

THESE DE DOCTORAT*présentée à*

L'ECOLE NATIONALE DES PONTS ET CHAUSSEES

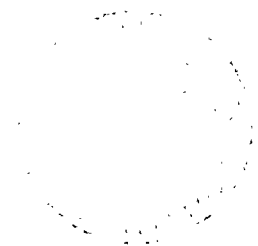
Spécialité

SCIENCES ET TECHNIQUES DE L'ENVIRONNEMENT

par

Thierry DENOEU

Sujet de la thèse:

**FIABILITE DE LA PREVISION
DE PLUIE PAR RADAR EN
HYDROLOGIE URBAINE**

THESE
PRESENTEE POUR L'OBTENTION DU GRADE DE
DOCTEUR DE L'ECOLE NATIONALE DES PONTS ET CHAUSSEES

Spécialité:
Sciences et Techniques de l'Environnement

par Thierry DENOEU

Sujet:

FIABILITE DE LA PREVISION DE PLUIE PAR RADAR
EN HYDROLOGIE URBAINE

Soutenu le 9 mai 1989 devant un jury composé de:

M. J. JACQUET	, président
M. B. CHOCAT	, rapporteur
M. J.D. CREUTIN	, rapporteur
M. P. CAZES	, examinateur
M. A. FREROT	, examinateur
M. M. GILET	, examinateur
M. G. JACQUET	, examinateur

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier très chaleureusement Monsieur Guy JACQUET, avec qui j'ai eu la chance et le plaisir de travailler au cours de ces quatre dernières années. Ce travail doit beaucoup à l'excellence de ses conseils, fruits d'une connaissance approfondie du terrain, allié à une grande culture technique et scientifique.

Je remercie également les membres du jury, et tout particulièrement Monsieur le Professeur Joseph JACQUET, qui a bien voulu me faire l'honneur d'en assurer la présidence.

Je dois beaucoup à Monsieur Antoine FREROT, Professeur à l'Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, qui m'a aidé à plus d'un titre. En tant que directeur adjoint du CERGRENE, il a su, à chaque occasion au cours de mes trois premières années passées dans ce centre, se montrer extrêmement disponible, aplanissant toutes les difficultés avec beaucoup de gentillesse et d'efficacité. Sur le plan scientifique, il m'a d'autre part fourni l'ensemble des programmes de simulation et d'optimisation utilisés dans cette étude, me faisant ainsi gagner un temps précieux. Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde gratitude.

Je suis d'autre part extrêmement reconnaissant à Monsieur Bernard CHOCAT, maître de conférence à l'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, et à Monsieur Jean-Dominique CREUTIN, chargé de recherche au CNRS, qui ont accepté de se livrer à une lecture attentive d'une première version de ce mémoire. Leurs critiques, toujours très pertinentes, ont apporté à ce travail un surcroît de rigueur scientifique dont je leur sais gré.

Je remercie également Monsieur Marc GILET, directeur du Service des Equipements et des Techniques Instrumentales de la Météorologie Nationale, et Monsieur le Professeur Pierre CAZES, de l'Université Paris IX Dauphine, qui ont accepté d'évaluer ce travail, apportant l'un le point de vue du météorologiste, l'autre celui du statisticien.

Certaines idées exprimées dans ce mémoire doivent beaucoup à des discussions souvent très fructueuses et passionnantes que j'ai eu la chance de pouvoir entretenir avec des interlocuteurs de qualité. Je pense notamment à Thomas EINFALT, avec qui ce fut un réel plaisir que de travailler pendant deux années, et à qui je dois d'avoir mis à ma disposition les programmes de prévision automatique de déplacement des échos radar. Je pense également à Monsieur Vincent PIRCHER, qui m'a accueilli durant trois mois à l'Etablissement d'Etudes et de Recherches de la Météorologie Nationale, m'initiant à la Météorologie, et me donnant accès à la grande quantité de données brutes utilisées dans cette étude.

D'autre part, et faute de pouvoir les citer tous, je remercie globalement mes collègues du CERGRENE, qui tous contribuent à y entretenir un climat très agréable, empreint de décontraction et de sérieux, qui fait de ce centre de recherche un lieu de travail privilégié. J'accorderai une place particulière à Andreas NEUMANN, qui m'a très aimablement prêté son concours pour la réalisation des figures du chapitre VI.

Enfin et surtout, sur un plan plus personnel, bien d'autres, parents et amis, m'ont beaucoup apporté. Je pense tout d'abord à mes parents qui, m'ayant donné le goût et les moyens de poursuivre des études, sont les premiers artisans de ce travail. Je pense également à Sophie, ma femme, qui, par la patience et la gentillesse dont elle a su faire preuve quotidiennement, m'a permis d'aller jusqu'au bout de cette tâche. Je pense enfin à Camille, ma fille, qui, voulant toujours m'aider, m'aide plus qu'elle ne l'imagine.

Que tous ceux que je ne puis citer ici, faute de place, soient assurés que je ne les oublie pas.

TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION.....	6
-------------------	---

PREMIERE PARTIE

LA PREVISION DE PLUIE PAR RADAR : PRINCIPES, SOURCES D'ERREUR ET CRITERES DE QUALITE

CHAPITRE I - <i>Mesure et Prévision de Pluie par Radar : Principes et Sources d'Erreurs</i>	14
I.1 La mesure de pluie par radar.....	15
I.1.1 Facteur de réflectivité radar et intensité de pluie.....	16
I.1.2 Calibrage de l'image radar par un réseau de pluviomètres.....	18
I.2 Sources d'erreur de la mesure de pluie par radar.....	20
I.2.1 Les erreurs de mesure de réflectivité	21
I.2.2 Les erreurs de transformation des réflectivités en intensités.....	24
I.2.3 Ecart entre pluie en altitude et pluie au sol...	25
I.2.4 Les erreurs d'échantillonnage temporel.....	25
I.2.5 Conclusions.....	28
I.3 La prévision de pluie par radar.....	30
I.3.1 Les méthodes globales.....	30
I.3.2 Les méthodes semi-automatiques.....	33
I.3.3 Les méthodes à base de reconnaissances d'échos...	34
I.3.4 La méthode SCOUT.....	34
I.4 Sources d'erreurs de la prévision de pluie par radar.....	40
I.4.1 Les erreurs liées à la mesure de pluie.....	41
I.4.2 Les erreurs d'estimation du déplacement.....	42
I.4.3 Les erreurs d'extrapolation.....	42
I.4.4 Conclusion.....	43

CHAPITRE II : <i>Critères de Qualité d'une Prédiction de Pluie par Radar</i>	45
II.1 Critères de qualité appliqués à la prédiction de pluie par radar.....	47
II.1.1 Critères basés sur l'erreur de détermination du déplacement.....	47
II.1.2 Critères basés sur l'erreur de détermination d'une carte de pluie.....	48
II.1.3 Critères basés sur la comparaison de hyétogrammes prévus et mesurés.....	53
II.1.4 Conclusions et commentaires.....	54
II.2 Comparaison de quelques critères de qualité.....	56
II.2.1 Données utilisées et définition des critères.....	56
II.2.2 Concordance entre les critères.....	58
II.2.3 Influence du choix d'un critère de qualité sur la classification d'un ensemble de prévisions.....	65
II.2.4 Influence du choix d'un critère de qualité sur la comparaison des performances de deux méthodes de prévision.....	66
II.2.5 Conclusion.....	68
II.3 Pertinence d'un critère de qualité relativement à une utilisation donnée des prévisions.....	68
II.3.1 Introduction.....	68
II.3.2 Formulation générale du problème.....	69
II.3.3 Application au cas de la gestion en temps réel d'un réseau d'assainissement.....	72
CHAPITRE III - <i>Définition d'un critère de qualité de la prédiction de pluie en relation avec l'objectif de gestion en temps réel du réseau d'assainissement de Seine-Saint-Denis</i>	74
III.1 Description du réseau étudié et des modes de gestion.....	76
III.1.1 Le réseau.....	76
III.1.2 La gestion locale.....	78
III.1.3 La gestion optimisée.....	79
III.2 Etude de l'influence de différents types d'erreurs de prédiction sur le coût des stratégies optimisées.....	83
III.2.1 Exposé de la méthode.....	83
III.2.2 Les événements pluvieux utilisés.....	84
III.2.3 Etude préliminaire sur l'influence de la forme des hyétogrammes.....	86
III.2.4 Relation entre l'erreur moyenne sur les lames d'eau prévues et le coût d'application des stratégies optimisées.....	96

III.3	Définition d'un critère de qualité adapté à l'application...	99
III.3.1	Recherche de caractéristiques spécifiques des prévisions engendrant les coûts les plus élevés..	99
III.3.2	Définition d'un nouveau critère de qualité.....	105
III.3.3	Comparaison avec quelques critères classiques....	108
III.4	Conclusion.....	110

DEUXIEME PARTIE

FIABILITE DE LA PREVISION DE PLUIE PAR RADAR DANS UNE

SITUATION METEOROLOGIQUE DONNEE

AVANT-PROPOS		112
CHAPITRE IV -	<i>Systèmes de précipitations à l'échelle d'observation du radar.....</i>	116
IV.1	Les systèmes de précipitation convectifs.....	118
IV.1.1	La cellule ordinaire.....	118
IV.1.2	La supercellule.....	122
IV.1.3	Les orages.....	123
IV.2	Les perturbations cycloniques extratropicales.....	126
IV.2.1	Le modèle classique.....	126
IV.2.2	Nouveaux schémas conceptuels associés aux perturbations cycloniques extratropicales.....	128
CHAPITRE V -	<i>Recherche de prédicteurs de la fiabilité d'une prévision de pluie par radar.....</i>	135
V.1	Définition de prédicteurs à partir des images radar.....	138
V.1.1	Définition des échos.....	138
V.1.2	Définition et calcul des paramètres de forme.....	140
V.1.3	Définition et calcul des paramètres d'évolution et du paramètre dynamique.....	142

V.2	Définition de prédicteurs à partir des mesures de radiosondage.....	142
V.2.1	Les données et leur exploitabilité.....	143
V.2.2	Rappels sur l'instabilité atmosphérique.....	143
V.2.3	Principe des indices d'instabilité.....	146
V.2.4	Calcul des indices d'instabilité.....	148
V.2.5	Définition et calcul des paramètres thermodynamiques.....	151
V.2.6	Définition et calcul des paramètres liés au vent.....	153
V.3	Récapitulation et exemples.....	153
CHAPITRE VI - <i>Caractéristiques de la situation météorologique et fiabilité de la prévision.....</i>		164
VI.1	Comparaisons des moyennes.....	167
VI.1.1	Méthodologie et résultats.....	167
VI.1.2	Interprétation des résultats.....	173
VI.2	Analyse en composantes principales.....	174
VI.2.1	Rappel de la méthode.....	174
VI.2.2	Résultats.....	176
VI.3	Estimation a priori de la fiabilité d'une prévision radar....	181
VI.3.1	Introduction.....	181
VI.3.2	Reconnaissance des situations favorables à la méthode CROS.....	182
VI.3.3	Reconnaissance des situations défavorables à la méthode CROS.....	188
VI.3.4	Prévision de la fiabilité de la méthode CROS....	193
VI.3.5	Reconnaissance des situations favorables à la méthode SCOUT.....	195
VI.3.6	Reconnaissance des situations défavorables à la méthode SCOUT.....	200
VI.3.7	Prévision de la fiabilité de la méthode SCOUT...	205
VI.3.8	Récapitulation.....	206
VI.4	Conclusion.....	208
CONCLUSION GENERALE.....		210

APPENDICE - <i>Deux techniques d'apprentissage de règles de classification à partir d'exemples</i>	214
A.1 Généralités sur l'apprentissage.....	215
A.2 L'apprentissage inductif.....	217
A.2.1 Définitions.....	217
A.2.2 L'espace des exemples.....	219
A.2.3 L'espace des règles.....	221
A.2.4 La sélection des exemples.....	222
A.2.5 L'interprétation des exemples.....	222
A.3 L'analyse discriminante linéaire.....	224
A.3.1 Exposé de la méthode.....	224
A.3.2 Sélection des descripteurs.....	227
A.4 La génération de règles par segmentation.....	229
A.4.1 Principes généraux.....	229
A.4.2 Partition d'une feuille par un descripteur.....	231
A.4.3 Pouvoir discriminant d'un descripteur.....	231
A.4.4 Règle d'arrêt.....	233
A.4.5 Conclusion.....	235
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	237

INTRODUCTION

Avant-propos

Mise au point au cours des années 1920 et 1930, la technologie radar a été utilisée de façon intensive durant la seconde guerre mondiale, pour la détection des avions et des navires. Dès la cessation des hostilités, les scientifiques ont immédiatement perçu le prodigieux intérêt d'un phénomène considéré jusque là comme un inconvénient : la réflexion des ondes radar centimétriques par les particules précipitantes. Très rapidement, le radar est devenu un outil familier au météorologiste, notamment pour la prévision des orages sur les aéroports. Néanmoins, il a fallu attendre les progrès de l'électronique, de la télématique, et de l'informatique, rendant possibles respectivement la numérisation, la transmission, et un traitement rapide des données, pour commencer, à la fin des années 1960, à exploiter pleinement toutes les possibilités du radar, de façon à en faire un outil véritablement opérationnel, accessible à un grand nombre d'utilisateurs.

Les réticences qu'a d'abord suscité, parmi les hydrologues, l'introduction de ce nouvel instrument de mesure de la pluie, radicalement différent du traditionnel pluviomètre, ont progressivement laissé place à un intérêt croissant, suite aux résultats obtenus concernant la validité et la précision de la mesure radar, et l'intérêt de cette mesure pour la prévision des crues. Il est maintenant généralement admis qu'à condition de se placer dans des conditions d'exploitation favorables (choix de l'implantation minimisant les échos de sol et les masques, angle de site adapté, échelle de réflectivité garantissant une précision acceptable pour les intensités moyennes en fortes, etc...), le radar, éventuellement calibré par un réseau de pluviographes, permet une *mesure de la pluie* utile pour la plupart des applications hydrologiques.

L'utilisation du radar comme instrument de *prévision de la pluie* a également fait l'objet d'un certain nombre d'études, dont quelques unes ont donné naissance à des systèmes opérationnels. Ainsi, MM. Austin et Bellon, de l'Université Mc Gill (Canada), ont-ils, dès le début des années 1970, mis au point une méthode de calcul automatique du déplacement global des zones de pluie, dans le domaine couvert par le radar; le système SHARP, basé sur cette méthode, n'a cessé depuis d'être amélioré, et utilisé avec succès pour la prévision à très courte échéance, dans certains types de situations météorologiques. Parallèlement, d'autres équipes de recherche, à l'Université de Stanford et au National Severe Storm Laboratory notamment, travaillaient à une autre approche de la prévision, fondée sur la recherche et l'extrapolation du mouvement individuel de chaque zone de pluie.

Des recherches récentes effectuées au CERGRENE, reprenant cette approche en l'améliorant, ont débouché sur un programme de prévision original (SCOUT), dont les résultats sont très prometteurs.

Ces progrès très importants réalisés dans la connaissance et la prévision de la pluie coïncident avec l'émergence de nouveaux besoins exprimés par les exploitants des réseaux d'assainissement des grandes agglomérations, confrontés au problème de l'urbanisation croissante, entraînant une augmentation importante des débits transités par temps de pluie. Pour résoudre ce problème, la construction d'ouvrages de collecte et de retenue toujours plus gigantesques n'est en effet pas la seule réponse, et un certain nombre d'exploitants ont entrepris l'automatisation de la gestion de leur réseau, terme qui désigne à la fois deux approches complémentaires (FREROT 1987) :

- l'aide à l'exploitation classique, qui consiste à utiliser les techniques modernes de l'automatique et de l'informatique afin de rationaliser l'ensemble des tâches d'exploitation et d'entretien du réseau,
- le télépilotage en fonction de l'événement, qui suppose une action sur le réseau au cours de la pluie, par l'intermédiaire d'organes de contrôle (vannes, siphons, pompes...), à partir d'informations reçues en temps réel et relatives à la fois au réseau, et à l'événement pluvieux.

