nombre total d'analogues possibles :  $N \times 50$ .



**Figure 1-6 : Evolution du nombre moyen d'analogues différentes absolu (à gauche) et normé par le nombre d'analogues total (à droite), en fonction de l'échéance de prévision**

Les faibles valeurs pour les échéances courtes montrent qu'il y a beaucoup de répétitions et que la prévision s'appuie sur un nombre restreint de situations analogues, ce qui garantit une bonne finesse. De plus les journées retenues ponctuellement par une ou deux traces seulement n'ont que peu de poids face à celles qui sont reconnues comme analogue aux cinquante traces.

Au contraire, pour les échéances éloignées, le nombre de situations différentes devient très important (plus de 1000 à partir de J-7). On se rapproche alors d'une prévision quasiment similaire à la climatologie

### 1.3.1 Remarques et interprétation

Pour les échéances les plus courtes, les résultats confirment les intuitions émises a priori, à savoir que le nombre d'analogues par trace diminue d'abord avec l'échéance. Ceci peut être expliqué par le fait que le nombre d'analogues différentes retenues est de plus en plus important. Il semble donc bien que l'élargissement dans le choix des analogues dû à la dispersion des traces permette de retenir moins d'analogues pour chacune des 50 traces que pour une unique prévision déterministe.

On voit d'ailleurs que même pour la prévision à l'échéance 00h, l'optimum est 25 alors qu'il était de 30 pour la prévision parfaite.

En ce qui concerne l'évolution du nombre optimum pour les échéances élevées, celui-ci doit être peu marqué (figure 1-4). On constate en effet que le score CRPS global augmente avec le nombre d'analogues par traces et semble atteindre un palier mais pas de maximum. A partir de 5 jours, les prévisions d'ensemble sont très dispersées et le fait de choisir un nombre important d'analogues pour chaque trace revient en fait souvent à effectuer un échantillonnage de la climatologie. Ceci d'autant plus que le nombre d'analogues différentes retenues est important. Le score CRPS reste cependant positif, la prévision contiendrait donc, en moyenne sur la période, une information supplémentaire, une sorte de tendance. Ce n'est pas forcément le cas pour chaque journée prise séparément, par exemple, les longues périodes anticycloniques sont certainement assez bien prévues.

## 2 Prévisions d'ensemble contre prévision déterministe

Une fois la méthode utilisant les sorties des prévisions d'ensemble optimisée en ce qui concerne le nombre d'analogues par trace, il est intéressant de comparer les scores globaux avec ceux obtenues en sortie d'un modèle déterministe.

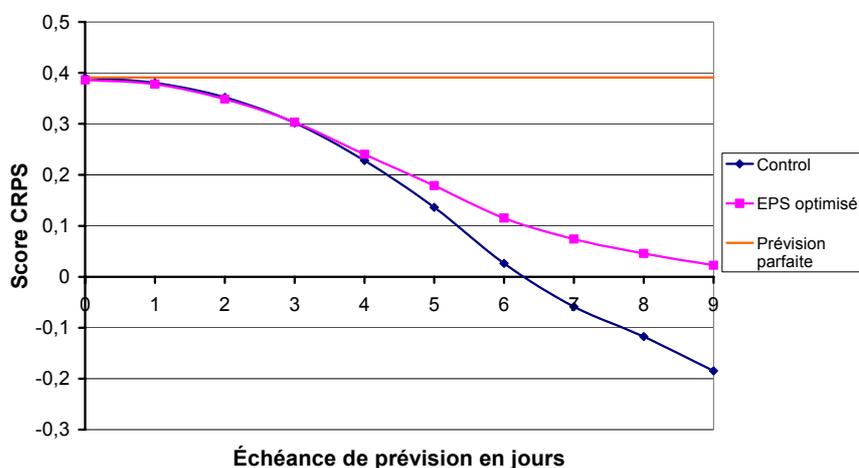
En fait, les prévisions d'ensembles du Centre européen contiennent, en plus des 50 traces bruitées, une prévision non bruitée : le contrôle. Cette prévision est d'une qualité inférieure à la meilleure prévision déterministe diffusée par le centre car calculée avec un maillage spatial plus grossier.

Le contrôle sera donc utilisé pour émettre des prévisions de pluie journalières et obtenir un score CRPS global pour chaque échéance.

## 2.1 Le contrôle utilisé dans les conditions opérationnelles.

La méthode opérationnelle mise en place au LTHE utilise déjà des prévisions déterministes émises par le modèle GFS du NCEP. Pour la prévision de premier ordre, 50 analogues sont retenues quelle que soit l'échéance de prévision. Le nombre de prévisions accumulées à ce jour étant trop faible, il est difficile de généraliser statistiquement les résultats obtenus sur ces prévisions pendant quelques mois.

En revanche, sur la série du CEPMMT, le contrôle nous fournit un jeu de prévisions déterministes homogènes depuis 1997. On calcule donc le score CRPS global obtenu pour chaque échéance à l'aide du contrôle sur la période 1997-2001, et ce pour les 46 bassins de l'archive (Annexe1, Tab1). On retient alors à chaque fois 50 analogues pour chacune des échéances comme préconisé par la calibration.



**Figure 2-1 : Evolution du score CRPS en fonction de l'échéance pour des prévisions émises à partir des prévisions d'ensemble et de la prévision déterministe du contrôle avec 50 analogues.**

### 2.1.1 Comparaison avec la prévision parfaite

Sur ce graphique, on a représenté d'abord le score global obtenu en prévision parfaite, c'est à dire en utilisant les situations observées et analysées, avec le même algorithme sur une période de 5 ans. C'est évidemment une constante puisque, quelle que soit l'échéance, les champs sont des champs observés.

Rappelons cependant que la prévision parfaite utilise les réanalyses NCEP/NCAR qui ont été calculées avec un modèle différent de celui utilisée pour les prévisions d'ensemble. Cependant, l'utilisation des géopotentiels seuls n'impliquent pas une forte dépendance au modèle. A l'échéance 0, les scores obtenus sont d'ailleurs sensiblement égaux. Pour cette échéance, on utilise certes une prévision à 12h aussi bien pour la prévision d'ensemble que pour le contrôle, cela ne dégrade pas la prévision des quantités de pluie.

### 2.1.2 Evolution des scores avec l'échéance

Ensuite par contre, la diminution des scores CRPS globaux avec l'échéance traduit la chute de performance des prévisions du modèle. Jusqu'à une échéance de prévision de 3 jours, cette diminution est assez faible, elle présente une accentuation à partir de 4 jours.

Les performances obtenues respectivement avec le contrôle et la prévision d'ensemble restent proches jusqu'à J-4. Puis, pour les échéances plus lointaines, la prévision du contrôle devient moins bonne. A partir de J-6, celle-ci obtient même un score inférieur à celui de la climatologie.

Dans le cas de la prévision d'ensemble, on observe une baisse des performances plus marquée vers J-4 et J-5, puis pour les échéances plus longues, on tend vers un score nul, c'est à dire une prévision équivalente à la climatologie, tout en restant supérieur à 0.

## 2.2 **Optimisation du contrôle**

### 2.2.1 Comparer ce qui est comparable

Au regard des résultats précédents, il semble donc que la prévision d'ensemble apporte un gain significatif pour les prévisions à long terme. Il ne faut cependant pas oublier que l'on a optimisé le nombre d'analogues par trace pour chaque échéance alors que le contrôle a été utilisé sans optimisation relative à l'échéance de prévision.

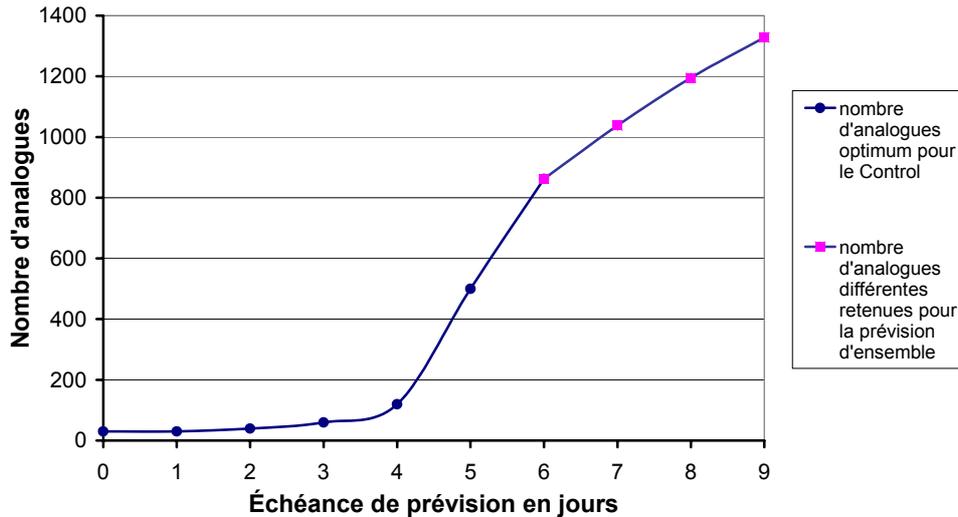
Pour les échéances supérieures à 5 jours, la prévision d'ensemble met en jeu un nombre important d'analogues différentes à cause de la dispersion des traces. L'élargissement dans le choix des analogues permet de retenir des situations qui se rapprocheront peut être de ce qui sera observé, même si ce n'est pas le cas pour un grand nombre d'entre elles. On garde donc un chance de prévoir, avec une probabilité faible, la situation qui sera observée.