Ces deux formes de modernisation de la gestion d'un réseau d'assainissement engendrent de nouveaux besoins en matière d'information pluviométrique. Une enquête effectuée récemment auprès de divers exploitants (cf. DENOEUX et JACQUET, 1988) a permis d'identifier et de préciser ces besoins, qui portent sur cinq types d'informations :

- 1) *des prévisions qualitatives à moyenne échéance* (1 à 5 jours), utiles pour une planification des visites et des campagnes de mesure en réseau à l'échelle de la semaine ;
- 2) *des prévisions d'occurrence de pluie importante à très courte échéance* (1 à 2 heures), nécessaires pour prévenir les équipes travaillant en égout, pour sauvegarder le matériel de chantier, et dans certains cas, pour rétablir à temps la pleine capacité de collecteurs provisoirement obstrués, de façon à éviter le rejet sans traitement des eaux en milieu naturel ;
- 3) *des prévisions semi-quantitatives à très courte échéance* (par exemple : dépassement d'un seuil de lame d'eau dans l'heure à venir, sur des bassins versants urbains de quelques dizaines de km²), permettant l'alerte du personnel d'astreinte en cas d'événement pluvieux important, survenant en dehors des heures ouvrables, avec un délai d'anticipation supérieur à celui apporté par la simple surveillance des pluviomètres ;
- 4) *des mesures de lames d'eau sur des bassins versants urbains*, par pas de temps de quelques minutes, permettant d'améliorer l'estimation des débits entrant dans le réseau, dont la connaissance est indispensable pour contrôler les ouvrages de régulation en fonction de l'événement ;

- 5) *des prévisions quantitatives à très courte échéance*, qui sont nécessaires lorsque le temps de ruissellement et d'écoulement de l'eau de pluie jusqu'au point de contrôle devant être géré, diminué du temps de propagation de l'onde de débit entre le point de contrôle et le point objectif (par exemple une zone de débordement, un exutoire naturel, etc...), est insuffisant pour choisir et appliquer une stratégie de gestion du système.

Pour répondre aux deux premiers besoins, qui relèvent de l'aide à l'exploitation classique, certains services d'assainissement (notamment ceux de la Seine-Saint-Denis et du Val-de-Marne) ont établi avec la Météorologie Nationale des conventions leur assurant l'assistance d'un météorologiste, selon un protocole bien défini (réception quotidienne d'un télex résumant les tendances prévues pour les 24 heures, alerte par téléphone en cas de risque d'orage, ou de prévision de pluie importante...). Ces exploitants sont également abonnés au service Météotel, qui leur assure la fourniture régulière d'images radar, ainsi que d'un certain nombre d'informations utiles à la compréhension de la situation météorologique. L'utilisation qualitative des données radar fait donc déjà partie de la pratique quotidienne de certains exploitants de réseaux d'assainissement.

La connaissance de la structure spatiale de la pluie, et la mesure précise des lames d'eau sur de petits bassins versants, utiles au télépilotage en fonction de l'événement, sont encore jusqu'à présent obtenues exclusivement par des réseaux de pluviomètres, d'une densité généralement proche de 1 pluviomètre pour 20 kilomètres carrés (DENOEUX et JACQUET, 1988). Néanmoins, un logiciel de calibrage en temps réel d'images radar, permettant l'utilisation combinée des données radar et pluviométriques, est en cours d'implantation dans le système d'aide à la conduite du réseau d'assainissement de Seine-Saint-Denis. Si tous les problèmes ne sont pas résolus (nous préciserons par la suite l'ordre de grandeur des écarts observés entre la pluie mesurée au sol et l'estimation par radar), on peut donc admettre que les recherches sur la mesure de pluie par radar, à faibles pas de temps et d'espace sont maintenant suffisamment avancées pour que des applications opérationnelles en hydrologie urbaine soient à portée de la main.

Le problème de la prévision quantitative, ou semi-quantitative, de la pluie peut paraître plus simple: n'est-il pas plus facile de dire où va se trouver une cellule pluvieuse, que de préciser ce qu'elle contient? Une analyse approfondie du problème montre cependant qu'il n'en est rien. En effet, le rôle du prévisionniste interprétant quantitativement l'image radar pour faire une prévision, met en jeu des processus cognitifs complexes, qui devront être au moins partiellement automatisés, pour plusieurs raisons:

- 1) l'interprétation des images radar, faisant appel à des connaissances en Météorologie, n'entre pas, a priori, dans le domaine de compétence de l'hydrologue;
- 2) compte-tenu de la rareté des pluies abondantes, certains services d'assainissement ne souhaitent pas imposer la présence permanente d'une personne au central de surveillance, préférant mettre en place un système d'astreinte la nuit et en fin de semaine;

- 3) enfin, dans l'optique du télépilotage, la quantité d'informations à intégrer en période de crise est déjà très importante (mesures de débit, de hauteur, indicateurs d'état des ouvrage...): il convient donc de substituer, à l'information brute que constitue l'image radar, une information beaucoup plus synthétique, telle, par exemple, qu'une vitesse d'advection, ou une prévision de lame d'eau.

De plus, un logiciel de prévision ne peut se limiter à une simple estimation du déplacement des zones de pluie, mais doit inclure chacune des tâches suivantes:

- 1) critique des données radar ;
- 2) estimation du déplacement (et parfois de l'évolution interne) des systèmes de précipitations susceptibles de toucher les bassins versants alimentant le réseau ;
- 3) extrapolation des tendances observées (déplacement et évolution), et calcul des lames d'eau prévues sur chaque bassin versant ;
- 4) estimation de la fiabilité de la prévision.

La première de ces tâches est indispensable, car il importe de détecter non seulement les erreurs de transmission, ou les anomalies dues à des pannes de l'équipement radar, mais également certains phénomènes physiques, tels que des échos de sol dus à une propagation anormale des ondes radar. Il a été démontré (CHAREF, 1987) qu'un examen des gradients de réflectivité sur l'image permettait de détecter automatiquement bon nombre de ces anomalies.

Comme nous l'avons déjà signalé, l'automatisation des tâches 2 et 3 a fait l'objet de plusieurs études, qui ont conclu à la possibilité, au moins dans certains cas, d'estimer automatiquement soit le mouvement général, soit le mouvement individuel des zones de pluie présentes sur l'image. Bien que le problème de la perception et de l'extrapolation de l'évolution interne de ces zones (changement de taille, de forme, d'intensité) ne soit pas encore résolu, des systèmes opérationnels, atteignant des performances intéressantes, sont maintenant disponibles.

Nous arrivons enfin au problème de l'estimation automatique de la fiabilité de la prévision, qui n'avait jusqu'à présent jamais été traité, et qui constitue le sujet de ce travail. Cette dernière étape est fondamentale car l'efficacité du radar comme instrument de prévision est extrêmement variable en fonction des caractéristiques des systèmes de précipitations présents sur l'image : très bonne dans le cas de systèmes frontaux, se déplaçant presque sans déformation sur de grandes distances, elle peut être pratiquement nulle dans les situations dites de marais barométrique, où des orages locaux naissent et se dissipent sur place, du fait de l'absence de vent en altitude. On ne peut donc envisager de livrer des valeurs de lames d'eau, qui seront de toutes façons fournies par le système de prévision automatique, sans commentaire sur leur validité.

Tout notre travail a donc consisté à trouver des règles permettant de porter un jugement, dans une situation météorologique donnée, sur la fiabilité des deux principaux types de méthodes de prévision automatique, dans l'optique de la gestion automatisée d'un réseau d'assainissement.

Méthodologie et organisation du mémoire

Pour ce faire, il nous a fallu simuler des prévisions pour un grand nombre d'évènements, évaluer la qualité de ces prévisions, définir des descripteurs d'une situation météorologique, pour finalement rechercher des relations entre ces descripteurs et la qualité des prévisions.

Nous ne pouvions cependant prétendre aboutir à des règles applicables en toute généralité, pour trois raisons principales. Tout d'abord, les caractéristiques et le comportement des systèmes de précipitations dépendent de la climatologie du lieu, aux échelles à la fois régionale et locale (relief, forêts, côtes, etc...). Il fallait donc se limiter à des résultats valables dans une région donnée. Ensuite, les performances de prévision dépendent non seulement des caractéristiques de la situation météorologique, mais aussi de celles du radar (par exemple la longueur d'onde), et de ses conditions d'exploitation (angle de site, présence ou non d'échos fixes, etc...). Ces considérations imposaient donc le choix d'un radar, dans des conditions d'exploitation bien déterminées. Enfin, et cette dernière raison est peut-être la plus importante, on ne peut parler en toute rigueur de qualité d'une prévision sans faire référence à l'usage qui en sera fait. Par exemple, qu'importe-t-il de bien prévoir dans un hyétogramme ? Est-ce le début ou la fin de la pluie, la forme générale, la position du pic d'intensité, la lame d'eau cumulée sur l'événement...? Il n'existe bien évidemment aucun moyen de répondre dans l'absolu à cette question, ni, par conséquent, de définir un critère absolu de qualité d'une prévision de hyétogrammes.

Pour cette raison, il nous fallait choisir une application particulière de la prévision de la pluie en hydrologie urbaine. Or, le seul système de télépilotage de réseau d'assainissement en fonction de l'événement, utilisant des prévisions de pluie, se trouve actuellement en Seine-Saint-Denis. Nous nous sommes donc tout naturellement orientés vers cette application. Ce choix imposait d'autre part celui du radar Rodin de Trappes, exploité par la Météorologie Nationale, et dont les images sont reçues en permanence au service départemental d'assainissement de Seine-Saint-Denis. Remarquons cependant que, bien que nous plaçant dans un cadre particulier, nous nous sommes attachés à conserver à notre étude un caractère de généralité, en tâchant de mettre en oeuvre une démarche clairement identifiée, et reproductible pour d'autres applications.

Le présent mémoire se divise en deux parties, composées chacune de trois chapitres, et se termine par un appendice. La première partie est essentiellement consacrée au choix d'un critère de qualité de la prévision.

Après un rappel sur les principes de la mesure de pluie par radar et sur les différentes méthodes de prévision, suivi d'une analyse des sources d'erreur, on montre que les différents critères de qualité utilisés jusqu'à présent ne sont pas équivalents, ce qui souligne la nécessité d'une approche rationnelle du choix d'un critère.

Un tel choix est opéré dans le troisième chapitre, après une étude de l'influence de différents types d'erreurs de prévision de hyétogrammes sur les stratégies de gestion du réseau d'assainissement de Seine-Saint-Denis.

La seconde partie traite des relations entre diverses caractéristiques d'une situation météorologique, et les performances des deux grands types de méthodes de prévision automatique. On commence par un examen attentif des principaux systèmes de précipitations à l'échelle d'observation du radar. L'étude des caractéristiques de ces systèmes, et de leurs comportements, tels qu'ils sont perçus par radar, nous suggère ensuite la définition d'un ensemble de descripteurs, susceptibles d'apporter une information sur la fiabilité de la prévision. Le dernier chapitre est finalement consacré à la mise en évidence des relations entre les descripteurs précédemment définis, et la qualité des prévisions, mesurée par le critère élaboré dans la première partie. Ces relations permettent de générer des règles de décision qui, dans une situation donnée, apportent une indication appréciable sur la qualité probable des prévisions fournies par l'une des deux méthodes automatiques.

Enfin, nous avons rassemblé en appendice quelques considérations sur le problème général de la génération de règles de classification à partir d'exemples, suivies de descriptions détaillées des techniques utilisées dans cette étude.

PREMIERE PARTIE

LA PREVISION DE PLUIE PAR RADAR : PRINCIPE, SOURCES D'ERREUR ET CRITERES DE QUALITE

CHAPITRE I

MESURE ET PREVISION DE PLUIE PAR RADAR: PRINCIPES ET SOURCES D'ERREURS

Dans ce premier chapitre sont exposés les principes de la mesure et de la prévision de pluie par radar, l'accent étant mis sur les sources d'erreur. L'objectif visé est triple: il s'agit

- 1) de donner au lecteur non spécialiste de l'hydrologie radar les éléments nécessaires à la compréhension de la suite de l'étude,
- 2) d'introduire, par l'analyse des sources d'erreurs, le chapitre suivant sur l'évaluation de la qualité des prévisions, ainsi que la seconde partie consacrée aux liens entre diverses caractéristiques de la situation météorologique et la fiabilité de la prévision radar,
- 3) de présenter de manière détaillée les méthodes de prévision auxquelles il sera fait référence tout au long de l'étude, notamment la méthode SCOUT, récemment développée au CERGRENE par T. Einfalt.

1.1 La mesure de pluie par radar

Nous n'évoquerons ici que la détermination des intensités pluvieuses par mesure du facteur de réflectivité. D'autres méthodes existent (mesure de l'atténuation par les précipitations, directement ou à l'aide d'un second radar, mesure de la réflectivité différentielle ...), mais aucune, à notre connaissance, n'a jusqu'à présent été appliquée de façon opérationnelle en hydrologie.

Les deux premiers paragraphes, consacrés respectivement à la relation entre facteur de réflectivité radar et intensité de pluie, et au calibrage de l'image radar par des pluviographes, ont volontairement été réduits au minimum. S'il semblait intéressant, pour satisfaire au premier des objectifs évoqués plus haut, d'aborder ces questions, il n'entraîtrait pas dans le cadre de ce travail de les traiter plus longuement. Nous renvoyons le lecteur intéressé aux synthèses très complètes de BATTAN (1973), SAUVAGEOT (1982) et ANDRIEU (1986), pour ne citer qu'une petite partie de la grande masse de publications traitant de ce sujet.

Venons en maintenant au principe de la mesure de pluie par radar.

I.1.1 Facteur de réflectivité radar et intensité de pluie

La puissance de l'onde radar réfléchi par des précipitations présentes dans un volume élémentaire V , situé à la distance r du radar, peut s'exprimer, moyennant certaines approximations bien vérifiées en moyenne (cf SAUVAGEOT 1982), par la formule suivante (DAVID et al 1986):

$$P_r = C \frac{Z}{r^2}$$

, où C est une constante ne dépendant que du radar si l'on se limite aux précipitations liquides, et où Z , appelé facteur de réflectivité, est un terme proportionnel à la somme des puissances sixièmes des diamètres des particules contenues dans V :

$$Z = \int_0^{\infty} N(D) D^6 dD \quad , \quad (\text{équation 1})$$

$N(D)dD$ étant le nombre de particules de diamètres compris entre D et $D+dD$, par unité de volume.

Z s'exprime naturellement en mm^6/m^3 mais, en pratique, on utilise une échelle logarithmique. Le dBZ est défini par la relation suivante:

$$Z \text{ (dBZ)} = 10 \log(Z/Z_0)$$

, avec $Z_0 = 1 \text{ mm}^6/\text{m}^3$

Or, en supposant négligeables les mouvements atmosphériques verticaux, il est également possible de relier l'intensité de la pluie à la distribution des diamètres des gouttes, ainsi qu'à la vitesse de chute de ces gouttes, par la relation:

$$R = \frac{\pi}{6} \int_0^{\infty} N(D) D^3 V_t(D) dD \quad (\text{équation 2})$$

, où $V_t(D)$ est la vitesse terminale de chute d'une goutte de diamètre D .

Afin de relier Z et R , on est conduit à effectuer les quelques hypothèses complémentaires suivantes:

- la répartition des gouttes est homogène dans le volume considéré,
- l'intensité de la pluie est constante,
- la vitesse de chute d'une goutte peut être reliée à son diamètre par la relation:

$$V_t(D) = k D^\alpha \quad , \quad \text{avec } k \text{ et } \alpha \text{ constants,}$$

- la distribution en diamètres des gouttes est exponentielle, c'est-à-dire que l'on a :

$$N(D) = N_0 e^{-\lambda D} ,$$

N_0 et λ étant fonctions de l'intensité pluvieuse, donc constants dans notre cas.

Moyennant ces hypothèses, on obtient, à partir des équations 1 et 2, la relation suivante :

$$Z = A R^b \quad (\text{équation 3})$$

, où Z est exprimé en mm^6/m^3 et R en mm/h , A et b étant des constantes.

Cependant, la distribution des gouttes de pluie étant variable dans le temps et dans l'espace, et les hypothèses précédentes n'étant qu'approximativement vérifiées, il est impossible de trouver, pour les coefficients A et b de l'équation 3, des valeurs acceptables dans tous les cas. Au moins trois approches, pour le choix de ces valeurs, ont été tentées jusqu'à présent.

La première, préconisée notamment par ZAWADSKI (1984), consiste à déterminer, à l'aide d'un grand nombre de comparaisons radar-pluviographes, une relation Z - R statistiquement valable dans une région donnée. La relation de Marshall-Palmer :

$$Z = 200 R^{1.6} ,$$

est la relation générale la plus utilisée, mais de nombreuses études ont conduit à d'autres valeurs légèrement différentes. Par exemple, VOGEL (1980) cite la relation suivante déterminée à la suite d'une étude effectuée dans la région de Chicago :

$$Z = 300 R^{1.35}$$

Remarquons cependant que, pour les intensités courantes, ces différentes formules conduisent à des estimations très proches (ANDRIEU 1986).

Une seconde approche consiste à remarquer que certaines relations Z - R sont mieux adaptées que d'autres à certains types de pluie. Par exemple, la relation de Marshall-Palmer convient bien aux précipitations stratiformes, tandis que la loi de Jones :

$$Z = 486 R^{1.37}$$

semble mieux adaptée aux précipitations convectives. On peut donc chercher, comme l'a fait PUHAKKA (1974), à relier à certaines caractéristiques des échos radar, un certain type de pluie, et donc une relation Z - R .

L'approche la plus souvent retenue consiste cependant à combiner la mesure radar avec les mesures ponctuelles obtenues par un réseau de pluviomètres. C'est cette approche que nous discutons dans le paragraphe suivant.

I.1.2 Calibrage de l'image radar par un réseau de pluviomètres

Le calibrage de l'image radar par des pluviomètres repose essentiellement sur les deux hypothèses suivantes:

- un pluviomètre mesure ponctuellement la pluie avec plus de fiabilité et de précision que le radar,
- le radar rend compte correctement de la répartition spatiale de la pluie.

La méthode la plus simple consiste à calculer un facteur de correction moyen f_c :

$$f_c = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{IP_k}{IR_k} ,$$

avec n = nombre de pluviographes calibreurs,
 IP_k = intensité mesurée par le pluviomètre k ,
 IR_k = intensité mesurée par le radar au dessus du pluviomètre k .

Ce facteur moyen est ensuite appliqué en tout point M de l'image: l'intensité considérée en M , I_M , est prise égale à:

$$I_M = f_c \cdot IR_M$$

Cette méthode consiste en fait à remplacer la constante A de l'équation 3 par:

$$A' = \frac{A}{f_c^b} .$$

D'autres techniques de calibrage (méthode de Brandes, krigeage), plus complexes, ont été décrites et étudiées par ANDRIEU (1986), et CREUTIN et al (1988).

Terminons cette partie en remarquant que l'emploi de ces techniques pose, entre autre, le problème de la comparaison des mesures effectuées par radar et par pluviomètres.

En effet, si l'on a souvent insisté, à juste titre, sur les causes d'erreur de la mesure radar, qui feront l'objet du paragraphe suivant, il ne faut pas négliger les phénomènes susceptibles de perturber la mesure pluviométrique (DENOEUX 1988).

Ainsi, SEVRUK (1982) cite plusieurs formules utilisées en Météorologie afin de déterminer le coefficient multiplicatif à appliquer à des données mensuelles de pluie, pour un appareil donné, en fonction du vent moyen u au niveau des appareils pendant les précipitations, et du pourcentage N de la hauteur de précipitations correspondant à une intensité supérieure ou égale à 1,8 mm/h. On trouve par exemple la formule suivante:

$$k = 100 / (100 - 0,038 N \cdot u) \quad (u \text{ en m/s})$$

Cette formule, valable pour un instrument particulier, et pour des données mensuelles, présente néanmoins un intérêt de par les tendances et les ordres de grandeur qu'elle révèle. On constate ainsi que le déficit de captage sur un mois, qui croît avec N et u , peut atteindre 30% avec un vent moyen de 30 km/h et $N = 80\%$. Ces résultats sont confirmés par ceux de BRUNEL (1984) qui, suite à une comparaison de mesures effectuées par plusieurs pluviographes placés dans différentes conditions, remarque que *"les effets conjugués d'un fort vent, accompagné d'intensités pluviométriques élevées, peuvent conduire à une sous-estimation de la pluie de l'ordre de 30% avec des appareils aériens (c'est-à-dire placés à 1 mètre du sol)"*.

De plus, les pluviographes à augets basculants, dont l'usage est très répandu, sont soumis à un phénomène de saturation pour les fortes intensités (lié au temps de basculement des augets), qui peut être responsable d'une sous-estimation supplémentaire de 10%, même dans le cas d'un appareil bien réglé (ADAMI et DA DEPPO 1985).

D'autre part, il convient de remarquer que les volumes échantillonnés par un pluviomètre et par un radar diffèrent de plusieurs ordres de grandeur, comme le montre un calcul très simple. Supposons en effet qu'un pluviomètre de surface de captage S égale à 0,1 mètres carrés mesure la pluie tombée pendant $\Delta t = 5$ minutes. La vitesse moyenne v de chute des gouttes d'eau étant de l'ordre de 5 m/s, le volume échantillonné V_1 est approximativement égal à:

$$V_1 = S \cdot v \cdot \Delta t = 0,1 \text{ m}^2 \times 5 \text{ m/s} \times 300 \text{ s} = 150 \text{ m}^3$$

Ce volume est à comparer à celui échantillonné à une distance d de 30 kilomètres par un radar dont l'antenne aurait une ouverture de faisceau $\theta = 1$ degré, et dont le système d'émission-réception permettrait une mesure sur des portes de longueur $l = 200$ mètres:

$$V_2 = \pi (d \cdot \text{tg}\theta)^2 l / 4 \approx 4 \cdot 10^7 \text{ m}^3$$

Ces considérations montrent qu'il faut se garder d'interpréter les écarts observés entre les mesures au sol et par radar comme provenant des seules erreurs de mesure radar. En conséquence, la quantification de ces erreurs est très difficile. Selon VOGEL (1980), tirant les conclusions d'une expérience effectuée dans la région de Chicago avec un radar en bande S et 317 pluviographes répartis sur 11700 kilomètres carrés, un radar calibré (respectivement: non calibré) fournit une estimation des lames d'eau à environ 20% (respectivement: 35%) près, pour des durées de 30 à 60 minutes, et des surfaces d'intégration de 500 à 2000 kilomètres carrés.

Pour des pluies probablement plus continues, HARROLD et al (1975) ont obtenu, sur des bassins versants de 20 à 100 kilomètres carrés, des écarts d'estimation de pluie horaire de 13% entre un radar calibré par un pluviomètre situé sur la zone d'intérêt, et un réseau de pluviomètres de référence; le radar n'étant pas calibré, l'écart trouvé a été de 38%. Selon SAUVAGEOT (1982) et CLIFT (1985), l'erreur d'estimation de la pluie par radar décroît (pour un type de pluie donné) lorsque la surface et la durée d'intégration augmentent (cf. figure I.1).

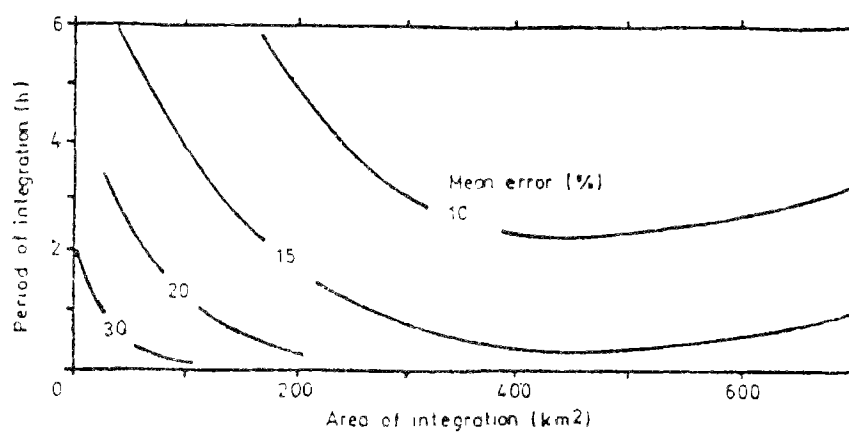


Figure I.1

Erreur moyenne (en valeur absolue) de mesure de lames d'eau par un radar calibré par un seul pluviomètre, en fonction de la surface et de la période d'intégration (d'après COLLIER 1977)

1.2 Sources d'erreur de la mesure de pluie par radar

Le problème des sources d'erreur de la mesure de pluie par radar a été discuté en détail par de nombreux auteurs, dont BROWNING (1981), ZAWADSKI (1984), CLIFT (1985) et JOSS et WALDVOGEL (1987). Nous nous contenterons d'évoquer ici les plus souvent citées.

La mesure par radar de l'intensité de pluie instantanée peut être vue comme une succession de trois étapes:

- 1) la mesure de réflectivité
- 2) la transformation des réflectivités en intensités
- 3) l'estimation, à partir de la pluie mesurée en altitude, de la pluie au sol

Dans la suite de cette étude, nous nous intéresserons essentiellement à des lames d'eau, c'est-à-dire à des hauteurs de pluie cumulées sur une certaine durée. Or, nous avons déjà signalé le caractère quasi instantané de la mesure radar, qui consiste en quelque sorte en un échantillonnage d'une grandeur variable dans le temps. L'intégration de cette grandeur à partir de données instantanées constitue donc une quatrième étape, venant s'ajouter aux trois précédentes.

Chaque étape suppose le recours à des approximations, reposant sur des hypothèses plus ou moins vérifiées dans la pratique. Lorsque l'une de ces hypothèses est imparfaitement vérifiée, ou tout à fait mise en défaut, il en résulte certaines erreurs que l'on peut classer en fonction de l'étape à laquelle elles se situent. Nous distinguerons ainsi:

- a) les erreurs de mesure de réflectivité,
- b) les erreurs de transformation des réflectivités en intensités,
- c) les écarts entre la pluie en altitude et la pluie au sol,
- d) les erreurs d'échantillonnage temporel.

I.2.1 Les erreurs de mesure de réflectivité

Ces erreurs peuvent à leur tour se subdiviser en:

- incertitudes inhérentes au système de mesure,
- erreurs introduites par le traitement des données,
- erreurs introduites par des conditions non prises en compte de propagation des ondes électromagnétiques incidentes ou réfléchies, entre le radar et le volume sondé.

En ce qui concerne le premier point, l'erreur la plus importante serait, selon CLIFT (1985), introduite par le récepteur, dont la stabilité ne semble pas pouvoir être garantie à mieux que ± 1 dBZ, même dans le cas d'un équipement de conception récente et bien entretenu. Il en résulte une incertitude relative de 16 % environ sur l'intensité de pluie instantanée (par application de la loi de Marshall-Palmer), due à ce seul facteur.

En sortie de la chaîne de réception, le signal vidéo subit d'autre part différents traitements destinés à obtenir une image numérique en coordonnées cartésiennes pouvant être aisément transmise et visualisée.

Parmi ces traitements, la discrétisation des valeurs de réflectivité en un petit nombre niveaux est probablement l'opération qui introduit les erreurs les plus importantes, principalement lorsque ces niveaux n'ont pas été conçus pour des applications hydrologiques: AGOSTINI (1988) a ainsi pu montrer que, par le seul fait de passer de l'échelle standard adoptée par la Météorologie Nationale pour les images transmises aux usagers du système Météotel (cf tableau I.1), à une échelle privilégiant les intensités contribuant le plus aux lames d'eau importantes hydrologiquement (entre 5 mm/h et 100 mm/h), on réduisait de moitié (de 10 % à 5 % environ) l'erreur moyenne introduite par la discrétisation sur des cumuls de 30 mn.

Niveau	dBZ	mm/h
0	≤ 13	≤ 0.23
1	13-16	0.23-0.36
2	16-20	0.36-0.65
3	20-24	0.65-1.15
4	24-28	1.15-2.05
5	28-32	2.05-3.65
6	32-36	3.65-6.48
7	36-40	6.48-11.5
8	40-44	11.5-20.5
9	44-48	20.5-36.5
10	48-52	36.5-64.8
11	52-56	64.8-115.
12	56-60	115.-205.
13	60-64	205.-365.
14	64-68	365.-648.
15	> 68	> 648.

Tableau I.1

*Echelle de réflectivité adoptée par la Météorologie Nationale pour les images transmises aux usagers du système Météotel, et en particulier pour les images utilisées ultérieurement dans cette étude.
(Les intensités sont estimées par la loi de Marshall-Palmer)*

Enfin, nous rangeons également parmi les erreurs de mesure de réflectivité les erreurs résultant de conditions de propagation imprévues, ou non prises en compte, des ondes électromagnétiques émises par le radar ou réfléchies par les précipitations. Entrent dans ce cas de figure la propagation anormale, l'atténuation par des précipitations, et les masques, phénomènes que nous allons maintenant examiner.

La propagation anormale

L'indice de réfraction de l'air n est donné approximativement par la relation:

$$n = 1 + 10^{-6} (77,6/T) (p + 4810 e/T)$$

où T désigne la température, exprimée en K, p la pression de l'air (en mbar), et e la pression partielle de la vapeur d'eau, également exprimée en mbar (SAUVAGEOT 1982, p. 30).

Dans les conditions normales de décroissance de n avec l'altitude, le faisceau radar est naturellement légèrement réfractés vers la région de plus haut indice, c'est-à-dire le sol. Lorsque cette décroissance est particulièrement élevée, par exemple à cause d'une brusque inversion de température, le faisceau peut être dévié de manière plus importante, et intercepter le sol: il y a alors apparition "d'échos de sol" dont la localisation est imprévisible.

Notons que ces échos sont souvent reconnaissables par un observateur humain expérimenté (CLIFT 1985, p. 50), même s'il existe des cas litigieux, quand par exemple des échos de sols sont mélangés à des échos météorologiques. Ceci est cependant rare en région Parisienne, où de la propagation anormale est le plus souvent observée tôt le matin, par ciel clair.

L'atténuation par des précipitations

Une onde électromagnétique traversant l'atmosphère perd de l'énergie par absorption et diffusion. Lorsque des particules précipitantes se trouvent sur le chemin de l'onde, cette atténuation n'est plus négligeable. Dans le cas de précipitations liquides, l'atténuation dépend principalement de l'intensité de la pluie (par l'intermédiaire du nombre et des diamètres des gouttes), et bien sûr de la longueur d'onde.

Le tableau I.2 ci-dessous indique en dB/km l'atténuation correspondant à différentes valeurs de la longueur d'onde et de l'intensité de la pluie. On constate que pour une longueur d'onde de 5,6 cm, et une intensité de 100 mm/h, l'atténuation atteint 1 dB/km (soit une perte de puissance de 25 % environ par kilomètre parcouru).

TABLE I
Attenuation (two-way) due to precipitation (dB km⁻¹)

Rate of rainfall (mm h ⁻¹)	Wavelength (cm)			
	10	5.6	3	0.8
0.5	0.0003	0.002	0.006	0.22
1.0	0.0006	0.004	0.014	0.44
5.0	0.003	0.020	0.062	2.2
10.0	0.006	0.040	0.124	4.4
50	0.03	0.200	0.620	22
100	0.06	0.400	1.240	44
200	0.12	0.800	2.480	88
300	0.18	1.200	3.720	132

Tableau I.2

Atténuation (en dB/km) en fonction de l'intensité de la pluie pour différentes longueurs d'onde (d'après CLIFT 1985)

Les masques

Lorsque le faisceau radar est intercepté par un obstacle important, comme cela arrive fréquemment en région montagneuse, la zone située derrière l'obstacle n'est plus couverte par le radar. Ce défaut est évidemment facilement identifiable. Néanmoins, lorsque l'obstacle est moins important, l'effet peut devenir plus pernicieux, et visible seulement sur des images cumulées pendant de longues périodes.

I.2.2 Les erreurs de transformation des réflectivités en intensités

Une fois la réflectivité Z mesurée dans un certain volume de l'atmosphère, l'étape suivante consiste à transformer cette réflectivité en intensité. Ce faisant, on suppose que l'onde électromagnétique dont on a mesuré la puissance a été réfléchié par des précipitations. Dans le cas contraire, on commet bien évidemment une erreur grossière, ce qui peut être le cas lorsque la cible était en fait constituée par un obstacle de dimensions importantes (bâtiment, colline), donnant lieu à des "échos fixes", ou par des précipitations solides (neige ou grêle). On peut parer au premier type d'erreur en dressant une carte des échos fixes pour une localisation du radar et un angle de site donnés, ou en tentant d'éliminer les signaux en provenance d'une cible non météorologique directement par des méthodes appropriées de traitement du signal.

Le second type d'erreur est fréquent lorsque le faisceau radar traverse la *bande brillante*, couche de 100 à 400 m d'épaisseur située immédiatement sous l'isotherme 0°C, dans laquelle, au sein des systèmes précipitants, on trouve quelquefois des particules de neige fondante de très forte réflectivité. Le phénomène peut contribuer à une surestimation importante de l'intensité de la pluie (jusqu'à un facteur 10 selon JOSS et WALDVOGEL 1987, dans les cas extrêmes). Remarquons toutefois que, pour un angle de site faible, la bande brillante n'est perceptible qu'à une distance relativement importante du radar: l'effet est alors moindre qu'à faible distance à cause de l'augmentation du volume sondé (mais il est, en contrepartie, plus difficile à mettre en évidence).

Lorsque la cible est effectivement composée de particules liquides précipitantes, l'emploi d'une relation Z - R conduit généralement à des résultats acceptables. Cependant, nous avons déjà mentionné le fait que la forme générale de ces relations ($Z = aR^b$) est déduite à partir d'un certain nombre d'hypothèses, plus ou moins bien vérifiées dans la pratique (homogénéité du volume sondé, distribution exponentielle des diamètres des gouttes, absence de mouvements verticaux...). C'est pourquoi aucune valeur des coefficients a et b ne semble convenir dans tous les cas: selon CLIFT (1985), l'emploi de valeurs inadaptées au type de précipitations peut conduire à des erreurs d'un facteur 10, ou davantage. Néanmoins, ces erreurs sont considérablement réduites si l'on adopte la relation moyenne de Marshall-Palmer ($Z = 200 R^{1.6}$), et plus encore si l'on utilise des pluviomètres calibreurs pour déterminer au cours de l'évènement les valeurs des coefficients a et b (cf §I.1.2).