La prévision du contrôle quant à elle ne considère que 50 analogues quelle que soit l'échéance. A l'inverse, si la prévision déterministe du contrôle est fausse, ce qui, au-delà de 4 jours, n'est pas inenvisageable, on effectue une prévision de pluie qui est relative à une situation synoptique qui n'aura jamais lieu et qui sera même très différente de ce qui se passera réellement. On n'a alors aucune chance de retenir une journée analogue qui s'avérerait proche la situation qui sera observée effectivement.

Il apparaît donc nécessaire d'optimiser aussi le nombre d'analogues pour le contrôle en fonction de l'échéance de prévision, afin de pouvoir comparer les scores obtenus avec ceux de la prévision d'ensemble.

### 2.2.2 Résultats

On procède de la même manière que pour l'optimisation précédente en faisant varier le nombre d'analogues selon l'échéance. Comme pour la prévision d'ensemble, on trouve un optimum pour les échéances les plus courtes, jusqu'à J-5, et un palier pour les échéances plus lointaines. Pour ces dernières, de J-6 à J-9, on choisit comme nombre d'analogues le nombre d'analogues différentes retenues pour la prévision d'ensemble.



**Figure 2-2: Nombre d'analogues retenues pour la prévision utilisant le contrôle en fonction de l'échéance**

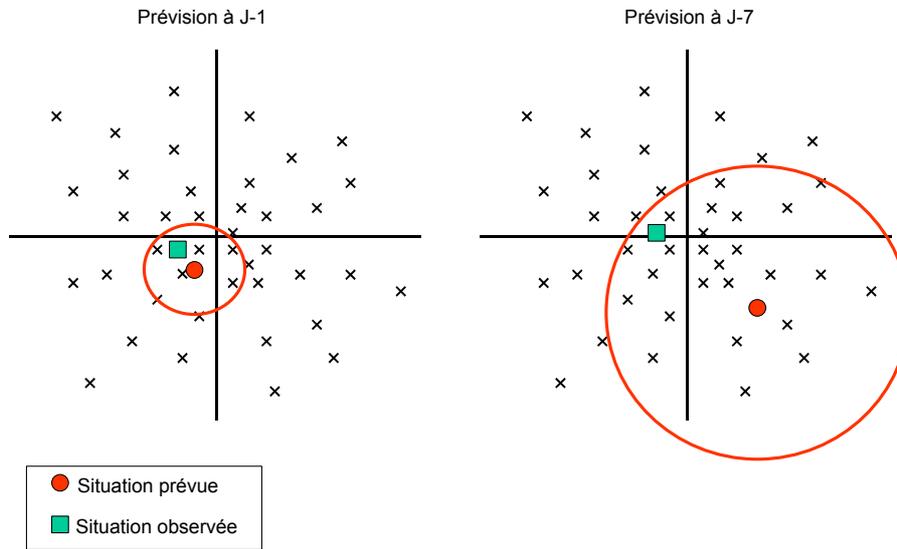
Le nombre d'analogues optimum varie peu pour les premières échéances, il est d'environ 30 pour les échéances 0 et 1 (on retrouve le résultat obtenu en prévision parfaite) et augmente jusqu'à 120 à J-4. On a ensuite une augmentation significative pour les échéances suivantes.

### 2.2.3 Interprétation

On a vu que, en prévision parfaite, le fait de retenir un nombre suffisant d'analogues pouvait être interprété comme une manière de compenser l'incertitude liée à la non prise en compte de phénomènes locaux dans le choix des analogues.

En prévision opérationnelle, l'augmentation du nombre d'analogues optimum avec l'échéance traduit plutôt l'incertitude liée à la prévision du modèle numérique. Plus la prévision risque de s'éloigner de ce qui sera observé, plus on va chercher des analogues lointains pour avoir une chance d'en choisir une convenable, c'est à dire proche de la situation réelle.

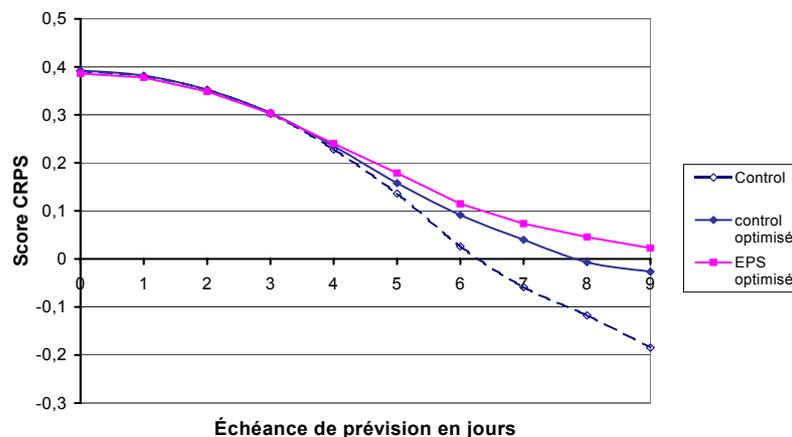
On peut schématiser cette interprétation en représentant la position des situations prévues et observée dans l'espace des analogues (croix). Le cercle représente la distance minimum nécessaire pour retenir le nombre d'analogues adéquat. Plus la prévision est mauvaise, plus celui-ci doit avoir un rayon important pour contenir des situations proches de l'observation.



**Figure 2-3 : Schématisation du choix du nombre d'analogues pour deux échéances différentes dans l'espace des situations analogues**

#### 2.2.4 Evolution du score CRPS global

Ayant modifié le nombre d'analogues retenu en fonction de l'échéance pour la prévision déterministe (le contrôle), on peut maintenant comparer l'évolution du score CRPS en utilisant, de manière optimisée les deux types d'informations (déterministe / ensembliste) fournies par le modèle européen.



**Figure 2-4 : Evolution du score CRPS en fonction de l'échéance pour des prévisions émises à partir des prévisions d'ensemble et de la prévision déterministe du contrôle optimisé**

En moyenne, les différences sont minimales jusqu'à une échéance de 4 jours. Ensuite, on perçoit nettement l'amélioration apportée par l'augmentation du nombre d'analogues pour le contrôle optimisé.

Le score du contrôle reste cependant inférieur à celui de la prévision d'ensemble pour les prévisions à moyen et long terme. La différence est cependant très faible et les performances très proches de celles de la climatologie.

Pour ces échéances, le nombre moyen d'analogues différentes est le même pour les deux prévisions, la différence observée pourrait être interprétée comme l'apport de la pondération due à la répétition des analogues pour la prévision d'ensemble.

### 3 Utilisation d'une variable de second ordre

Il a été montré en prévision parfaite que l'utilisation d'une analogie de second ordre avec une variable d'humidité améliorerait l'utilité de la prévision ; nous l'avons mentionné dans la première partie. Nous allons maintenant étudier l'apport d'une telle variable de second ordre aux prévisions de précipitation mais émises à partir des données de la prévision d'ensemble et du contrôle. La cible n'est donc plus parfaite mais plus ou moins bien prévue.

#### 3.1 Optimisation du nombre d'analogues

Le nombre d'analogues à retenir ayant été optimisé pour une analogie du premier ordre, il convient maintenant de procéder au même exercice en considérant le deuxième ordre.

##### 3.1.1 Principe

Comme nous l'avons vu dans la première partie (4.5), on retient les analogues du second ordre parmi une première sélection obtenue avec le premier ordre. Il convient de choisir le nombre  $N_1$  d'analogues à retenir lors de cette première sélection pour utiliser au mieux l'analogie de second ordre.

G. Bontron a montré que, en prévision parfaite, pour la prévision au second ordre, il fallait prendre :

$N_1 \approx 70 = 2 \times N$  où  $N$  est l'optimum lorsque l'on travaille à un seul ordre (les géopotentiels)

Puis  $N_2 < N_1 / 2 \approx 30$  quand on extrait, au second ordre, les situations qui sont aussi semblables en terme d'humidité.

On se place désormais en situation de prévision réelle : la situation proposée pour une date n'est plus sa description « parfaite » mais une prévision plus ou moins bonne, faite quelques jours avant, par exemple  $K$  jours avant.

Quand cette prévision est déterministe, avec un seul ordre, le nombre optimum d'analogues  $N$  varie avec  $K$  ( $K = 0 \Rightarrow N \approx 30$ ). Pour  $K \geq 4$ ,  $N$  passe à 200 et continue à croître.