1.2.3 Ecarts entre pluie en altitude et pluie au sol

Un calcul géométrique simple montre que l'altitude h du faisceau radar à une distance d du radar est donnée approximativement, en supposant d petit par rapport au rayon terrestre R (ce qui, en pratique est toujours le cas), par la relation suivante:

$$h = dtg\alpha + d^2/(2R)$$

α étant l'angle de site (inclinaison du faisceau avec l'horizontale).

Pour tenir compte de la décroissance de l'indice de réfraction avec l'altitude, on applique généralement à R un facteur multiplicatif égal à $4/3$; la formule précédente devient alors:

$$h = dtg\alpha + 3d^2/(8R)$$

L'application de cette formule montre que, même dans le cas d'un tir horizontal, l'altitude du faisceau atteint 2 km à 180 km du radar, par le seul fait de la rotondité de la terre. Avec un angle de site de 0.5° , cette altitude atteint 3,5 kilomètres environ.

Cette augmentation importante de l'altitude du faisceau avec la distance n'est pas sans inconvénient, car certains phénomènes sont susceptibles d'introduire des différences entre la pluie en altitude et la pluie au sol notamment:

- la naissance de précipitations au sein de la partie du nuage située sous le faisceau,
- l'intensification des précipitations à basse altitude par effet orographique,
- l'évaporation des précipitations sous le faisceau,
- la composante horizontale de la vitesse des précipitations, qui incline, lorsque le vent est important, leur trajectoire par rapport à la verticale.

Ces considérations interdisent d'exploiter quantitativement les données radar au-delà d'une certaine distance. Par exemple, si l'on veut conserver une altitude de faisceau de moins de 1 km, avec un angle de site de $0,5^\circ$, il faut réduire la portée utile du radar à 80 km environ.

1.2.4 Les erreurs d'échantillonnage temporel

Soit $I(t)$ l'intensité moyenne sur une surface S , à l'instant t . On s'intéresse généralement en hydrologie à une hauteur de pluie pendant une durée $[t_0, t_1]$:

$$H = \int_{t_0}^{t_1} I(t) dt$$

Le radar fournit une estimation $\hat{I}(t)$ de $I(t)$ ('), pour:

$$t = t_0 + i\Delta t, \quad i = 1, n$$

, Δt étant l'intervalle de temps entre deux images (au moins égal à la durée d'un tour d'antenne). On estime donc H en effectuant la sommation suivante:

$$H_{\Delta t} = \sum_{i=1}^n \hat{I}(t_0 + i\Delta t) \cdot \Delta t$$

La quantité $H - H_{\Delta t}$ tend, quand Δt tend vers 0, vers une limite H_{opt} égale à l'erreur due aux facteurs autres que l'échantillonnage temporel.

En admettant que:

$$H_{opt} = H_{1mn}$$

, DAVID (1986) a pu estimer l'erreur relative due au seul échantillonnage temporel par la quantité:

$$\frac{|H_{1mn} - H_{\Delta t}|}{H_{1mn}}$$

La figure I.2 montre les résultats obtenus pour différentes valeurs de Δt et différentes surfaces S (mesurées par le nombre de pixels de 800 m x 800 m), relativement à un évènement pluvieux particulier. On voit que l'erreur due au seul échantillonnage est multipliée par 3 lorsque l'intervalle de temps entre 2 images passe de 5 à 15 mn.

M. David propose, pour réduire cette erreur, de prendre en compte l'advection des zones de précipitation, en estimant l'intensité moyenne I_M en un point M , pendant un intervalle $[t_0, t_0 + \Delta t]$, non plus par l'intensité instantanée $I_M(t_0)$ uniquement, mais par une moyenne de $I_M(t_0)$ et des intensités à t_0 sur les pixels voisins de M , en amont de M relativement à l'advection des zones de précipitations (cf figure I.3). Selon cet auteur, la procédure décrite ci-dessus réduit de moitié les erreurs dues à l'échantillonnage temporel, pour $\Delta t = 15$ mn. Elle a été systématiquement utilisée dans la présente étude pour tous les calculs de lames d'eau à partir des données radar.

(') En fait, le radar échantillonne non pas une surface, mais un volume. En toute rigueur, la mesure radar à l'instant t fournit une estimation de l'intensité moyenne au sol dans l'intervalle de temps $[t + h/V_c, t + (h + \delta h)/V_c]$, h étant l'altitude du faisceau, δh son épaisseur, et V_c la vitesse moyenne de chute des gouttes d'eau.

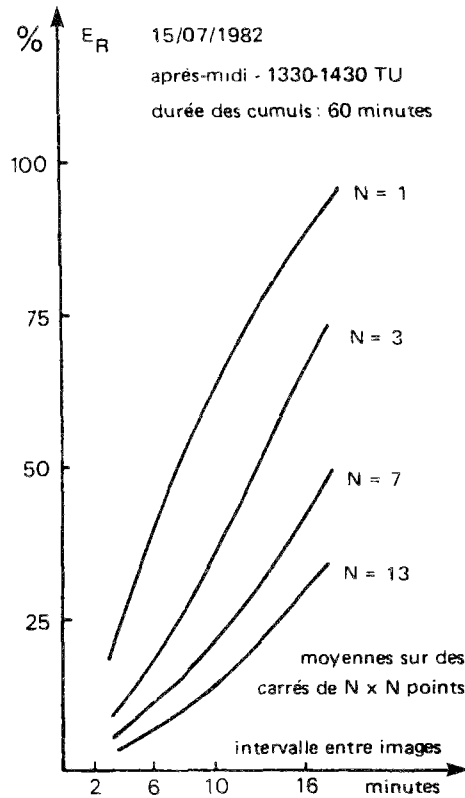


Figure I.2

Erreur d'échantillonnage temporel en fonction de Δt , et de la surface de calcul S (exprimée en nombre de pixels de $800\text{m} \times 800\text{m}$), pour un évènement particulier (d'après DAVID 1986)

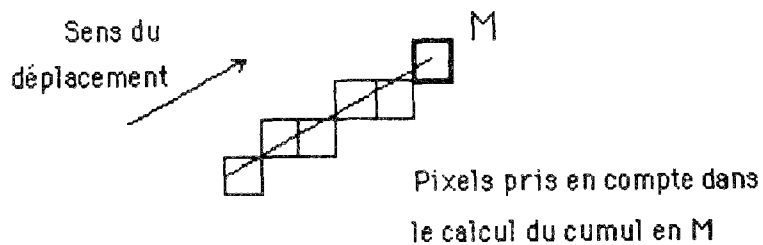


Figure I.3

Principe de la prise en compte de l'advection dans le calcul des lames d'eau à partir des données radar

I.2.5 Conclusions

Les principales sources d'erreurs qui viennent d'être décrites sont reprises dans le tableau I.3. Nous avons indiqué à chaque fois s'il s'agit d'erreurs aléatoires ou systématiques, et si leur magnitude, ou leur probabilité d'occurrence dépend de la distance au radar. Il convient de remarquer que:

- huit sources d'erreurs sur les treize citées ne deviennent réellement importantes qu'à une certaine distance du radar; elles ne perturbent donc pas trop la mesure de la pluie si l'on s'abstient d'utiliser quantitativement les données de réflectivité au-delà de cette distance;
- trois sources d'erreurs dépendent de la localisation du radar: elles sont bien connues à l'avance, et peuvent parfois être rendues négligeables par le choix d'un site d'implantation judicieux;
- six sources d'erreur sont de nature aléatoire: leur influence décroît lorsque l'on effectue une sommation de plusieurs valeurs, ce qui est le cas dans le calcul des lames d'eau, grandeurs qui intéressent particulièrement l'hydrologue;
- enfin, certains phénomènes, tels que l'atténuation par les précipitations, ou la propagation anormale, sont reconnaissables, au vu de l'image radar, par un observateur expérimenté, d'où l'intérêt d'une critique des données radar avant un traitement informatique "en aveugle".

Cette dernière considération nous a conduit à accorder une grande attention à la critique visuelle des données ('): plusieurs milliers d'images radar ont ainsi été visionnées afin de constituer l'ensemble des données utilisées dans cette étude (DENOEU 1986). Plus généralement, nous avons fait figurer dans le tableau I.3 les précautions prises, dans cette étude, afin de limiter l'influence des principales sources d'erreur susceptibles d'influer de manière importante sur le calcul des lames d'eau.

(') Nous ne disposons pas, à ce moment, de programme de vérification automatique des images radar, tel que celui mis au point par CHAREF (1987). De toute façon, la visualisation préalable des données est une précaution qu'il est utile de prendre lorsque l'on travaille en temps différé, même si elle peut être partiellement remplacée par des procédures automatiques en temps réel.

	Catégorie ¹	Type d'erreur	Influence de la distance	Mode de prise en compte
incertitudes liées au syst. de mesure	MR	A	non	
discrétisation en niveaux	MR	A	non	
atténuation par les précipitations	MR	S	+	
masques	MR	S	+	Visualisation
propag. anormale	MR	S	non	idem
échos fixes	TRI	S	-	Calculs hors zone éch. fixes
méconnaissance de la distribution des diamètres des gouttes	TRI	A	non	
non homogénéité des précipitations dans le volume sondé	TRI	A	+	} limitation de la portée effective à 100 km pour le calcul des lames d'eau
bande brillante	TRI	S	+	
évaporation sous le faisceau	PAS	S	+	
naissance de précipitations sous le faisceau	PAS	S	+	
inclinaison des trajectoires des gouttes / verticale	PAS	A	+	
erreur due à l'échantillonnage temporel (cumuls uniquement)	ET	A	non	prise en compte de l'advection

Tableau I.3

Principales sources d'erreur de la mesure de pluie par radar

- Notes:
1. MR : mesure de réflectivité
TRI: transformation réflectivité-intensité
PAS: écarts pluie en altitude - pluie au sol
ET : échantillonnage temporel
 2. A: aléatoire ; S: systématique
 3. +: influence aggravante ; -: influence réductrice

1.3 La prévision de pluie par radar

La prévision de pluie par radar est en général basée sur la détermination et l'extrapolation du mouvement des zones de pluie observées sur des images de type PPI (Plan Position Indicator), c'est-à-dire obtenues par balayage azimuthal de l'antenne à site constant, ou CAPPI (Constant Altitude Plan Position Indicator), obtenues à partir de PPI à plusieurs sites.

Les différentes méthodes de prévision existant à ce jour ont été recensées par COLLIER (1978), AUSTIN (1985), et de façon exhaustive par EINFALT (1988). De façon générale, on peut distinguer trois types de méthodes, que nous allons maintenant examiner.

1.3.1 Les méthodes globales

Les méthodes "globales" consistent, à partir de deux images radar correspondant à des mesures effectuées à des instants t et $t+\Delta t$, à rechercher le "meilleur" vecteur de déplacement global des zones de précipitations, au sens d'un certain critère.

La figure I.4 illustre le principe de ces méthodes. M_1 et M_2 étant les deux images utilisées pour la prévision, on fait varier la zone hachurée I de façon à maximiser un indice de similarité entre les deux images, calculé sur I . Presque toujours, c'est le coefficient de corrélation croisée qui est utilisé:

$$P_0(V) = \frac{\iint_I (M_1(P) - M_{m1})(M_2(P-V) - M_{m2}) dP}{\sqrt{[\iint_I (M_1(P) - M_{m1})^2 dP] \cdot [\iint_I (M_2(P-V) - M_{m2})^2 dP]}}$$

avec:

$M_i(P)$ = champ de réflectivité de l'image i ,

M_{mi} = moyenne du champ de réflectivité de l'image i sur le domaine I ,

V = vecteur de déplacement.

Le vecteur de déplacement pour lequel l'indice de similarité entre les deux images est maximal est ensuite extrapolé.

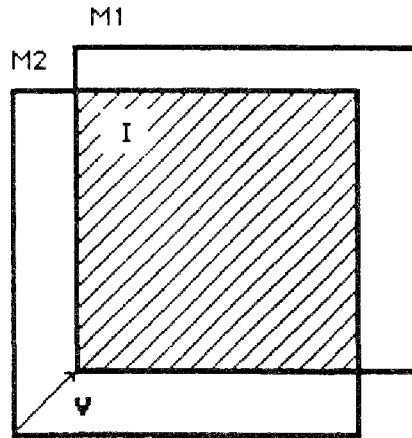


Figure I.4

*Principe de détermination du déplacement "optimal"
au sens du coefficient de corrélation*

Le problème du choix d'un indice de similarité a été assez peu étudié. CICCIONE et PIRCHER (1984) ont proposé d'utiliser un "coefficient de corrélation croisée binaire" (CCB), obtenu en ne considérant que deux valeurs (0 et 1) pour le champ de réflectivité. Selon ces deux auteurs, cette simplification permet un gain de temps de calcul, pour des résultats pratiquement identiques. Nous avons pu quant à nous constater des différences importantes d'estimation du vecteur de déplacement global, dans les cas où des zones de précipitations intenses étaient imbriquées dans une zone de précipitations stratiformes plus faibles, avec des vitesses de déplacement différentes: le coefficient de corrélation croisée ordinaire rend alors mieux compte du déplacement des noyaux intenses. La figure I.5 illustre concrètement cette affirmation: le vecteur de déplacement global calculé à partir de ces deux images est nul si l'on utilise le CCB, tandis qu'il devient égal à 23 km/h (direction NO) si l'on remplace le CCB par le coefficient de corrélation classique. L'utilisation du CCB ne nous semble donc pas à conseiller pour des applications hydrologiques, pour lesquelles on s'intéresse d'avantage aux fortes précipitations.

Le vecteur de déplacement global, une fois estimé, peut être extrapolé de façon à générer:

- soit une carte de pluie à un instant ultérieur, obtenue à partir de M_2 en translatant l'ensemble des zones de pluie selon le vecteur de déplacement estimé,
- soit un hyétogramme en un point P quelconque, que l'on peut déterminer comme indiqué sur la figure I.6 ci-dessous: l'intensité en P à $t_0 + \Delta t$ est prise égale à l'intensité mesurée en P', situé à la distance $x = V\Delta t$ en amont de P, sur la droite dirigée par V.



LE 24/ 9/87 A 17h30m



LE 24/ 8/87 A 17h30m

Figure I.5

Deux images du radar de Trappes séparées de 15 mn (évènement du 24/09/87). Le déplacement global estimé par la méthode du coefficient de corrélation est de 23 km/h, direction NO. Chaque pixel représente une valeur moyenne de réflectivité sur une échelle de 16 niveaux, correspondant à un carré de 6.4 km de côté. (La résolution a été dégradée pour les besoins de la figure)

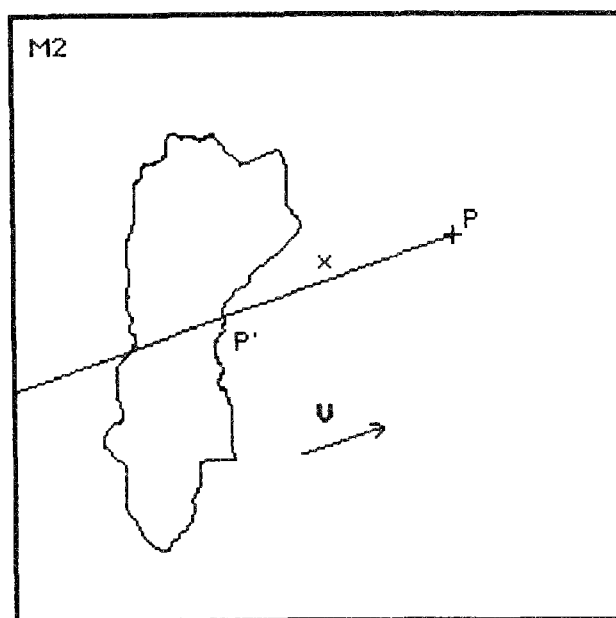


Figure I.6

Principe de détermination d'un hyétogramme prévu en un point par la méthode globale

Afin de tenir compte de l'incertitude sur la détermination de V , on peut d'autre part considérer les intensités des pixels situés en amont de P non plus sur une droite, mais dans un secteur angulaire tel que celui indiqué en pointillés sur la figure I.6 (BELLON et AUSTIN 1978, MUENCH 1976).

Notons enfin que la méthode globale peut être améliorée en divisant l'image radar en plusieurs parties, et en calculant un vecteur de déplacement pour chaque partie. De cette façon, on tient partiellement compte d'une éventuelle non-uniformité du champ de déplacement des échos.

I.3.2 Les méthodes semi-automatiques

Si, malgré leur simplicité, les méthodes exposées ci-dessus ont dans l'ensemble donné satisfaction pour des applications purement météorologiques, on a quelquefois tenu, lorsque l'automatisme n'était pas indispensable, à les faire bénéficier de la connaissance et des capacités de raisonnement d'observateurs humains. Pour ce faire, la solution la plus simple consiste à recourir à des méthodes semi-automatiques.