Pour travailler à deux ordres, on choisit de sélectionner  $N_1(K) = 2 \times N(K)$ . Cela fait d'emblée un nombre considérable d'analogues à retenir au premier niveau. On a donc décidé de se limiter à  $N_1(K) = N(K)$  pour  $K \geq 4$ .

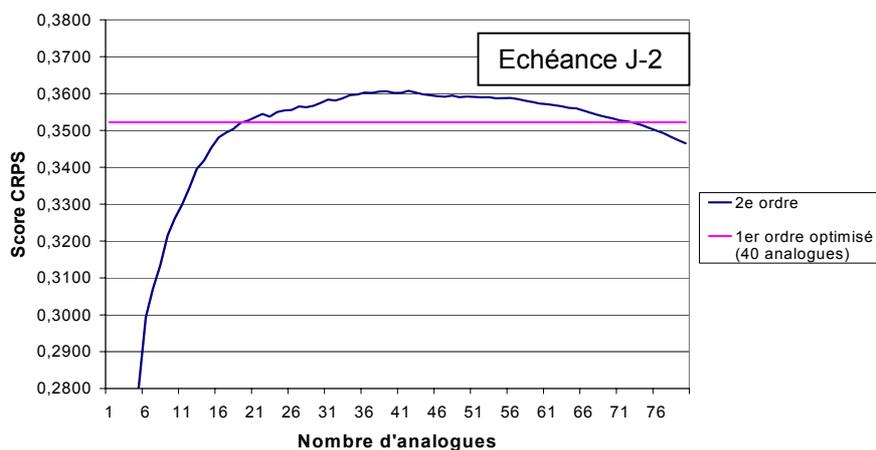
Ensuite on choisira le nombre  $N_2$  d'analogues, au sens de l'humidité, en acceptant de l'optimiser entre 1 et  $N_1(K)$ .

Pour les prévisions d'ensemble avec 50 traces, on opère de même avec le nombre d'analogues par traces

Pour l'optimisation, on procède de la même manière que précédemment en faisant varier le nombre  $N_2$  d'analogues pour le second ordre entre 1 et  $N_1$ .

##### 3.1.2 Résultats pour le contrôle

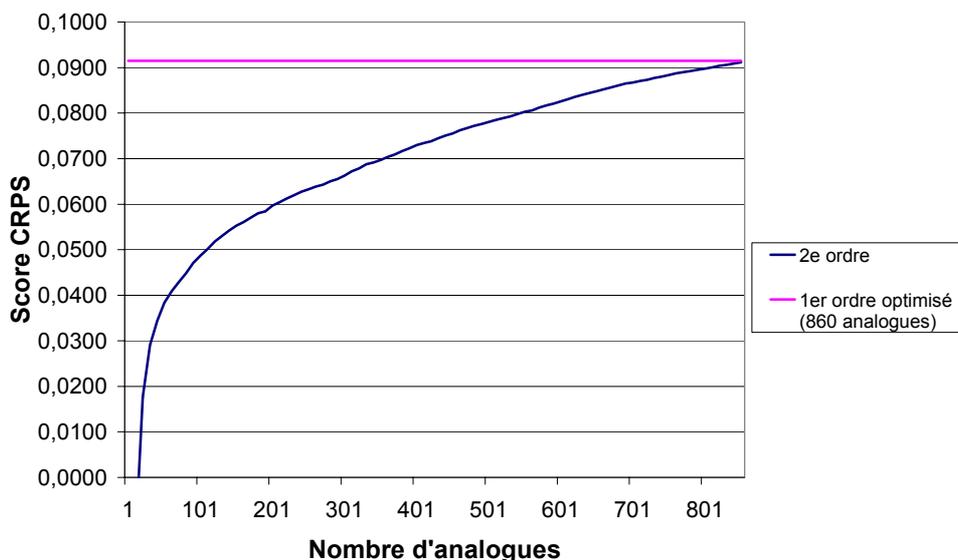
Comme on peut s'y attendre, les résultats ne se présentent pas sous la même forme pour les échéances courtes et les échéances longues. Pour les premières échéances, de la prévision à  $J-5$  à la prévision à  $J$ , on trouve un optimum d'autant plus marqué que l'échéance est courte.



**Figure 4-1 : Evolution du score CRPS du contrôle en fonction du nombre d'analogues retenues pour l'analogie du second ordre pour une prévision à J-2**

Echéance de prévision en jours	Nb d'analogues optimum pour le premier ordre seul	Nb d'analogues retenu lors de la sélection de premier ordre	Nb d'analogues optimum pour le second ordre
0	30	60	30
1	30	60	30
2	40	80	40
3	60	120	60
4	120	240	170
5	230	500	350

En ce qui concerne les échéances les plus lointaines, il n'y a pas d'optimum. Le score d'utilité globale augmente avec le nombre d'analogues jusqu'à atteindre le score du premier ordre. On n'a alors pas de changements par rapport à l'optimisation précédente. On reprend en effet les mêmes analogues qui sont simplement classées dans un ordre différent.



**Figure 3-2 : Evolution du score CRPS en fonction du nombre d'analogues retenues pour l'analogie du second ordre pour une prévision à J-6**

### 3.1.3 Résultats pour la prévision d'ensemble

Les résultats utilisant les cinquante traces de la prévision d'ensemble se rapprochent de ceux obtenus pour le contrôle. Il existe un optimum du nombre d'analogues à retenir pour le second ordre pour les prévisions de J-5 à J. En ce qui concerne les échéances plus lointaines, on n'a pas d'optimum et le meilleur score est obtenu en reprenant les mêmes analogues que pour le premier ordre.

Echéance de prévision en jours	Nb d'analogues par traces optimum pour le premier ordre seul	Nb d'analogues par traces retenu lors de la sélection de premier ordre	Nb d'analogues par traces optimum pour le second ordre
0	25	50	25
1	20	40	18
2	15	30	15
3	15	30	16
4	25	50	26
5	50	50	25

## 3.2 **Gain d'utilité globale**

La variable RHU, utilisée pour le second ordre, affiche donc une dépendance vis-à-vis du modèle utilisé plus forte que les géopotentiels. Sachant que les prévisions du centre européen sont effectuées avec un modèle météorologique différent de celui utilisé pour l'archive météorologique (les réanalyses NCEP/NCAR), on pouvait avoir quelques craintes quant à l'utilisation d'une variable de second ordre.

L'utilisation du second ordre apporte cependant un gain d'utilité à la prévision des précipitations.

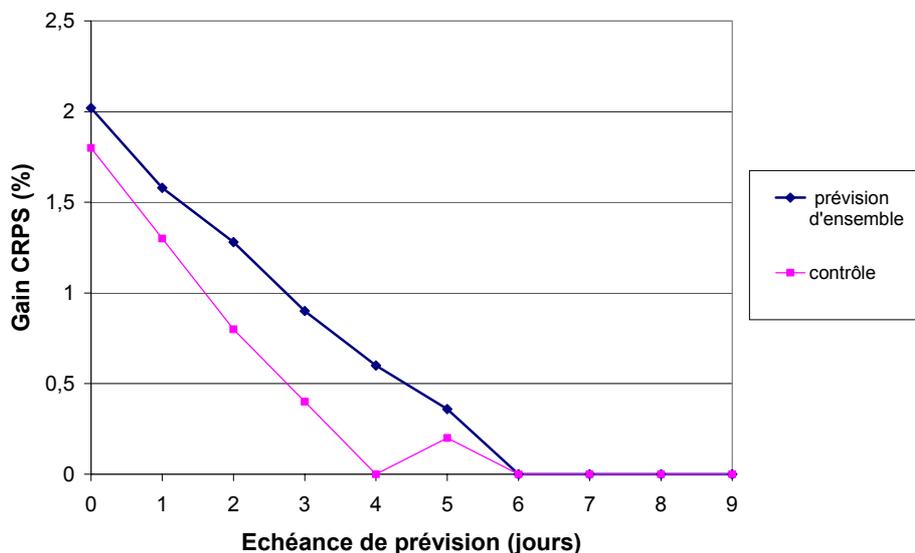
### 3.2.1 Cas du contrôle (prévision déterministe)

On a montré que pour les échéances de prévision les plus élevées, on ne notait pas d'optimum en terme de nombre d'analogues à retenir pour le second ordre. L'utilisation de celui-ci est donc inutile pour les échéances supérieures ou égales à six jours. En effet, pour ne pas avoir de dégradation de la prévision, il faudrait reprendre au second ordre le même nombre d'analogues qu'au premier.

Pour une prévision déterministe, l'apport de l'analogie de second ordre est d'autant moins intéressant que l'échéance de prévision est élevée et il est quasi-nul en terme d'utilité globale à partir des prévisions à J-4.

### 3.2.2 Cas de la prévision d'ensemble

A l'inverse, l'apport du second ordre se révèle bénéfique pour la prévision d'ensemble, les résultats sont même un peu plus élevés que pour le contrôle notamment pour les prévisions émises de J-3 à J-5. Pour des prévisions à une échéance supérieure à six jours, l'utilisation du second ordre devient inutile.



**Figure 3-3 : Evolution du gain en score CRPS apporté par l'utilisation du second ordre, en fonction de l'échéance de prévision, pour le contrôle et pour les cinquante traces de la prévision d'ensemble**

### 3.2.3 Interprétation et remarques

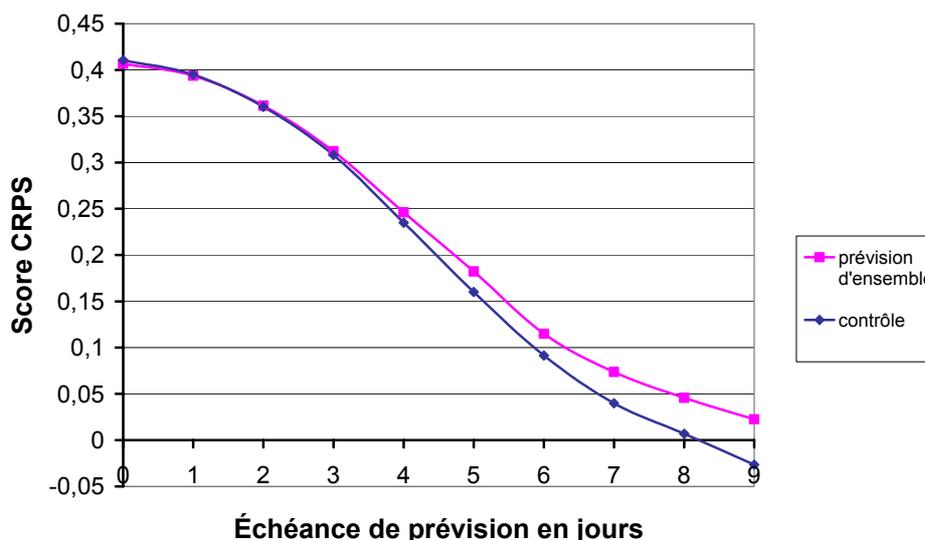
On peut tenter une interprétation du gain plus important engendré par l'utilisation du second ordre avec des prévisions d'ensemble. Comme on l'a vu, la variable RHU est moins stable en terme de prévision que les hauteurs de géopotentiels. On peut donc penser que la prévision du contrôle est assez souvent éloignée de l'observation, notamment lorsque l'échéance augmente. A l'inverse, le fait de considérer plusieurs traces permet « d'adoucir », les prévisions catégoriques de quelques traces qui s'avèrent finalement fausses.

Il faut aussi noter que l'optimisation sur le nombre d'analogues à choisir pour le second ordre à été fait en choisissant, pour le premier ordre, un nombre quelque peu arbitraire. Il serait intéressant de faire varier le choix pour les deux ordres et obtenir finalement le vrai couple (N1,N2) optimum, mais ses calculs systématiques sont trop longs dans le cadre de ce stage.

## 3.3 Comparaison finale

On peut finalement comparer les résultats issus de la prévision d'ensemble et de la prévision déterministe du contrôle.

La mise en œuvre d'un second ordre d'analogie accentue légèrement l'écart de score en faveur de la prévision probabiliste. Cet écart est notamment significatif pour des échéance plus courtes : J-4 contre J-5 pour la prévision à un seul ordre.



**Figure 3-4** : Evolution du score CRPS en fonction de l'échéance pour des prévisions émises à partir des prévisions d'ensemble et de la prévision déterministe du contrôle optimisé en utilisant une analogie de second ordre.

## 4 Evaluation de la méthode

Ces comparaisons sont objectives puisqu'elles portent sur l'ensemble des 5 ans d'archive. En contre partie, elles présentent l'inconvénient d'être moyennées sur l'ensemble des journées (quelle que soit la saison, le type de temps, etc...). On voudrait savoir de plus ce que « vaut » la prévision au cours des périodes sensibles. On va donc restreindre un peu notre échantillon pour l'évaluation, en ne considérant que ces périodes.

### 4.1 Evaluation ciblée sur les journées pluvieuses

Pour évaluer la méthode en fonction de l'échéance de prévision, on dispose du score CRPS utilisé en compétence par rapport à la climatologie. Le travail d'optimisation réalisé dans la partie précédente utilise un score moyen sur tous les bassins et sur toutes les journées de l'archive de prévisions.

Or, le domaine d'application de la méthode des analogues concerne plutôt les journées pluvieuses. On peut donc s'intéresser aux scores en ne gardant que ces journées.

Pour cela il convient de définir la manière dont on sélectionne les journées servant au calcul du score en définissant un seuil à dépasser. On choisira les journées pour lesquelles le seuil est dépassé par l'observation mais aussi les situations où un certain quantile de la prévision dépasse ce seuil.

#### 4.1.1 Choix d'un niveau d'alerte

Afin de sélectionner seulement les journées intéressantes, on retient donc un seuil et un quantile, l'ensemble pouvant être défini comme un niveau d'alerte.

Pour tenir compte de la diversité des bassins de l'archive, les seuils utilisés porteront sur la pluie transformée  $R$ . On peut par exemple utiliser deux seuils  $X_S$ :

$$\begin{aligned} R \geq X_S = 0.1 & \Rightarrow R_{\text{brute}} \geq R10 / 100 \\ R \geq X_S = 0.5 & \Rightarrow R_{\text{brute}} \geq R10 / 4 \end{aligned}$$

Le seuil  $X_S = 0.1$  correspond au seuil pluie/non-pluie, on lui associe le quantile 60% de la prévision. Le seuil  $X_S = 0.5$  ne retient que les événements importants, on lui associe le quantile 90%.

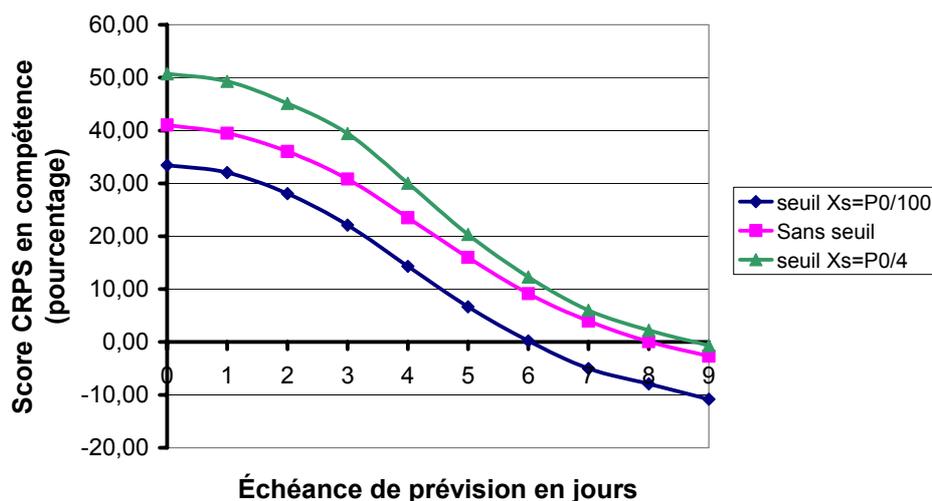
Par exemple, pour le seuil pluie / non-pluie, on déclare qu'une journée est pluvieuse (donc retenue pour le calcul du score) si :

- On observe une pluie  $> 1/100^e$  de la décennale, même si le quantile 60% reste nul.
- On a prévu un quantile 60%  $> 1/100^e$  de la décennale, même si rien n'a été observé.
- On a prévu un quantile 60%  $> 1/100^e$  de la décennale et on a observé de la pluie.

#### 4.1.2 Evolution du score CRPS

On a calculé le score CRPS pour avec deux seuils différents. On utilise dans un premier temps le seuil  $X_S = 0.1$ , c'est à dire que l'on élimine les journées non pluvieuses. Puis, on s'intéresse aux journées où les précipitations journalières sont supérieures au quart de la pluie décennale ( $X_S = 0.5$ ).

On peut comparer les résultats avec ceux obtenus en retenant l'ensemble des journées. Les scores sont évidemment moins bons si on élimine simplement les journées sans pluie. On peut expliquer cela par le fait que les journées anticycloniques où la situation météorologique est très stable sont assez faciles à prévoir comme journées sans précipitations. Leur prise en compte augmente donc le score global alors que notre intérêt se situe plutôt au niveau des journées pluvieuses.



**Figure 4-1 : Evolution du score CRPS avec l'échéance pour différents seuils de pluie**

Par contre, si on s'intéresse aux journées avec des précipitations journalières plus sérieuses, le score devient largement meilleur que dans le cas précédent.

On peut donc en déduire, et c'est assez encourageant, que la méthode est, en moyenne, plus performante pour les situations franchement pluvieuses que pour les journées où la quantité de pluie est faible.

En effet, le niveau d'alerte pluie / non-pluie contient des journées où la prévision peut être assez ambiguë, où pour des situations synoptiques proches on peut observer des précipitations moyennes comme ne pas relever la moindre goutte d'eau. Par contre, quand il pleut de manière significative, la méthode se révèle pertinente en terme quantitatif.