Le meilleur exemple en est le système FRONTIERS (BROWNING 1981, CARPENTER et OWENS 1981), opérationnel en Angleterre depuis 1981. Ce système est constitué d'un ensemble de procédures interactives permettant à un opérateur d'éliminer les échos non météorologiques, de tenir compte de l'influence orographique, de choisir les zones où il convient de calculer le coefficient de corrélation croisée, etc... Les performances de ce système ont été jugées assez nettement supérieures à celles du système automatique de référence (CARPENTER et OWENS 1981).

Aux Etats-Unis, un système semi-automatique a également été mis au point à l'Illinois State Water Survey (BRUNKOW 1980, HUFF et al 1980), mais davantage, au dire de ces auteurs, du fait de l'insuffisance des moyens disponibles à cette époque qu'à cause des inconvénients d'une approche entièrement automatique.

I.3.3 Les méthodes à base de reconnaissance d'échos

Pour les applications qui requièrent à la fois une prévision entièrement automatique et une grande précision dans l'évaluation du déplacement de chaque zone de pluie, il est souhaitable de disposer de méthodes capables de prendre en compte le mouvement individuel des cellules pluvieuses, et de détecter automatiquement certaines anomalies telles que les échos non météorologiques. Pour cela, on est conduit à effectuer automatiquement les tâches suivantes (EINFALT 1988):

- Définition à l'intérieur de chaque images des "échos", c'est-à-dire des ensembles connexes de pixels.
- Calcul de caractéristiques des échos (taille, paramètres de forme, distribution des réflectivités, centre de gravité...).
- Identification dans deux images successives de couples d'échos correspondant à une même structure météorologique.
- Prévision du comportement futur des identités identifiées.

Parmi les premiers à s'être engagés dans cette voie, il faut citer BLACKMER et al (1973), à l'Université de Stanford, et BARCLAY et WILK (1970) au National Severe Storm Laboratory. Cependant, on s'est longtemps heurté au problème de la fusion de plusieurs échos, ou de la séparation d'un écho en plusieurs entités. Ce problème, entre autres, semble avoir trouvé une solution satisfaisante dans le programme SCOUT, mis au point par EINFALT (1988), et décrit de manière plus détaillée dans le paragraphe I.3.4.

Notons enfin que ce type de méthodes permet, en principe, la prise en compte de la croissance et de la décroissance des échos. TSONIS et AUSTIN (1981) ont les premiers envisagé cette possibilité, mais ils l'ont fait de manière très simple, et n'ont pas noté d'amélioration par rapport à leur méthode de référence. Plus récemment, YOSHINO et KOZEKI (1985), n'ont également, par ce moyen, amélioré les performances de leur système que de façon marginale.

I.3.4 La méthode SCOUT

Développé au CERGRENE par Thomas Einfalt, le logiciel SCOUT entre dans la catégorie évoquée précédemment des méthodes à base de reconnaissance d'échos. Nous reprenons ici essentiellement la description qui en faite par EINFALT et DENOEUX (1987 a et b), en la complétant sur quelques points. Pour plus de détail, on pourra se reporter à EINFALT (1988).

Définition des échos et calcul des attributs

Est considéré comme écho tout ensemble connexe de pixels d'un niveau de réflectivité supérieur à un seuil donné. Evidemment, plusieurs définitions de la connexité sont possibles: celle qui a été choisie, essentiellement pour des raisons de temps de calcul, consiste à ne considérer comme connexes que des pixels se touchant latéralement, et non diagonalement (cf chapitre V). Le seuil de réflectivité est quant à lui déterminé pour chaque événement en fonction de la distribution des réflectivités sur l'image: est choisi comme seuil le niveau de réflectivité le plus élevé tel qu'il reste au moins 1500 pixels sur l'image de niveau supérieur ou égal à ce seuil; on réduit ainsi le nombre d'échos touchant le bord de l'image, tout en conservant des échos de taille, donc de durée de vie suffisante (voir au chapitre V pour les caractéristiques des cellules pluvieuses, et au chapitre VI pour les justifications théoriques et les implications de ce procédé).

Chaque écho est ensuite caractérisé par un certain nombre d'attributs. Soient W un écho, i un pixel quelconque de W , de niveau m_i . Les attributs dits "structurels" sont:

- la taille, définie comme le nombre de pixels: $T = \text{card } W$,
- la masse: $M = \sum_{i \in W} m_i$
- les coordonnées du centre de gravité,
- la distribution des niveaux de réflectivité,
- les moments principaux d'inertie J_{\max} et J_{\min} (cf chapitre VI),
- l'élongation, égale à J_{\max}/J_{\min} ,
- l'angle de l'axe principal d'inertie avec l'axe des abscisses.

De plus, lorsqu'un écho a déjà été couplé avec un écho d'une image précédente, on lui affecte des attributs "historiques", qui sont le nombre de couplages précédents, et l'ancien vecteur de déplacement.

Définition d'échos imaginaires

La figure I.7 illustre les problèmes de fusion et d'éclatement d'échos. Il est évident, pour un observateur humain, que l'écho 2 de l'image 1 correspond aux échos 1 et 2 de l'image 2.

Pour automatiser ce type de couplage, une procédure de construction de chaîne binaire a été introduite. Le choix de la stratégie d'agrégation dans ce type de méthode est bien entendu déterminant. L'indice de dissimilarité choisi permet d'agréger préférentiellement des échos dont les centres de gravité sont proches (au sens de la distance euclidienne), et dont les masses sont importantes:

$$d(e_i, e_j) = \frac{m_i + m_j}{m_i \cdot m_j} \|c_i - c_j\| \quad ,$$

où e_i et e_j sont deux échos de centres de gravité c_i et c_j .

IMAGE 1
(Le 8/11/84 à 14h45 TU)

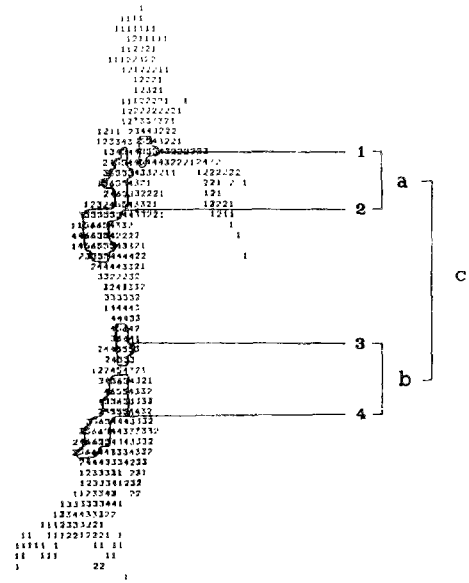


IMAGE 2
(Le 8/11/84 à 15h00 TU)

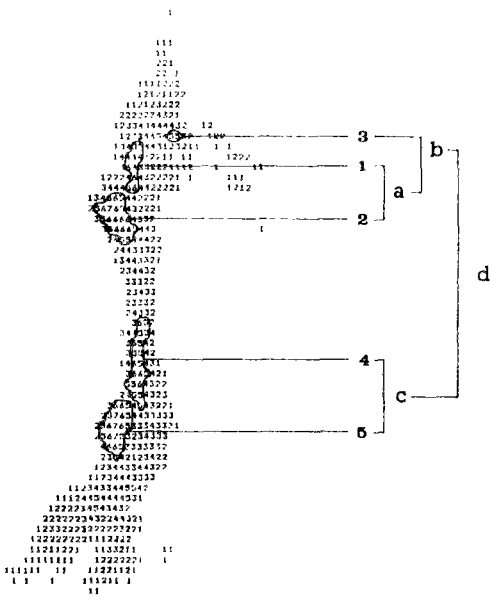


Figure I.7

Deux images radar successives, et les arbres de classification des échos associés. Chaque pixel représente une valeur moyenne de réflectivité sur une échelle de 16 niveaux, correspondant à un carré de 6.4 km de côté (La résolution a été dégradée pour les besoins de la figure). Le seuil de définition des échos est le niveau 5 soit une réflectivité de 28 dbZ, correspondant à une intensité de 2 mm/h environ.

La procédure d'agrégation relève d'une technique bien connue en analyse des données:

1. On agrège les deux échos e_i et e_j dont l'indice de dissimilarité est le plus faible, et inférieur à un seuil s .
2. Les deux échos ainsi agrégés constituent un écho "imaginaire" e_k , dont on calcule les attributs, et les indices de dissimilarité avec les autres échos.
3. On retourne à l'étape 1, en remplaçant les échos e_i et e_j par e_k , jusqu'à ce que le nombre d'échos imaginaires créés soit égal à 10, ou que l'on ne trouve plus de couple d'échos dont l'indice de dissimilarité soit inférieur à s .

A l'issue de ces différentes opérations, on arrive, dans l'exemple illustré par la figure I.7, à 7 échos pour l'image 1, dont 4 "réels" (1,2,3,4) et 3 "imaginaires" (a,b,c), et 9 échos pour l'image 2, dont 5 "réels" (1,2,3,4,5) et 4 "imaginaires" (a,b,c,d). On remarque que le terme "écho" désigne à présent aussi bien les échos réels qu'imaginaires.

Le couplage

Le couplage se fait en prenant les échos de l'image 1 pour "prototypes", et en classant les échos de l'image 2 selon la similarité de leurs attributs avec ceux des prototypes.

L'algorithme se divise en deux parties, dite "de choix" et de "de contrôle" (cf figures I.8 et I.9 empruntées à EINFALT 1988).

Le module de choix a pour objet de coupler le plus possible d'échos de l'image 1 avec des échos de l'image 2. Pour cela, on utilise implicitement des règles heuristiques telles que:

- La vitesse de déplacement du centre de gravité d'un écho est presque sûrement inférieure à 100 km/h.
- La variation relative, en 15 minutes, de la taille d'une cellule pluvieuse, est très souvent inférieure à 100 %.
- La direction de déplacement d'une cellule pluvieuse ne varie pas brusquement.
- etc ...

L'utilisation de règles de sélection de plus en plus fines permet ainsi d'éliminer progressivement les couples d'échos les moins plausibles, afin que chaque écho de l'image 1 soit couplé à un écho au plus de l'image 2, et réciproquement.

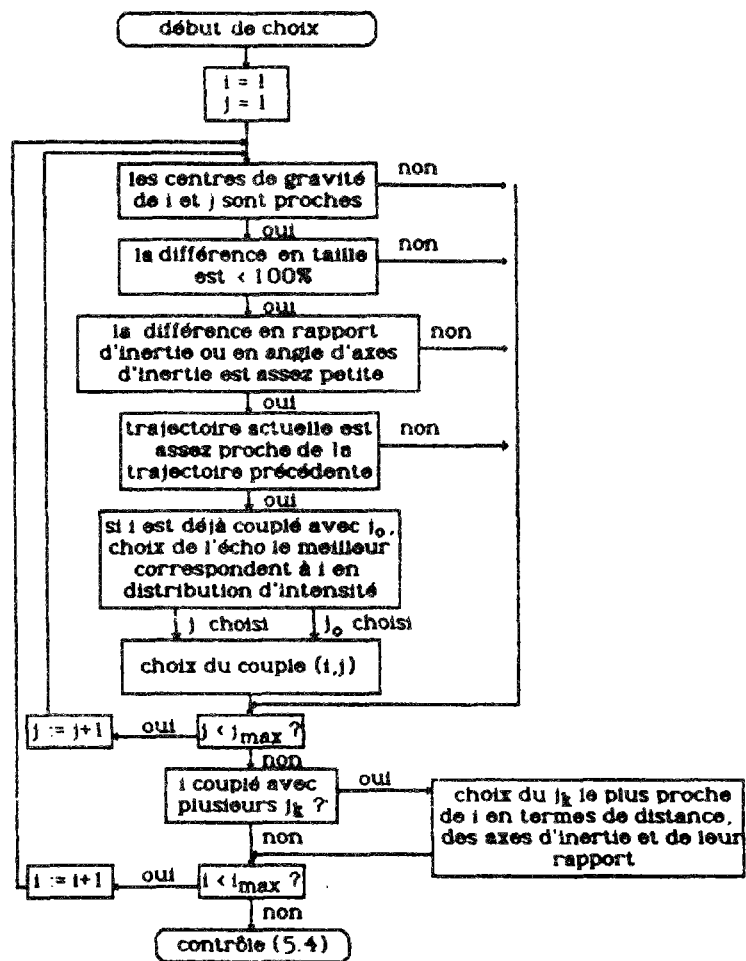


Figure I.8

L'algorithme de choix dans SCOUT
(d'après EINFALT 1988)

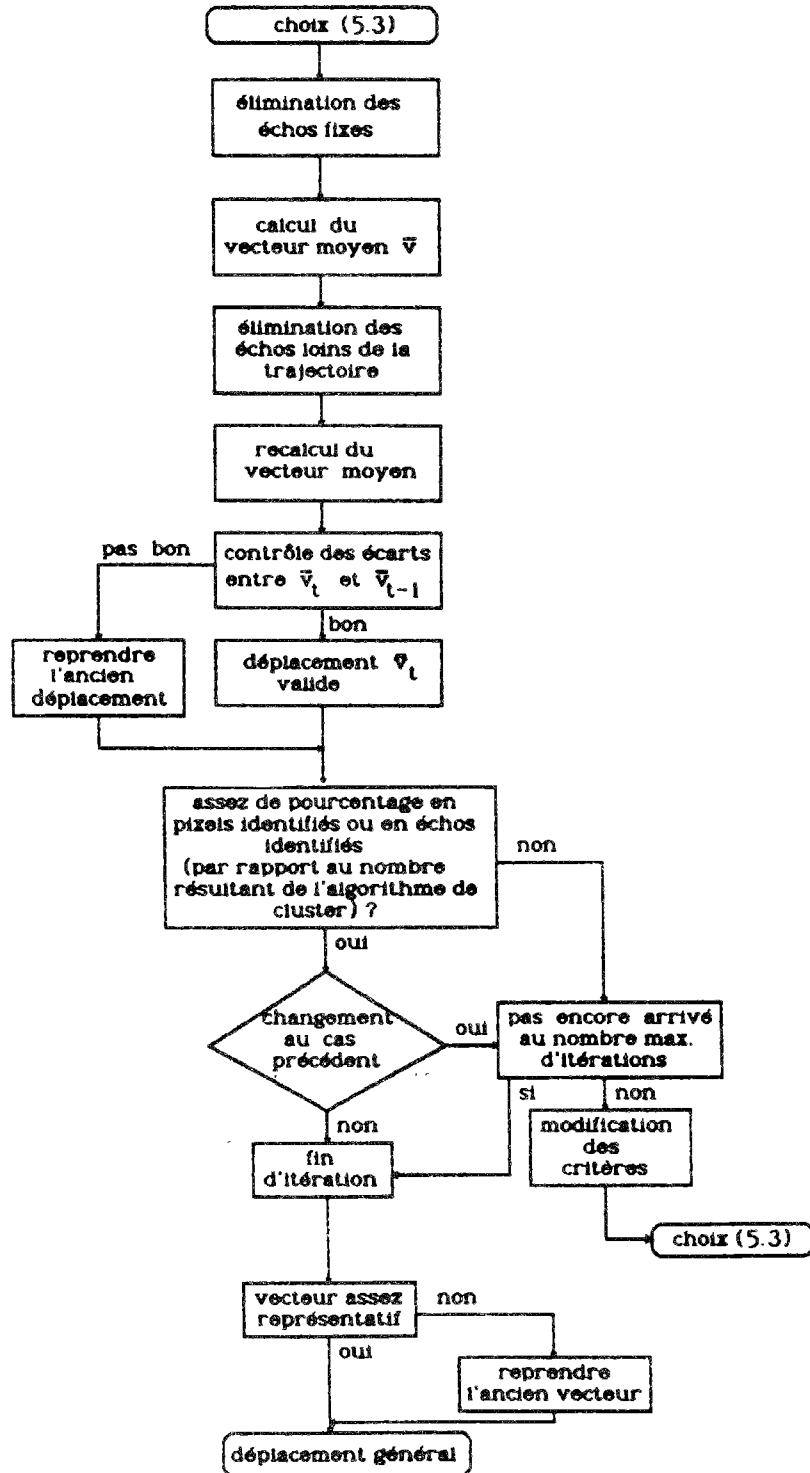


Figure I.9

*L'algorithme de contrôle dans SCOUT
(d'après EINFALT 1988)*

L'étape suivante (contrôle), consiste à:

- identifier les échos de déplacement nul, suspectés d'être des échos non météorologiques ("échos fixes");
- calculer le vecteur de déplacement moyen V_t ;
- éliminer les couplages reposant sur l'hypothèse d'une vitesse de déplacement s'écartant trop de la moyenne, ou concernant un écho coupé par le bord de l'image;
- remplacer V_t par le vecteur moyen précédent V_{t-1} , si l'écart entre les deux est jugé trop important;
- évaluer la "qualité" globale de l'ensemble des couplages, en terme de pourcentage d'échos identifiés.