## 4.2 Etude des performances

Le travail effectué grâce à l'archive de prévision nous permet d'étudier les performances de la méthode en utilisation opérationnelle. Le score CRPS convient bien pour l'optimisation car il prend en compte les performances globales de la prévision probabiliste. Pour les utilisateurs, on peut décrire de façon plus fine les capacités des prévisions en termes de fausse alerte ou de défaut d'alerte. On utilise pour cela un tableau de contingence après avoir fixé un seuil  $X_S$  et un quantile de la prévision définissant ainsi un niveau d'alerte.

### 4.2.1 Les outils

#### Tableau de contingence

Le tableau de contingence répertorie les situations où l'on dispose d'une prévision et d'une observation en les classant en quatre catégories

		Observations	
		Oui	Non
Prévisions	Oui	a	b
	Non	c	d

On définit ainsi :

a : nombre d'alertes observées effectivement prévues (bonne alerte)

b : nombre d'alertes prévues mais non observées (fausse alerte)

c : nombre d'alertes observées mais non prévues (défaut d'alerte)

d : nombre d'observations n'ayant donné lieu ni à une alerte ni à une prévision d'alerte (NON correct)

#### Scores de vérification

A partir de ce classement, on peut calculer de nombreux scores de vérification. On explicitera ici plusieurs d'entre eux qui serviront dans la suite.

- *Probabilité de Détection (Probability of detection, POD)*

$$POD = \frac{a}{a + c}$$

La probabilité de détection est la probabilité conditionnelle de faire une bonne prévision sachant qu'une alerte est observée.

- *Taux de Fausses Alertes (False Alarm Rate, FAR)*

$$FAR = \frac{b}{a + b}$$

Le taux de fausses alertes est la probabilité conditionnelle de faire une mauvaise prévision sachant qu'une alerte a été prévue. Ce score est orienté négativement, une prévision parfaite présente un FAR de 0%.

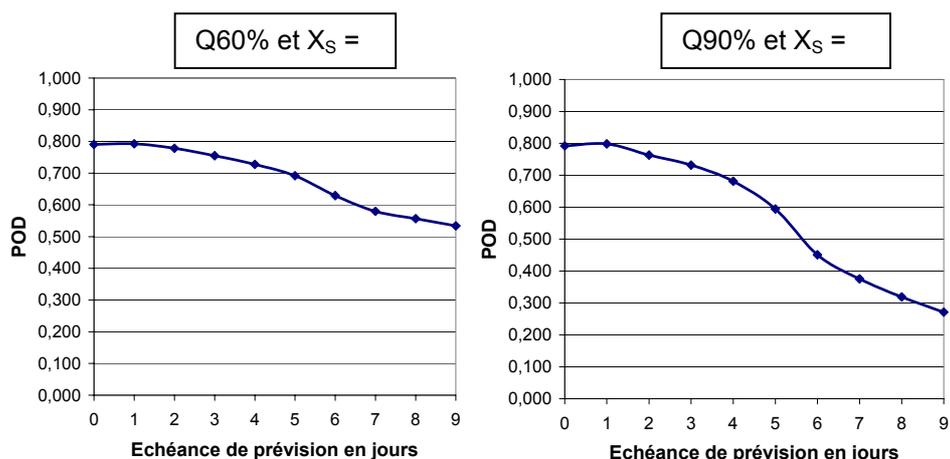
### 4.2.2 Les résultats

Les résultats exposés ci-dessous ont été obtenus grâce à la prévision du Contrôle avec un nombre d'analogues ré-optimisé pour chaque échéance de prévision et en utilisant deux ordres d'analogie. L'archive du CEP permet de visualiser l'évolution des performances avec l'échéance de prévision.

On s'intéressera aux deux couples seuil / quantiles suivants :

Q60% et  $X_S = 0.1$

Q90% et  $X_S = 0.5$



**Figure 4-3 : Evolution de la probabilité de détection avec l'échéance de prévision pour les deux niveaux d'alerte définis**

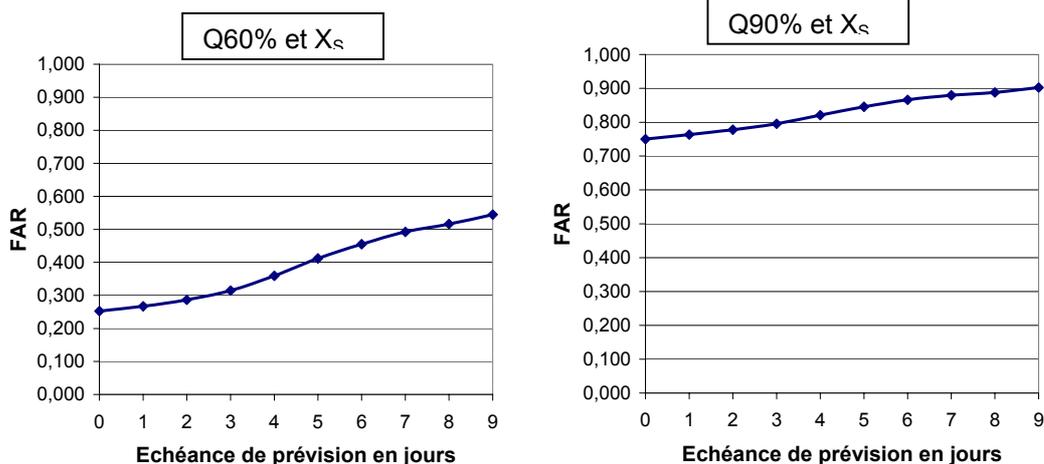
### Probabilité de détection

Dans les deux cas, le POD est sensiblement le même à l'échéance 0, de l'ordre de 80%. Cela signifie que 80% des jours où une alerte a été observée, celle-ci avait été prévue. Plus particulièrement, pour le second cas, lorsque les précipitations journalières dépassent le quart de la valeur décennale, on a 8 chances sur 10 que le quantile 90% de la prévision à l'échéance 0 dépasse cette valeur.

Les valeurs de POD diminuent avec l'échéance mais la baisse est plus significative pour la mise en alerte en cas de pluie importante.

### Taux de Fausses Alertes

La probabilité de détection ne renseigne nullement sur les fausses alertes. Pour pouvoir juger de la prévision on doit considérer le taux de fausse alerte.



**Figure 4-4 : Evolution de la probabilité de fausse alerte avec l'échéance de prévision pour les deux niveaux d'alerte définis**

On note ici une différence nette entre les deux types d'alerte. Alors que pour le premier, à l'échéance 0, sur 100 alertes prévues seules 25 sont injustifiées, ce nombre est de 75 dans le second cas. Autrement dit, lorsque le quantile 90% dépasse le quart de la pluie décennale, la valeur observée dépasse ce seuil une fois sur quatre en moyenne.

Le taux de fausse alerte se dégrade avec l'échéance de prévision mais il reste voisin de 50% pour le premier type d'alerte.

### **4.3 Conclusions**

Les scores issus du tableau de contingence indiquent que la méthode semble meilleure pour le premier niveau d'alerte (Q60% et  $X_S=0.1$ ) notamment en ce qui concerne le taux de fausse alerte. L'évaluation par l'intermédiaire du score CRPS semblait en revanche montrer le résultat inverse. Il faut cependant garder à l'esprit que chaque score est utile à un utilisateur spécifique. Le CRPS tient compte de la justesse et de la finesse alors que le POD et le FAR ne quantifient que le dépassement du seuil sans tenir compte de la précision de la prévision.

Par exemple, pour un bassin, si  $X_S$  correspond à 10mm, qu'il tombe 100mm et que le quantile 90% est de 20mm. Le score CRPS sera mauvais mais on a fait une alerte correcte!

# Partie IV : Emissions de prévisions. Etude de cas

Il ne faut pas oublier que le but de la méthode des analogues est de faire de la prévision opérationnelle. Dans ce qui précède, on a donné beaucoup de résultats « moyens » sur l'ensemble des 5 années de prévisions. Il importe aussi de voir comment les différentes versions de la méthode se comportent pour des situations critiques. Ne disposant pas des sorties du modèle européen en temps réel, on va donc rejouer deux cas du passé et considérer ce qu'aurait prévu la méthode en utilisant la prévision d'ensemble d'une part, et le contrôle seul d'autre part.

Cette phase d'expertise est importante pour l'utilisation opérationnelle de la méthode des analogues. On formulera donc des remarques quant aux prévisions obtenues. Celles-ci ne sont cependant pas généralisables à tous les événements pluvieux.

## 1 Précisions sur l'interprétation de la prévision

### 1.1 Biais pour les événements exceptionnels

La méthode des analogues possède un certain biais pour la prévision des situations engendrant de forts cumuls de pluie. En effet l'archive ne contient qu'un nombre limité de telles situations. Par exemple une archive de quarante ans ne contient en moyenne que quatre événements de temps de retour 10 ans. Ainsi, si la situation synoptique est celle d'un événement exceptionnel, on trouvera peu de situations proches dans l'archive mais on retiendra quand même un nombre d'analogues fixé, ce qui induit que une bonne partie d'entre elles ne seront pas « très analogues ». Ces dernières sont des journées où la pluie journalière n'a pas été remarquable et les forts cumuls seront donc sous-estimés.

### 1.2 Signification des quantiles : expertise du prévisionniste

La prévision se présente sous la forme de l'évolution des trois quantiles 20%, 60% et 90 %. L'expertise acquise les années précédentes, lors de l'expérience MAP mais aussi en suivant quotidiennement les prévisions du LTHE, peut donner des indications sur la signification de l'évolution des différents quantiles. Les principaux enseignements sont les suivants.

Un quantile 20% supérieur à 0 indique une très forte chance d'avoir de la pluie. En effet, cela implique que plus de 80% des situations analogues retenues étaient pluvieuses.

En temps normal, la quantité de pluie peut être approchée par le quantile 60% mais l'évolution conjointe du quantile 90% est importante.

Si le quantile 60% est assez haut et que l'écart avec le quantile 90% est important, on peut s'attendre à un événement exceptionnel. En effet, ce grand intervalle Q90-Q60 signifie que certaines situations analogues font partie des plus pluvieuses de l'archive. Celles-ci étant limitées en nombre, le quantile 60% ne peut pas monter plus, ceci est lié au biais décrit ci-dessus. On peut s'attendre, dans ce cas, à observer des précipitations supérieures au quantile 90%

## 2 Evènement des 8 et 9 septembre 2002 sur le Gard

### 2.1 Description

Cet événement pluvieux tristement célèbre fut à l'origine de crues très importantes qui firent 24 victimes et causèrent des dommages considérables. Ces pluies ont été provoquées par

un système convectif de méso-échelle quasi-stationnaire, positionné sur le département du Gard.

Nous effectuons la prévision sur le groupement Gard-Cèze de notre archive (300 km<sup>2</sup> environ). Celui-ci n'a pas été touché par les cumuls les plus importants (jusqu'à plus de 600 mm en 24 heures par endroits). On a estimé que la lame d'eau moyenne sur ce bassin était de 200 mm pour la journée du 8 celui-ci n'ayant pratiquement pas reçu de pluie après le 9 septembre à 6hTU. Cette valeur est cependant supérieure à la pluie journalière décennale qui s'élève à 154 mm.

Cet événement exceptionnel a été prévu en exploitation opérationnelle par le LTHE en sortie du modèle déterministe américain GFS, et une étude approfondie en a été faite a posteriori (G. Bontron. 2004). Avec les prévisions fournies indépendamment par le CEP, nous pouvons donc comparer des prévisions fournies par la méthode des analogues en sortie de deux modèles météorologiques différents.

On va comparer trois prévisions différentes :

- GFS déterministe : nombre d'analogues fixe
- CEP déterministe : nombre d'analogues fixe
- CEP ensembliste : nombre d'analogues optimisé avec l'échéance de prévision

Les prévisions ont été émises dans les mêmes conditions dans les trois cas, à savoir que la fenêtre d'analogie et la variable de second ordre (RHU) sont identiques et que pour les deux prévisions déterministes, N1 =70 et N2=30. Le modèle GFS n'offre que des prévisions à J+7 contre J+9 pour le modèle du CEP.

## 2.2 Evolution des prévisions

L'événement n'est prévu par aucune prévision avant le 4 septembre. Pour la prévision du 4, le contrôle CEP donne la meilleure prévision avec un pic sur la journée du 8 alors que le modèle GFS est décalé d'un jour. Les quantités de pluie prévues ne sont cependant pas exceptionnelles (figure 3-1).

Les 5 et 6 septembre, le contrôle CEP donne une bonne prévision, avec un quantile 90% proche de la valeur décennale (figure 3-2). Compte tenu du biais portant sur les valeurs extrêmes décrit plus haut, on peut s'attendre à un phénomène exceptionnel. Une telle prévision à J-4 est assez remarquable.

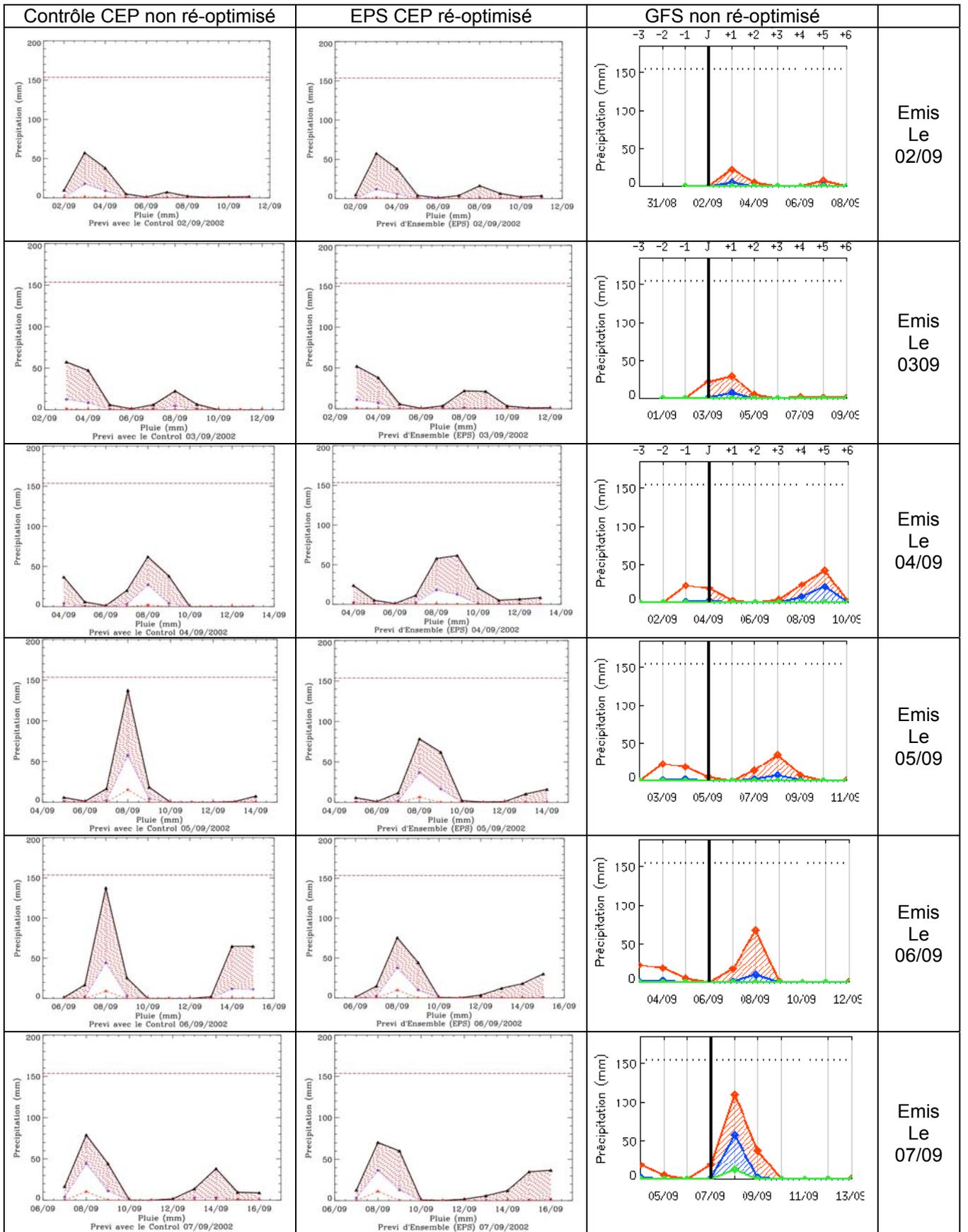
La prévision d'ensemble n'offre pas un quantile 90% si haut mais le quantile 60% proche de 40 mm n'est pas totalement anodin.

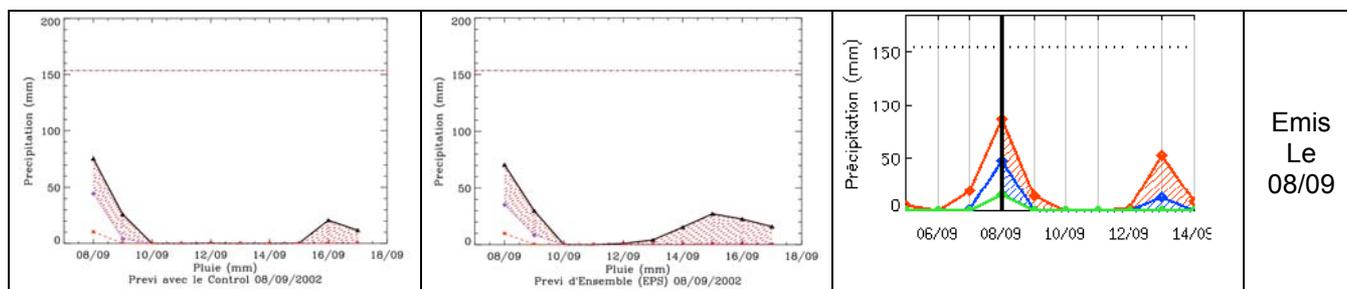
Pour ce qui est du modèle GFS, on observe une hausse de Q90 alors que Q60 reste très faible.