Le programme SCOUT a été utilisé à plusieurs reprises, dans le cours de cette étude, conjointement avec un programme basé sur la méthode du coefficient de corrélation croisée (cf chapitres II et VI).

1.4 Sources d'erreurs de la prévision de pluie par radar

Les méthodes de prévision de pluie par radar, décrites au paragraphe précédent, peuvent toutes être vues comme une succession de trois étapes:

- 1) le choix de deux images de référence, supposées représenter le champs de pluie instantanée sur une aire géographique déterminée, à deux instants différents;
- 2) l'estimation du déplacement par comparaison des deux images de référence;
- 3) l'extrapolation de ce déplacement.

A ces trois étapes, on peut faire correspondre trois grandes catégories d'erreurs responsables de l'incertitude globale de prévision, liées:

- 1) à la mesure de la pluie,
- 2) à l'estimation du déplacement,
- 3) à l'extrapolation.

Dans la suite, nous examinerons plus en détail ces différentes sources d'erreurs de prévision.

I.4.1. Les erreurs liées à la mesure de la pluie

Les causes d'erreur de mesure de pluie par radar ont été analysées au paragraphe I.2. Leur importance par rapport à l'erreur de prévision globale varie en fonction:

- 1) de la position relative de la zone où l'on souhaite prévoir la pluie, par rapport au radar et aux vents dominants : si cette zone se situe en amont du radar par rapport aux vents dominants, les pixels utilisés pour la prévision seront en effet très souvent éloignés du radar (cf figure I.10); or, nous avons souligné l'influence de la distance sur un grand nombre de causes d'erreur de mesure;
- 2) de l'échéance de prévision, dont dépend également, à vitesse de déplacement égale, la distance au radar des pixels utilisés pour la prévision;
- 3) de divers paramètres météorologiques; par exemple, l'atténuation de l'onde radar par les précipitations dépend de l'intensité et de la taille des zones de pluie traversées; les risques de propagation anormale n'existent que pour certains types de profils thermique et d'humidité, etc...

En revanche, la part des erreurs de mesure dans l'erreur de prévision totale ne semble pas dépendre de la méthode de prévision utilisée.

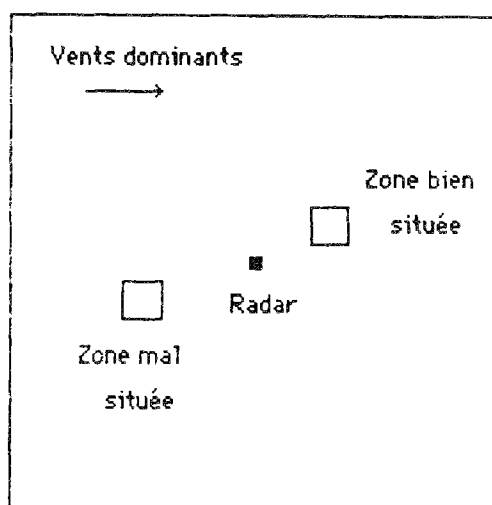


Figure I.10

Influence de la position relative de radar et de la zone où l'on souhaite prévoir la pluie sur les erreurs de prévision

I.4.2. Les erreurs d'estimation du déplacement

Des erreurs d'estimation du déplacement des zones de pluie peuvent être induites par:

- 1) des caractéristiques du champ de déplacement réel non prises en compte par la méthode utilisée: par exemple, les méthodes globales (cf. I.3.1) reposent sur l'hypothèse d'uniformité du champ de déplacement, hypothèse qui n'est pas toujours vérifiée dans la pratique; nous reviendrons longuement, dans la seconde partie, sur les caractéristiques de déplacement des principales structures météorologiques à l'échelle du radar;
- 2) l'intersection de certains échos avec les bords de l'image; selon CICCIONE et PIRCHER (1984), et EINFALT (1988), ce facteur pénalise davantage les méthodes à base de reconnaissance d'échos ('), même si son importance peut être atténuée par le choix d'un seuil de réflectivité adapté. (cf § I.3.4);
- 3) des changements importants de certaines caractéristiques des zones de précipitations perçues sur l'image radar, entre les dates $t_0 - \Delta t$ et t_0 , des images utilisées pour la prévision; ce facteur, qui semble pénaliser également tous les types de méthodes, dépend essentiellement de certaines caractéristiques de la situation météorologiques, comme nous le verrons dans la seconde partie.

I.4.3 Les erreurs d'extrapolation

Hormis quelques tentatives visant à combiner l'image radar avec des paramètres thermodynamiques statistiquement corrélés avec le type de convection (BERGWALL et al 1983), les méthodes de prévision automatiques reposent toutes sur l'hypothèse dite du *status quo*, justifiant l'extrapolation du mouvement des échos ainsi, parfois, que de leur évolution en taille ou en intensité. Il faudrait en effet, pour introduire réellement dans les prévisions la physique du phénomène, disposer de réseaux de mesure et de modèles physiques utilisables en temps réel, à des échelles spatiale et temporelle respectivement de quelques kilomètres carrés et de quelques minutes, conditions qui ne sont pas réalisées pour le moment.

(') En effet, certaines caractéristiques des zones de pluies présentes sur les bords de l'image (aire, centre de gravité, élongation...) sont susceptibles d'évolutions très rapides, qui peuvent perturber la procédure de couplage. Cependant, les méthodes globales peuvent également être leurrées, notamment dans le cas où une zone de pluie très étendue couvre l'ensemble de l'image.

En conséquence, il n'est pas tenu compte, par les méthodes actuellement disponibles, de la composante de l'évolution du champ de précipitations non prévisible par la seule considération de l'évolution antérieure, telle qu'elle est perçue par le radar. Ainsi, les phénomènes imprévisibles actuellement incluent par exemple la naissance de nouveaux échos, la brusque intensification ou dissipation d'échos existants, etc...

Selon EINFALT (1988), les erreurs dues à la croissance et à la décroissance des échos représentent environ 30 % de l'erreur globale. Cependant, il convient de remarquer, d'une part, que la classification des sources d'erreur correspondant à cette analyse ne recoupe pas exactement la nôtre; d'autre part, qu'il s'agit là d'un chiffre moyen, autour duquel la dispersion des valeurs risque d'être importante, du fait de la variabilité de ce type d'erreur d'une situation météorologique à l'autre (cf chapitre IV).

I.4.4. Conclusion

Les causes d'erreurs évoquées au paragraphe précédent ainsi que les méthodes de prévision concernées sont reprises de manière synthétique dans le tableau I.4.

Sources d'erreur	Méthodes de prévisions concernées	
erreurs de mesure	toutes	
erreurs de détermination du déplacement	non uniformité du champ de déplacement	méthodes globales
	échos au bord de l'image	surtout méthodes à base de reconnaissance d'échos
	changements rapides des caractéristiques des échos entre $t_0 - \Delta t$ et t_0 (t_0 = date de prévision)	toutes
évolution des échos	évolution rapide des caractéristiques des échos entre t_0 et $t_0 + \Delta t$	surtout méthodes automatiques
	naissance/disparition d'échos	toutes

Tableau I.4

Sources d'erreur de prévision de pluie par radar, et méthodes de prévision concernées
 (Δt : intervalle de temps entre les images utilisées pour la prévision
 Δt : échéance de la prévision)

Remarquons que la plupart des causes d'erreurs concernent toutes les méthodes de prévisions, bien que ce soit à des degrés divers. Cette observation semble cohérente avec le fait que la plupart auteurs ayant effectué des comparaisons entre plusieurs méthodes de prévisions (ELVANDER 1976, TSONIS et AUSTIN 1981), EINFALT 1988) n'ont pas mis en évidence des écarts très importants, *en moyenne sur un échantillon d'évènements*, entre les performances de méthodes pourtant très différentes dans leurs principes.

Avant d'aborder, dans la seconde partie, l'influence des facteurs météorologiques sur les performances des méthodes de précision, qui, nous le verrons, semble plus déterminante, il nous faut tout d'abord nous intéresser à la quantification de la qualité d'une prévision, ce que nous faisons dans le chapitre suivant.

CHAPITRE II

CRITERES DE QUALITE D'UNE PREVISION DE PLUIE PAR RADAR

Nous avons évoqué, au chapitre précédent, les différentes causes d'erreur de prévision par radar, en fonction de la méthode de prévision employée, et de la situation météorologique. En revanche, nous n'avons pas abordé jusqu'à présent le problème de la *quantification de la qualité d'une prévision*: nous ne sommes donc pas en mesure, pour le moment, d'effectuer un classement de plusieurs méthodes de prévision d'après leurs performances, ni de comparer des prévisions relatives à différents événements pluvieux.

En appelant P et R les valeurs prévue et réalisée d'une certaine grandeur (scalaire ou vectorielle), nous définirons un *critère de qualité* comme une application f qui, à tout couple (P,R), associe un nombre d'autant plus grand (ou plus petit) que la prévision correspondante est jugée satisfaisante, aux yeux d'un certain utilisateur.

Cette définition appelle deux remarques:

- 1) La notion de critère de qualité, telle que nous venons de la définir, s'apparente à celle d'*utilité*, en tant qu'elle permet d'exprimer des préférences entre plusieurs entités. On montre (MONTGOLFIER et BERTIER 1978) que si l'on est en mesure de définir un préordre total S sur un ensemble A (c'est-à-dire une relation réflexive et transitive définie entre tous les éléments de A), il existe toujours une fonction d'utilité U telle que:

$$\forall a, b \in A \quad U(a) \succ U(b) \Leftrightarrow a S b$$

Ce théorème est applicable en particulier au cas où A est l'ensemble des couples (prévision, réalisation): U est alors un critère de qualité parfaitement cohérent avec les préférences exprimées par S. Nous reviendrons ultérieurement sur cette analogie entre critère de qualité et utilité.

- 2) Le choix d'un critère de qualité reflète, par définition, les préoccupations d'un utilisateur. En d'autres termes, il doit être relié à l'utilisation qui est faite des prévisions. Très souvent, ce choix est considéré comme "allant de soi", et n'est que peu argumenté. Ce chapitre a pour buts de montrer qu'il s'agit pourtant là d'un problème important dans la pratique, et de proposer, pour le choix d'un critère de qualité une méthodologie rigoureuse qui sera mise en oeuvre dans le troisième chapitre.

Auparavant, nous examinerons les différents critères de qualité utilisés jusqu'à présent dans le domaine de la prévision de pluie par radar, en tâchant d'évaluer leur intérêt a priori en hydrologie urbaine.

II.1 Critères de qualité appliqués à la prévision de pluie par radar

D'une manière générale, la prévision de pluie à l'aide des images radar revient à calculer un ensemble de vecteurs vitesse de translation (V_1, \dots, V_n) , chaque vecteur V_i étant ensuite appliqué à l'une des n zones de pluie présentes sur l'image à la date t_0 de prévision (cf chapitre I). Cette information, utile en elle même pour certaines applications, est cependant le plus souvent utilisée pour calculer:

- une image prévue à un instant $t_1 > t_0$,
- un ensemble de hyétogrammes $[(I_{i1}, \dots, I_{ip})]_{i=1, n}$, où I_{ij} est l'intensité au pas de temps j sur la zone i , p le nombre de pas de temps, et n le nombre de hyétogrammes.

Les critères de qualité utilisés dans les études antérieures sur la prévision de pluie par radar peuvent se classer en trois catégories, selon qu'ils sont basés sur la comparaison entre les valeurs prévues et mesurées de l'une ou l'autre de ces quantités (vecteurs de déplacement, matrice de réflectivités, ensemble de hyétogrammes).

II.1.1 Critères basés sur l'erreur de détermination du déplacement

Ce premier type de critères présente surtout un intérêt dans le cas de l'utilisation des images radar pour la prévision de l'occurrence d'un phénomène en un point, par exemple des orages violents sur un aéroport. Ainsi, BARCLAY et WILK (1970) ont introduit les critères Δt et Δd , définis comme indiqué sur la figure II.1. Ceci revient à attacher une importance particulière à l'exactitude de la détermination de la trajectoire et de la vitesse des centres de gravité des zones de pluie.

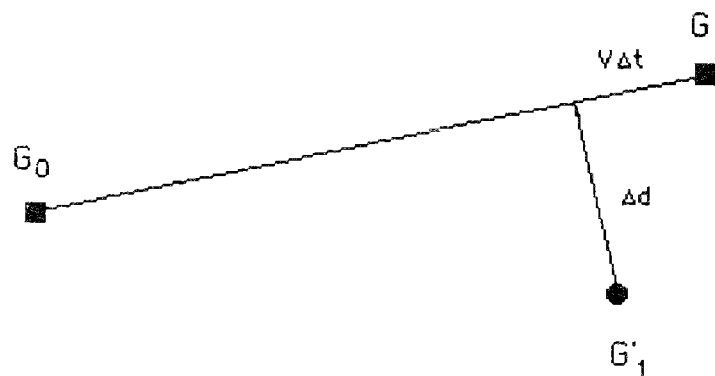


Figure II.1

Définitions de Δt et Δd
(D'après BARCLAY et WILK 1970)

LEGENDE

- V = vitesse observée du centre de gravité entre t_0 et t_1 ,
- G_0 = position observée du centre de gravité à t_0 ,
- G_1 = position observée du centre de gravité à t_1 ,
- G'_1 = position prévue du centre de gravité à t_1 .

AUSTIN ET BELLON (1974) ont également utilisé un critère d'évaluation similaire. Soient:

- $M(t)$ et $M(t+\Delta t)$ les deux images utilisées pour faire la prévision,
- $MP(t+n\Delta t)$ et $MO(t+n\Delta t)$ les images prévue et observée à $t+n\Delta t$.

Le vecteur de déplacement prévu VP entre $t+\Delta t$ et $t+n\Delta t$ est égal à $(n-1)$ fois le vecteur de déplacement donnant le coefficient de corrélation maximal entre $M(t)$ et $M(t+\Delta t)$.

Le vecteur de déplacement observé VO pendant cette période est celui rendant maximal le coefficient de corrélation entre $M(t+\Delta t)$ et $MO(t+n\Delta t)$. La qualité de la prévision peut être mesurée par le critère:

$$Q = \frac{||VO - VP||}{||VO||}$$

Notons que Q est encore égal à:

$$\frac{||VO/(n-1)\Delta T - VP/(n-1)\Delta T||}{||VO/(n-1)\Delta T||}$$

C'est donc également l'erreur relative sur la vitesse moyenne des zones de pluie pendant la durée de la prévision $[t+\Delta T, t+n\Delta T]$.

A titre indicatif, lors d'une étude réalisée sur 32 prévisions, à échéances de 30 à 120 mn, les deux auteurs cités ont trouvé pour cet indice une moyenne de 20,2% et un écart-type de 12,8%, les valeurs s'échelonnant entre 0% et 49%.

II.1.2 Critères basés sur l'erreur de détermination d'une carte de pluie

Ce second type de critères, basé sur la comparaison entre une image prévue et une image mesurée, a été très souvent utilisé. Il permet d'évaluer la façon dont, globalement, la carte de pluie sur une zone donnée a été prévue. A cette catégorie appartiennent le coefficient de corrélation entre les deux images (EINFALT 1988, AUSTIN et BELLON 1974), dont l'expression a été donnée au paragraphe I.3.1, ainsi que des indices construits à partir du tableau de contingence de la figure II.2.

		PREVU	
		$I > I_s$	$I < I_s$
O B	$I > I_s$	a	b
S	$I < I_s$	c	d

Figure II.2

Tableau de contingence pour l'évaluation de prévisions.

Dans ce tableau, a et b sont les nombres de pixels où l'intensité mesurée est supérieure à I_s , et l'intensité prévue supérieure (respectivement: inférieure) à ce seuil. Les significations de c et d se déduisent aisément.

A partir d'un tel tableau peuvent être calculés plusieurs indices possédant chacun un intérêt particulier:

- Les probabilités de non-détection (P_{ND}), de fausse alerte (P_{FA}), et d'erreur (P_E) (BLACKMER et al 1973) peuvent être estimées à l'aide des formules suivantes:

$$P_{ND} = \frac{b}{a+b}$$

$$P_{FA} = \frac{c}{c+d}$$

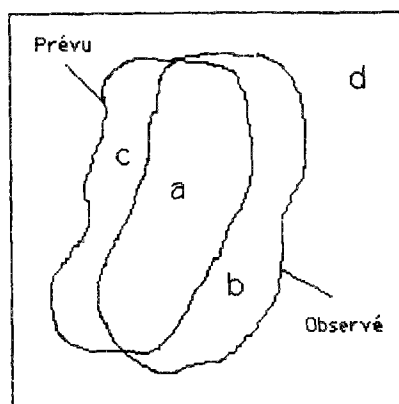
$$\begin{aligned}
 P_E &= [P_{ND} \cdot p(I \geq I_s)] + [P_{FA} \cdot p(I < I_s)] \\
 &= \frac{b}{a+b} \left[\frac{a+b}{a+b+c+d} \right] + \frac{c}{c+d} \left[\frac{c+d}{a+b+c+d} \right] \\
 &= \frac{b+c}{a+b+c+d}
 \end{aligned}$$

(Remarquons que le choix de ce dernier critère suppose que l'on admette de donner la même importance aux non-détections et aux fausses alertes).

- L'indice de réussite tronqué, appelé dans la littérature Anglo-Saxonne "critical success index" (CSI) est défini par:

$$CSI = \frac{a}{a+b+c}$$

Cet indice a notamment été utilisé par ELVANDER (1976), BELLON et AUSTIN (1978), CICCIONE et PIRCHER (1984), et CARPENTER et OWENS (1981). Il présente, dans le cas de la prévision radar, une interprétation simple: c'est le rapport de l'intersection des zones de pluie prévue et observée (au dessus d'un seuil I_S) à leur réunion (cf figure II.3).



$$CSI = a / (a+b+c)$$

Figure II.3

Interprétation géométrique de l'indice de réussite tronqué (CSI)

- Moins immédiatement interprétable est l'indice de Rousseau (IR), introduit initialement par ROUSSEAU (1980), et utilisé pour la première fois dans le domaine de la prévision radar par CICCIONE et PIRCHER (1984):

$$IR = \frac{4 ad - (b+c)^2}{(2a+b+c)(2d+b+c)}$$

Pour montrer l'intérêt de ce critère, il est utile de reprendre ici la représentation graphique utilisée par M. Rousseau (cf figure II.4). Soit N , N_1 et N_2 définis de la façon suivante:

$$\begin{aligned} N &= a + b + c + d \\ N_1 &= a + b \\ N_2 &= c + d \end{aligned}$$

Sur le schéma de la figure II.4, une prévision est représentée par un point d'abscisse a/N et d'ordonnée d/N . L'ensemble des prévisions pour une fréquence donnée du phénomène (N_1 et N_2 fixés) est donc inclus dans le rectangle (OQPR). Le point P représente la prévision parfaite. On montre aisément que les prévisions au hasard se situent sur la droite (QR), tandis que les prévisions non biaisées (c'est-à-dire respectant la fréquence du phénomène, donc telles que $a+b = a+c$) se situent sur la parallèle à la première bissectrice passant par P (cf ROUSSEAU 1980 pour les démonstrations de ces résultats). La prévision au hasard non biaisée, appelée "prévision climatologique", est représentée par le point C.

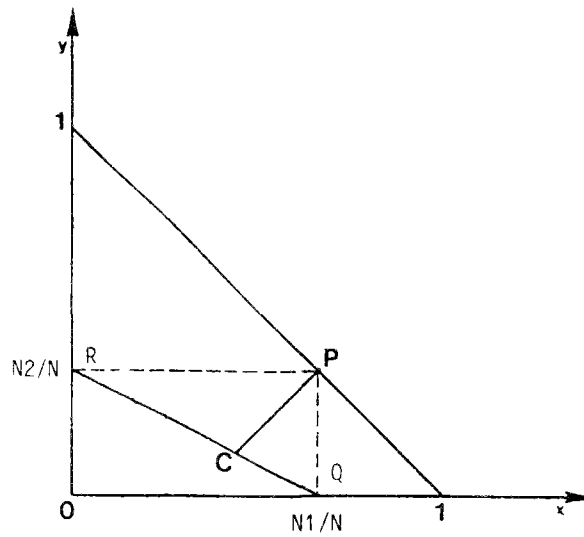


Figure II.4

Mode de représentation des prévisions introduit par ROUSSEAU (1980)

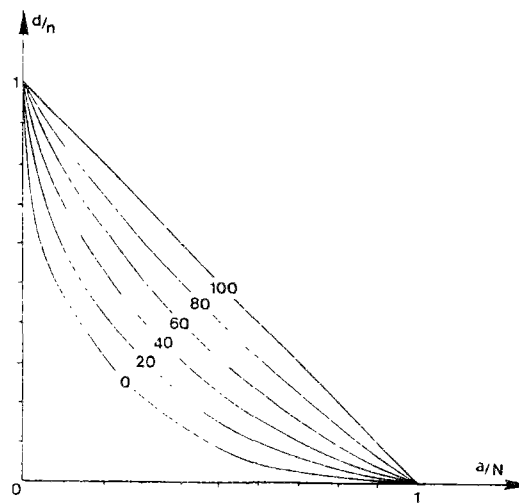
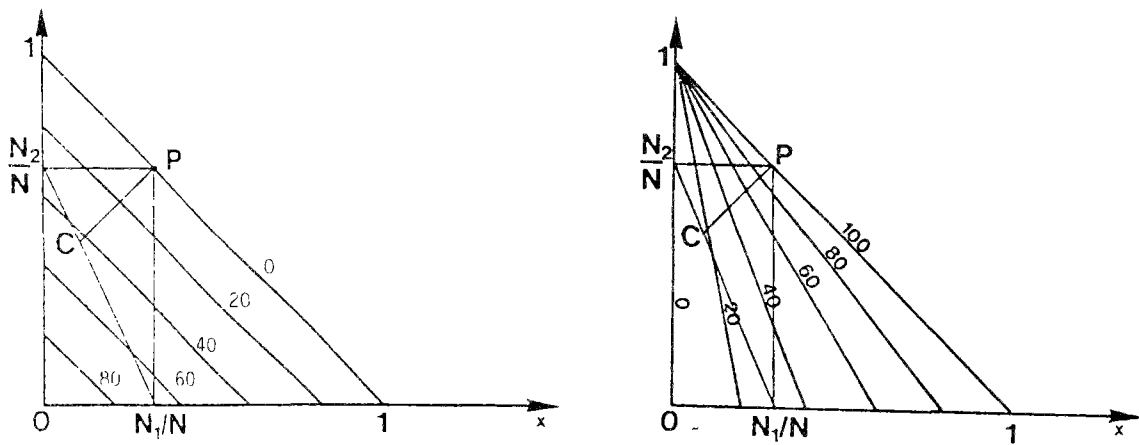


Figure II.5

Lignes d'égalité des valeurs des critères P_E (haut, gauche), CSI (haut, droite) et IR (bas), pour différentes fréquences du phénomène (d'après ROUSSEAU 1980)

Les graphiques de la figure II.5 représentent les lignes d'égales valeurs de P_E , CSI et RI, respectivement. On constate que, lorsque la fréquence du phénomène est très éloignée de 1/2, c'est-à-dire ici lorsque le pourcentage de pixels d'intensité supérieure ou égale à I_S est très élevé ou très faible, la prévision climatologique, et plus encore la prévision systématique du phénomène le plus probable (pluie ou non-pluie) se voient attribuer une valeur de P_E très faible, sans que cela corresponde à une "habileté" particulière. En conséquence, cet indice manquera de sensibilité pour la comparaison de différentes méthodes dans ce type de situation. D'autre part, lors de la comparaison de résultats de prévisions relatives à différents événements, les prévisions correspondant à des situations avec une couverture pluvieuse très grande, ou très petite, seront favorisés, sans que cela ait un rapport avec l'efficacité de la prévision.

Comme on le voit sur la figure II.5, cet inconvénient est limité dans le cas de l'indice de réussite tronqué (CSI), mais n'est toutefois pas totalement supprimé: le score de la prévision climatologique selon cet indice est encore fonction de la fréquence du phénomène.

En revanche, l'indice de Rousseau attribue à la prévision climatologique la note 0, quelque soit la fréquence f du phénomène, c'est-à-dire ici quelque soit le pourcentage de pixels pluvieux sur l'image. Il en résulte une plus grande sensibilité (toutes les valeurs entre 0 et 1 sont possibles quelque soit f), et une absence de biais lors de la comparaison de résultats relatifs à des événements différents.

Néanmoins, les critères évoqués jusqu'à présent ne tiennent pas compte de la magnitude des écarts entre les intensités prévues et mesurées, information qui présente a priori un intérêt en hydrologie. C'est pourquoi EINFALT (1988) a introduit trois critères de principes très différents, définis de la façon suivante:

- A l'intérieur d'une fenêtre de 200 km de côté ayant pour centre le radar, on sélectionne les pixels de l'image mesurée à l'instant t_1 de vérification, tels que la moyenne des intensités sur ces pixels et les 8 voisins soit au moins égale à 1 mm/h. Soit n le nombre de pixels vérifiant cette condition.
- Pour chaque pixel i , on calcule la différence dH_i entre les intensités moyennes prévue et mesurée sur la zone comprenant le pixel i et ses 8 voisins.
- La qualité de la prévision sur les n pixels est ensuite évaluée par trois critères:

$$dHS_+ = 1/n_+ \cdot \sum_{i=1}^{i=n_+} dH_i$$

$$dHS_- = 1/n_- \cdot \sum_{i=1}^{i=n_-} dH_i$$

$$dHS = (n_+ \cdot dHS_+ + n_- \cdot dHS_-) / (n_+ + n_-)$$

, n_+ (respectivement n_-) étant le nombre de pixels où $dh_i > 0$ (respectivement ≤ 0).

Ces critères de qualité sont bien basés sur la comparaison des intensités mesurées et prévues sur les points où l'intensité mesurée est suffisante pour donner lieu à ruissellement: ils répondent donc, d'une certaine façon, à une préoccupation hydrologique. Il y manque néanmoins les notions de hyétogramme ou de lame d'eau, qui apparaissent dans les critères que nous allons maintenant présenter.

II.1.3 Critères basés sur la comparaison de hyétogrammes prévus et mesurés

Cette troisième catégorie de critères nous intéresse plus particulièrement, car elle a été utilisée en relation avec des applications hydrologiques, notamment par HUFF et al (1980), CARPENTER et OWENS (1981), TSONIS et AUSTIN (1981), DAMANT et al (1983), et BELLON et AUSTIN (1984).

Soient n surfaces, le plus souvent des bassins versants, où l'on cherche à prévoir des hyétogrammes pendant un intervalle de temps I :

$$I = [t_0 + DA, t_0 + DA + DL],$$

avec t_0 = date à laquelle est effectuée la prévision,
 DA = durée d'anticipation,
 DL = durée de prévision.

On suppose que la caractéristique qu'il importe le plus de prévoir pour ces hyétogrammes est la hauteur d'eau pendant I . Soient $(HP_i)_{i=1,n}$ et $(HR_i)_{i=1,n}$ les valeurs prévue et mesurée (par radar ou pluviographes) de cette grandeur.

La qualité globale de la prévision est alors estimée à l'aide de l'un des critères suivants:

$$DH = 1/n \cdot \sum_{i=1}^{i=n} |HR_i - HP_i|$$

$$DHR = 1/n \cdot \sum_{i=1}^{i=n} \frac{|HR_i - HP_i|}{HR_i}$$

On trouve aussi parfois le critère DHR' suivant:

$$DHR' = \frac{1/n \cdot \sum_{i=1}^{i=n} |HR_i - HP_i|}{1/n \cdot \sum_{i=1}^{i=n} HR_i}$$

Nous avons reporté dans le tableau II.1 les valeurs moyennes de DHR citées par divers auteurs, pour différentes valeurs de DA et DL. Remarquons que les résultats sont difficilement comparables d'une étude à l'autre, car ils dépendent de facteurs très variables tels que:

- les caractéristiques des données utilisées (résolution spatiale et temporelle, échelle de réflectivité...),
- la taille de la surface sur laquelle est calculée la lame d'eau,
- le mode de détermination de la lame d'eau mesurée de référence,
- surtout, les caractéristiques des situations météorologiques étudiées, qui ne sont pas toujours spécifiées (cf seconde partie).

Ainsi, DAMANT et al (1983) et BELLON et AUSTIN (1984), qui ont travaillé sur les données du même radar de l'Université McGill à Montreal, obtiennent des résultats voisins pour une durée de prévision de 1 heure, et des durées d'anticipation de 1 et 2 heures. En revanche, on observe une nette disparité entre les valeurs données par HUFF et al (1980), et celles avancées par TSONIS et AUSTIN (1981) et BELLON et AUSTIN (1984), pour la prévision de lame d'eau pendant l'heure ou les deux heures suivant la date de prévision. Cependant, les valeurs données par M. Huff sont très différentes une fois éliminés les cas où HP est inférieur à 5mm (HUFF et al, 1980).

II.1.4 Conclusions et commentaires

Cette brève synthèse bibliographique montre que diverses approches, de principes très différents, ont été appliquées au problème de l'évaluation des prévisions de pluie par radar. Chaque critère de qualité utilisé correspond en fait à un certain type de comparaison entre les valeurs prévues et mesurées de grandeurs supposées jouer un rôle privilégié dans le cadre d'une utilisation donnée des prévisions.

En particulier, pour les applications hydrologiques, on s'est intéressé à la moyenne des erreurs relatives sur les lames d'eau prévues sur un ensemble de zones (bassins versants). Cette approche, qui paraît naturelle, repose néanmoins sur un certain nombre d'hypothèses qui n'ont, à notre connaissance, jamais été systématiquement vérifiées.

Enonçons ces hypothèses:

- 1) La répartition temporelle de la pluie dans l'intervalle de temps $[t_0+DA, t_0+DA+DL]$, pendant lequel on effectue la comparaison, n'est pas un facteur important. On peut donc se contenter de considérer la lame d'eau pendant cette période, et non le hyétogramme complet, ou d'autres caractéristiques, comme par exemple l'erreur sur le début ou la fin de la période la plus intense de la pluie, etc...

Auteurs	Méthode de prévision	Type de précipit.	Résolution spatiale (km2)	Taille de la zone (km2)	Référence	DL (h)	DA (h)	DHR (%)
DAMANT et al (1983)	corrélation croisée	?	4.8 x 7.5	4.8 x 7.5	1 pluvio	1	1	77
					radar	1	2	95
CARPENTER/OWENS (1981)	corrélation croisée semi-automatique	stratiformes	20 x 20	20 x 20	3 pluvios	1	1	75
						1	2	75
						1	1	45
						1	2	45
TSONIS/AUSTIN (1981)	corrélation croisée	?	?	?	?	1	0	40
						2	0	90
HUFF et al (1980)	semi-automatique	convectives	?	492	pluvios	1	0	55
				1948		2	0	286
						1	0	96
						2	0	272
BELLON/AUSTIN (1984)	corrélation croisée	?	1 x 1	1	1 pluvio	1	0	60
				600	10 pluvios	2	0	66
						1	0	50
				1	1 pluvio	2	0	58
				600	10 pluvios	1	1	88
					1	2	99	
					1	1	78	
					1	2	90	

Tableau II.1

Erreurs relatives sur la lame d'eau prévue pendant [t+DA, t+DA+DL], rapportées dans différentes études

- 2) Une surestimation de lame d'eau est équivalente à une sous-estimation, ce qui permet de prendre la valeur absolue de l'écart entre les lames d'eau mesurée et prévue.
- 3) La moyenne est un paramètre qui caractérise bien la distribution des erreurs sur l'ensemble des zones considérées, du point de vue des conséquences de la prévision pour l'application envisagée. (Il se pourrait au contraire que, par exemple, une erreur de lame d'eau dépassant un certain seuil sur l'une des zones soit particulièrement pénalisante pour l'ensemble de la prévision, ce qui ne serait pas pris en compte par la moyenne.)

D'autre part, même en supposant vérifiées ces trois hypothèses, la connaissance des valeurs prises par les critères de qualité "hydrologiques" est de peu d'intérêt si elle n'est pas complétée par une connaissance, même approximative, de la qualité des prévisions effectivement requise pour l'application envisagée.

Or, ce dernier point n'a semble-t-il jamais été abordé en hydrologie urbaine:

"The question of whether these forecasts are of sufficient accuracy to be useful in assisting a wastewater system remains to be discussed (...). It is hoped that potential users will be able to evaluate the impact on their system of forecast errors of the magnitude presented above." (BELLON et AUSTIN 1984).

Nous réfléchissons, dans la troisième partie de ce chapitre, aux moyens de répondre à ces différentes questions dans le cadre d'une application donnée. Mais il nous faut tout d'abord déterminer si les différents critères de qualité cités précédemment sont ou non équivalents, c'est-à-dire:

- s'ils conduisent à classer de la même façon un même ensemble de prévisions, et
- s'ils sont susceptibles, lors d'une comparaison entre les performances de plusieurs méthodes de prévision, de fournir des résultats significativement différents.

II.2 Comparaison de quelques critères de qualité

II.2.1 Données utilisées et définition des critères

Nous avons utilisé les données du radar de Trappes (longueur d'onde 5,23 cm) décrites dans DENOEUX (1986), dont nous rappelons ici les principales caractéristiques:

- résolution spatiale = 1,6 km x 1,6 km
- fréquence d'acquisition = 1 image toutes les 15 mn
- 16 niveaux de réflectivité (échelle Météotel, cf tableau I.1).