Le 7, le Q90 de la prévision du contrôle « s'écroule » alors que les quantiles du modèle américain GFS « décollent » et laissent prévoir une pluie importante. La prévision d'ensemble du CEP reste assez stable mais prévoit l'événement sur deux jours (figure 3-2).

La prévision du 8 septembre est assez semblable dans les trois cas mais on note une baisse dans celle du modèle GFS par rapport à la veille.

Enfin, on a vu (G.Bontron 2004) que la meilleure prévision GFS est obtenue avec la variable PWA x RHU plutôt que RHU seul.





**Figure 2-1 : Prévisions émises 2 au 8 septembre 1999 pour le bassin Gard-Cèze .  
 Comparaison entre le contrôle (à gauche) et la prévision d'ensemble (au milieu) et le  
 modèle GFS (à droite).**

### 2.3 Remarques et commentaires

On voit évidemment que la prévision du contrôle est moins stable que celle issue de la prévision d'ensemble mais qu'elle peut être plus fine. L'ampleur de l'évènement était assez bien prévue 4 jours avant le début de celui-ci

Il serait intéressant de comparer plus en détail les journées sélectionnées comme analogues pour les différentes prévisions afin d'avoir une idée de la variabilité de la prévision des modèles et pour comparer ces derniers entre eux. En effet, pour les valeurs extrêmes, peu nombreuses dans l'archive, une différence de quelques analogues peut faire varier le quantile 90% de façon considérable. Nous n'avons malheureusement pas pu effectuer ce travail par manque de temps

Par contre, On met bien en évidence ici l'intérêt d'une approche multi-modèle. En étant en possession de ces trois prévisions on aurait pu procéder à une mise en vigilance à partir du 6. Car même si la prévision varie pour chaque modèle séparément, à partir de ce jour, on a toujours au moins une prévision sur les trois au vu de laquelle on peut s'attendre à un évènement pluvieux important. Rappelons cependant que l'ampleur réelle du phénomène n'a pas vraiment été prévue, ceci s'expliquant en partie par la limitation de la taille de l'archive.

## **Conclusion et Perspectives**

Ce travail devait initialement consister à valider les algorithmes développés par G.Bontron, dans un contexte de prévision parfaite, sur une archive de prévision disponible auprès du CEPMMT. Il avait aussi pour but de tester un produit météorologique nouvellement apparu : la prévision d'ensemble.

Un premier résultat important qui ressort de ce travail est que, au delà de l'optimisation intensive réalisée en prévision parfaite, une étape supplémentaire devait être envisagée lors de l'utilisation en prévision opérationnelle. Par exemple, le nombre d'analogues à considérer doit être ré-optimisé pour chaque échéance de prévision. Ce nombre augmente alors avec l'échéance ainsi que le gain d'utilité associé. Dans le cadre de la prévision parfaite, G.Bontron avait optimisé plusieurs autres paramètres de la méthode (variables, fenêtre,...). On peut donc imaginer que l'on peut améliorer la prévision opérationnelle en les optimisant aussi pour chaque échéance, à partir d'une archive de prévisions comme celle du CEP.

Il apparaît donc que, pour des échéances de prévision supérieures à quatre jours, l'utilisation de la prévision d'ensemble apporte un gain d'utilité à la prévision des précipitations par rapport à une approche déterministe comme le contrôle.

L'évolution du score CRPS moyen montre des gains sur l'ensemble de la période test, néanmoins, elle est difficilement explicitable pour des prévisions ponctuelles de journées isolées. En travaillant plus précisément sur les journées significativement pluvieuses, on montre que la méthode obtient de meilleurs score, ce qui est plutôt un bon signe étant donné que le but est d'anticiper de tels événements pluvieux

L'émission de prévisions pour des événements passés, en se mettant dans les conditions de la prévision opérationnelle, rendue possible par la possession d'une archive de prévisions, peut être une source de progrès en expertise, comme le montre, ou au moins l'esquisse, la dernière partie.

La comparaison nécessaire de la nouvelle archive de prévisions avec les réanalyses NCEP/NCAR a dévoilé une différence notable en ce qui concerne la variable d'humidité. L'utilisation des réanalyses ERA-40 du CEP pourrait apporter une meilleure compatibilité de texture des variables entre les archives et ainsi améliorer les performance de la méthode.

La disponibilité d'une longue série de données de prévisions du CEP s'est donc révélée une source importante de progrès et d'étude. On rappelle que la méthode des analogues ne fait qu'adapter (localiser, débiaser,..) les sorties de modèles météorologiques. Ces résultats dépendent évidemment des prévisions fournies par ces modèles. On pourrait donc espérer la mise à disposition de telles archives pour plusieurs modèles différents. Ceci permettrait de comparer les prévisions obtenues pour chacun d'eux mais également d'émettre une prévision tenant compte de l'incertitude liée à la spécificité de chacun d'eux, tout comme l'utilisation de la prévision d'ensemble permet de tenir compte de l'incertitude sur les conditions initiales.

On peut même penser que selon les modèles météorologiques utilisés, les optimisations opérationnelles diffèreront, de même que pour l'optimisation en prévision parfaite celle-ci diffère selon l'archive climatologique disponible. L'utilisateur pouvant souhaiter se connecter à différents modèles (-ne serait-ce que par sécurité-) une réflexion semble nécessaire en direction des procédures dites multi-modèles.

En conclusion, ce travail a montré que, au-delà de l'optimisation en prévision parfaite lors de la phase de calibration de la méthode des analogues, un gain substantiel pouvait être réalisé en optimisant aussi l'utilisation opérationnelle. En ce qui concerne les produits proposés spécifiquement par le CEPMMT, les prévisions d'ensemble rendent la méthode plus robuste pour la moyenne échéance (J+4 à J+9).

## **Bibliographie**

- **Atger F.** (2000). La prévision du temps à moyenne échéance en France. *La Météorologie* 8<sup>e</sup> série-n°30, pp.61-86.
- **Bontron G.** (2004). Prévision quantitative des précipitations : adaptation probabiliste par recherche d'analogues. *Thèse de doctorat, Institut national polytechnique de Grenoble.*
- **Bontron G., Djerboua A. & Obled C.** (2002). Sélection de situations météorologique analogues : application en prévision opérationnelle de précipitations et en évolution climatique. *La Houille Blanche* n°8, pp46-51.
- **Djerboua A., Obled C., Bontron G.** (2003). Quantitative Precipitation Forecast by an analog-based Approach : Objective verifications and comparisons. *Soumis à Atmosphere Research.*
- **Guilbaud S.** (1997). Prévision quantitative des précipitations journalières par une méthode statistico-dynamique de recherche d'analogues : application à des bassins du pourtour méditerranéen. *Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble.*
- **Guilbaud S. & Obled C.** (1998). L'approche par analogues en prévision météorologique. *La météorologie* 8<sup>e</sup> série-n°24, pp.21-35.
- **Le Bouard J.** (2003). Développement d'une chaîne de prévision hydrométéorologique. *Mémoire de fin d'étude, INSA Rennes, LTHE.*
- **Lorenz E.N.** (1969). Atmospheric predictability as revealed by natural occurring analogues. *Journal of the Atmospheric Sciences* n°26, pp.636-646.
- **Obled C., Bontron G. & Garçon R.** (2003). Quantitative precipitation forecasts : a statistical adaptation of model outputs through an analogues sorting approach. *Atmospheric Research* n°63, pp.303-324.
- **Obled C., Loubeau O, Sanchez J.F. & Djerboua A.** (1999). Prévisions quantitatives en temps réel de précipitations journalières sur des bassins versants par une méthode d'analogie statistique. Contribution aux Programmes INTERREG II et MAP. *Rapport de recherche LTHE.*
- **Person A.** (2001). User Guide to ECMWF forecast products. *ECMWF*
- **Teweles J. & Wobus H.** (1954). Verification of prognosis charts. *Bulletin of the American Meteorological Society* n°35 (10) , pp.455-463.
- MARS User Guide. (June 2002). ECMWF, [mars@ecmwf.int](mailto:mars@ecmwf.int)
- **Rigaudière P., Dekergariou A., Laroche C., Caze N., Brun J.F., Laborde J.P., Berolo W.**, (2000) Etude globale- Crues du Rhône.

## **Annexes**

## Annexe1 : bassins ayant servi à l'optimisation

n° groupement	nom du bassin versant	n° groupement	nom du bassin versant
1	Cure	24	Loire_Superieure
2	Doubs	25	Chassezac
3	Saone	26	Gard-Ceze
4	Ain-Valserine	28	Corse_du_sud
5	Arve-Giffre	29	MORDOR_Durance
6	Fier	30	MORDOR_Drac
7	Arly	31	MORDOR_Verdon
8	Hte_Isere-Doron	32	Vezeze-Vienne-Dordogne
9	Piedmont_Italien	33	Creuse-Cher-Sioule
10	Hte_Maurienne	34	ere-Maronne-Rhue-Dord_Rc
11	Romanche-Drac_Inf.	35	Brome-Bes-Borald.-Truy.
12	Isere_moyenne	36	Ht_Tarn-Ht_Lot-Ht_Allier
13	Vercors-Chart-Nd_Isere	37	Ht_Agout-Arn-Dourdou
14	Drome	38	Aveyron-Tarn_lf-Garon_lf
15	Buech	39	Pyrenees_Atl_Ht_Bassin
16	Drac	40	Pyrenees_Cent_Ht_Bassin
17	Hte_Durance	41	Pyrenees_Atl_Piedmont
18	Guil-Ubaye	42	Pyrenees_Cent_Piedmont
19	Verdon	43	Pyrenees_Arieg_Ht_Bas.
20	BVI_Verdon	44	Pyrenees_Arieg_Piedmont
21	Durance_moyenne	45	Tech
22	Var-Tinee-Roya	46	Aude-Tet
23	Doux-Eyrieux	47	Bretagne

Tab 1 : Liste des bassins versants utilisés pour l'optimisation (groupements EDF)

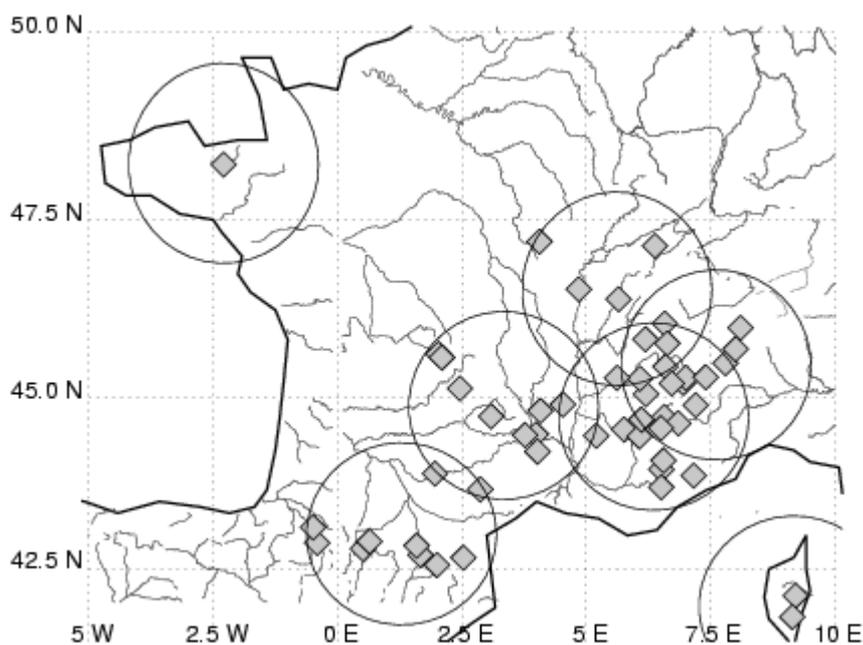


Fig 1 : Groupements pluviométriques rassemblés en 7 regroupements

## **Annexe 2 : Récapitulatif des résultats obtenus**

Echéance	Prévision d'ensemble			Contrôle	
	Nbr Ana Opt	CRPS	Nbr Ana Différentes	Nbr Ana Opt	CRPS
0	25	0,3862	50	30	0,3925
1	20	0,3779	72	30	0,3818
2	15	0,3486	100	40	0,3522
3	15	0,3031	155	60	0,3042
4	25	0,2462	317	120	0,2348
5	50	0,1788	684	500	0,1581
6	50	0,115	862	862	0,0915
7	50	0,0737	1038	1038	0,0398
8	50	0,0457	1195	1195	-0,007
9	50	0,0225	1328	1328	-0,0265

**Tab 2 : Résultats obtenus pour le premier ordre seul**

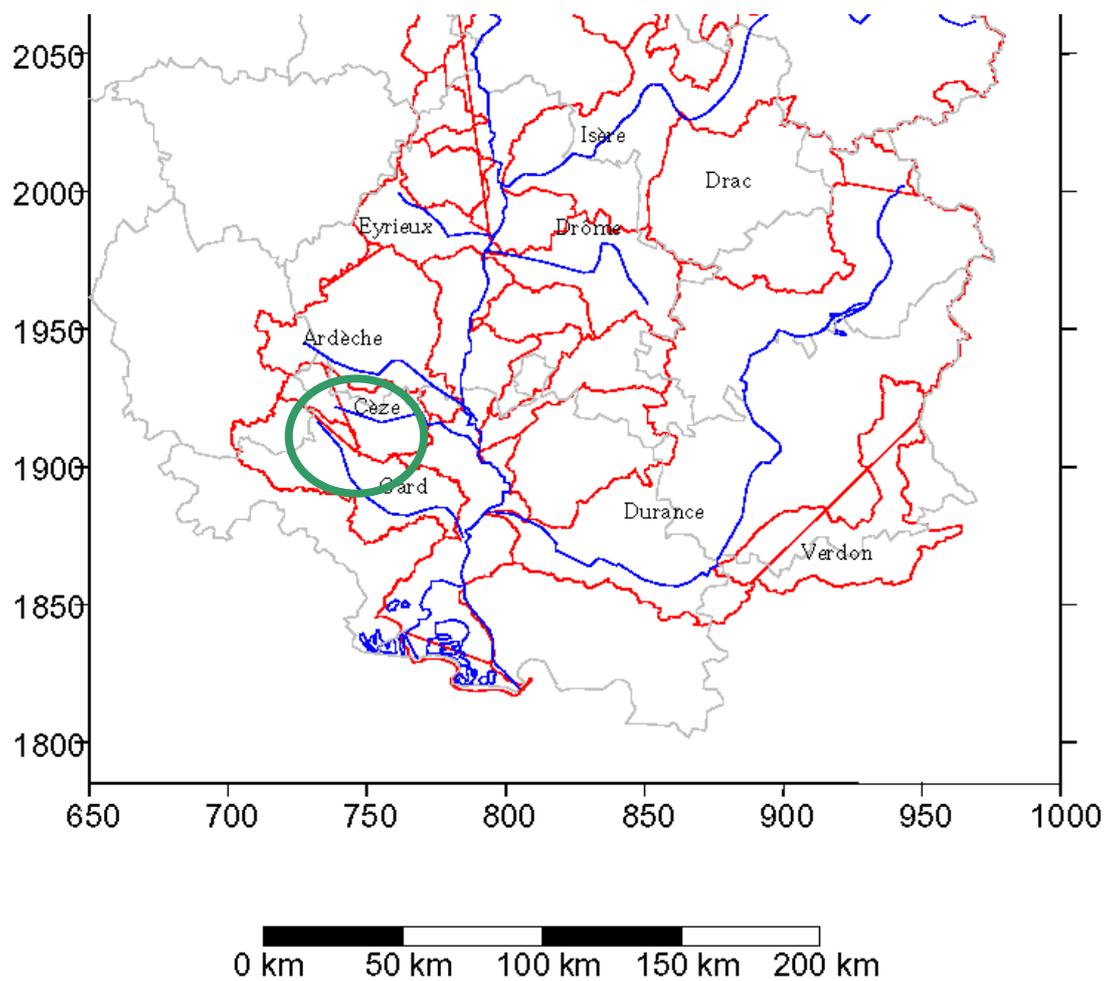
Echéance	Prévision d'ensemble			Gain CRPS / 1er ordre seul %
	Nbr Ana 1er ordre	Nbr Ana Opt 2e ordre	CRPS	
0	50	25	0,4066	2,02
1	40	18	0,3937	1,58
2	30	15	0,3614	1,28
3	30	16	0,3121	0,9
4	50	26	0,2462	0,6
5	50	25	0,1824	0,36
6	50	50	0,115	0
7	50	50	0,0737	0
8	50	50	0,0457	0
9	50	50	0,0225	0

**Tab 3 : Résultats pour le second ordre en prévision d'ensemble**

Echéance	Contrôle			
	Nbr Ana 1er ordre	Nbr Ana Opt 2e ordre	CRPS	Gain CRPS / 1er ordre seul %
0	60	30	0,4105	1,8
1	60	30	0,3949	1,3
2	80	40	0,3602	0,8
3	120	60	0,308	0,4
4	230	170	0,2349	0
5	500	350	0,1601	0,2
6	860	860	0,0915	0
7	1040	1040	0,0398	0
8	1200	1200	0,007	0
9	1330	1330	-0,0265	0

**Tab 4 : Résultats pour le second ordre pour le contrôle**

### Annexe 3 : Cartes des bassins



**Fig 2 : Position du groupement Gard-Cèze**