Cent quarante neuf périodes de trente minutes ont été sélectionnées selon le critère suivant:

"Existence, dans un rayon de cent kilomètres autour du radar, de 10 pixels au moins où la lame d'eau mesurée pendant les trente minutes soit supérieure ou égale à 1 mm".

Les lames d'eau mesurées ont été calculées à l'aide des seules données radar par la relation de Marshall-Palmer, en tenant compte de l'advection (cf § I.2). Bien que les évaluations des résultats de prévision par différents critères de qualité ne nous intéressent, dans ce paragraphe, que relativement les unes aux autres, et non dans l'absolu, il n'est pas inutile de signaler ici le biais que nous introduisons en prenant pour référence la mesure radar: ce faisant, nous ne tenons pas compte de la plus grande partie des erreurs de mesure qui, comme nous l'avons vu au paragraphe I.4, entrent dans la composition de l'erreur de prévision globale. De plus, la prise en compte de l'advection pour déterminer la lame d'eau mesurée, si elle améliore l'estimation, introduit probablement un biais supplémentaire, le calcul de l'advection (par recherche du coefficient de corrélation croisée maximum) s'apparentant à une prévision. Ces remarques sont valables pour l'ensemble de cette étude.

Deux méthodes de prévision ont été utilisées: la méthode du coefficient de corrélation croisée, calculé sur l'image entière (cf § I.3.1) et la méthode SCOUT (cf § I.3.4). Les deux grandes classes de méthodes automatiques (globale et à base de reconnaissance d'échos) sont ainsi représentées.

Deux critères dans chacune des trois catégories évoquées au paragraphe précédent ont été retenus. Il s'agit:

- des erreurs absolue (DV) et relative (DVR) sur le vecteur vitesse de déplacement calculé sur toute l'image (cf §II.1.1):

$$DV = ||\mathbf{VO} - \mathbf{VP}||$$

$$DVR = \frac{||\mathbf{VO} - \mathbf{VP}||}{||\mathbf{VO}||} \quad (\text{si } ||\mathbf{VO}|| \text{ non nul}),$$

avec \mathbf{VP} = vecteur de déplacement prévu à t_0 ,

\mathbf{VO} = vecteur de déplacement estimé entre t_0 et t_0+30mn ;

- des indices de réussite tronqué (CSI), et de Rousseau (IR), calculés entre l'image prévue à t_0+30mn et l'image mesurée correspondante, dans le carré inscrit dans le cercle de rayon $R=100$ km centré sur le radar (cf §II.1.2);

- des erreurs moyennes absolue (DH) et relative (DHR) sur les lames d'eau prévues sur 10 pixels choisis au hasard parmi les pixels où la lame d'eau mesurée est supérieure à 1 mm (cf §II.1.3):

$$DH = 1/10 \sum_{i=1}^{i=10} |HR_i - HP_i|$$

$$DHR = 1/10 \sum_{i=1}^{i=10} \frac{|HR_i - HP_i|}{HR_i} ,$$

où HR_i et HP_i sont les hauteurs d'eau mesurée et prévue sur le pixel i .

Notons que DV et DVR n'ont de sens que dans le cas où la prévision fournit un vecteur de déplacement unique. Nous n'avons donc appliqué ces critères qu'aux résultats de la méthode globale.

II.2.2 Concordance entre les critères

Nous considérons comme parfaitement "équivalents", ou "concordants", deux critères X et Y conduisant à ordonner un ensemble de prévisions de la même façon, c'est-à-dire satisfaisant à l'une des conditions suivantes:

$$\forall i, j \quad X_i \leq X_j \Rightarrow Y_i \leq Y_j$$

$$\text{ou } \forall i, j \quad X_i \leq X_j \Rightarrow Y_i > Y_j ,$$

en notant X_k et Y_k les valeurs de X et Y pour une prévision k .

Cette propriété sera étudiée intrinsèquement dans ce paragraphe. Nous comparerons les différents critères définis ci-dessus, appliqués à des prévisions effectuées par la méthode globale. Par la suite, nous examinerons quelques conséquences pratiques des faits mis en évidence, pour la classification d'un ensemble de prévisions, et pour la comparaison de plusieurs méthodes de prévision.

Remarquons tout d'abord qu'il est indifférent que la relation entre X et Y soit ou non linéaire. Pour mesurer le degré d'"équivalence", ou de "concordance", nous n'utiliserons donc pas le coefficient de corrélation classique, mais un coefficient de corrélation de rang: le coefficient de Spearman, défini, rappelons le, de la façon suivante (en supposant X et Y continus):

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{i=n} (R_i - R_m)(S_i - S_m)}{\sqrt{\text{VarR} \cdot \text{VarS}}} ,$$

où R_i (resp. S_i) = rang de X_i (resp. Y_i) dans la suite (X_1, \dots, X_n) (resp. (Y_1, \dots, Y_n)),

$$R_m = 1/n \cdot \sum_{i=1}^{i=n} R_i, \quad S_m = 1/n \cdot \sum_{i=1}^{i=n} S_i,$$

$$\text{Var}R = \sum_{i=1}^{i=n} (R_i - R_m)^2, \quad \text{Var}S = \sum_{i=1}^{i=n} (S_i - S_m)^2$$

Rappelons les principales propriétés de ce coefficient:

- 1) $-1 \leq r \leq 1$
- 2) $r(X, Y) = r(Y, X)$
 $r(X, -Y) = -r(X, Y)$
- 3) si X et Y sont indépendants, $r(X, Y) = 0$.
- 4) si $r=1$ (resp. -1), alors il existe une fonction f croissante (resp. décroissante) telle que $Y=f(X)$.
- 5) r ne change pas (resp. change de signe) si l'on pose $X'=f(X)$ et $Y'=g(X)$, f et g étant monotones de même sens (resp. de sens contraires).
- 6) sous l'hypothèse H_0 : X et Y sont indépendants, pour $n > 10$, la variable

$$t = r \sqrt{\frac{n-2}{1-r^2}}$$

suit une loi de Student à $n-2$ degrés de liberté.

De la propriété 6, il découle que l'hypothèse d'indépendance entre X et Y pourra être rejetée avec un seuil $\epsilon=0.05$ si:

$$r \sqrt{\frac{n-2}{1-r^2}} > 1,97$$

$$\Leftrightarrow r > \frac{1,97}{\sqrt{n-2+(1,97)^2}} \approx 0,17$$

Les coefficients de Spearman entre les différents critères de qualités étudiés sont reportés dans le tableau II.2 ci-dessous. Afin de faciliter la comparaison, les signes de CSI et IR ont été changés, de façon à ce que tous les critères soient fonctions décroissantes de la qualité de la prévision.

Afin de compléter ces résultats par d'autres plus intuitifs, nous avons également indiqué dans le tableau II.3 les pourcentages, parmi les $n(n-1)/2$ paires de prévisions, de paires $\{i, j\}$ telles que:

$$(X_i - X_j)(Y_i - Y_j) < 0$$

	-CSI	-IR	DH	DHR	DV	DVR
-CSI	1,00	<u>0,83</u>	<u>0,21</u>	<u>0,44</u>	-0,09	0,00
-IR		1,00	<u>0,11</u>	<u>0,31</u>	-0,11	-0,08
DH			1,00	<u>0,79</u>	0,09	0,16
DHR				1,00	0,08	0,14
DV					1,00	<u>0,86</u>
DVR						1,00

Tableau II.2

*Coefficients de Spearman entre les différents critères étudiés.
(les valeurs permettant de rejeter l'hypothèse d'indépendance
avec un seuil $\alpha=0.05$ ont été soulignées)*

	-CSI	-IR	DH	DHR	DV	DVR
-CSI	0	13	42	34	59	51
-IR		0	47	39	56	54
DH			0	20	52	45
DHR				0	55	46
DV					0	25
DVR						0

Tableau II.3

Pourcentages de paires de prévisions classées différemment pour chaque couple de critères étudiés.

On constate l'existence d'une nette concordance entre les critères à l'intérieur de chaque catégorie ($r=0,8$), et une concordance moins marquée, mais néanmoins significative, entre les critères des catégories 1 et 2 (sauf entre DH et IR). En revanche, l'hypothèse d'indépendance ne peut être rejetée entre DV et DVR d'une part, et tous les autres critères d'autre part.

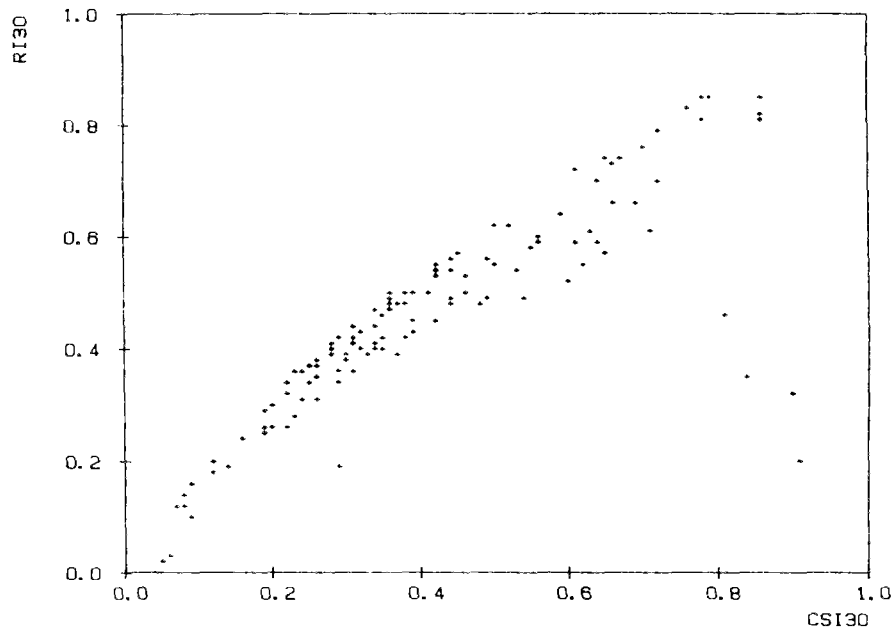
Ces résultats se trouvent confirmés par l'examen du tableau II.3: on voit que le pourcentage de prévisions classées différemment par deux critères de la même catégorie n'excède pas 25%, tandis qu'il est de l'ordre de 35 à 40% entre les critères des catégories 1 et 2, et de l'ordre de 50% entre ceux de la troisième catégorie et tous les autres.

Nous avons également représenté graphiquement, sur les figures II.6 à II.11, certaines comparaisons entre critères. On retrouve encore une fois la dépendance entre critères de même catégorie, et l'indépendance de DV et DVR avec les autres critères.

La figure II.7 permet en outre de préciser la nature de la dépendance entre CSI et DHR; on constate que, lorsque CSI est plus grand que 0.4, le critère DHR est presque sûrement inférieur à 50%, tandis qu'il prend des valeurs quelconques dans le cas contraire.

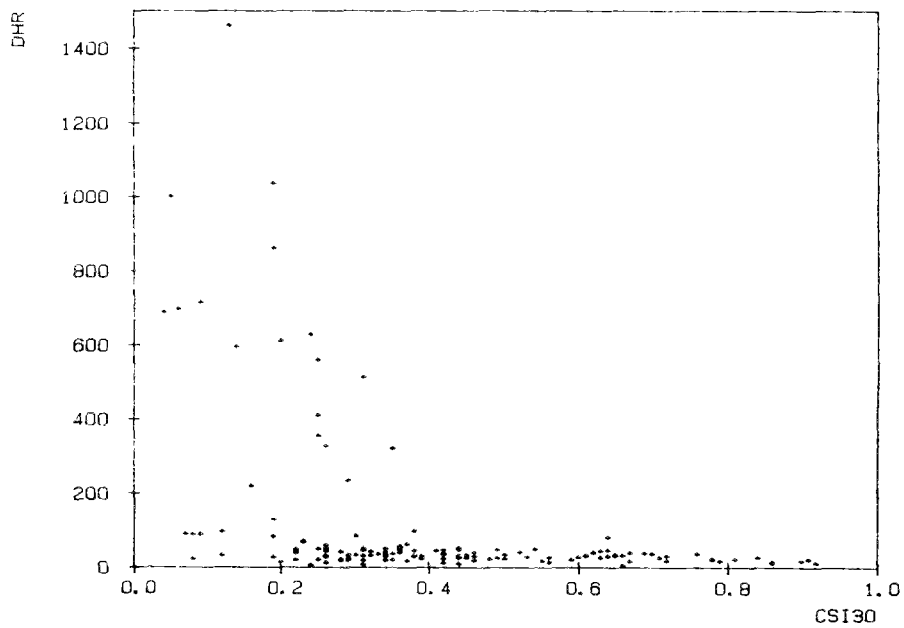
Nous avons donc montré que les divers critères de qualité utilisés dans les études sur la prévision radar conduisent à ordonner un même ensemble de prévisions de manières très différentes. Nous allons maintenant mesurer l'importance de ce fait dans la pratique, en ce qui concerne la classification d'un ensemble de prévisions, et la comparaison des performances de différentes méthodes.

CSI30 VS RI30

Figure II.6

Comparaison entre les critères CSI et IR

CSI30 VS DHR

Figure II.7

Comparaison entre les critères CSI et DHR

CSI30 VS DV

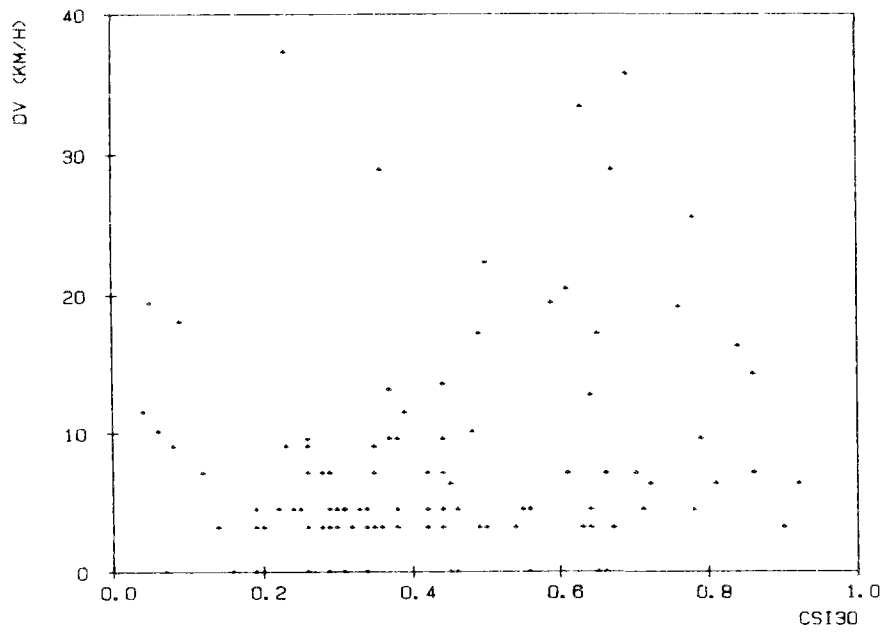


Figure II.8

Comparaison entre les critères CSI et DV

DHR VS DH

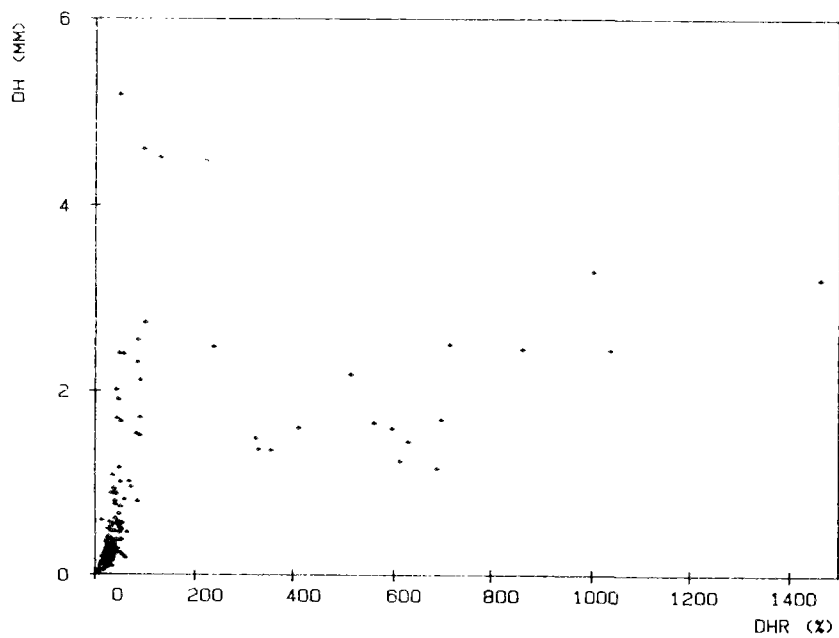


Figure II.9

Comparaison entre les critères DHR et DH

DHR VS DVR

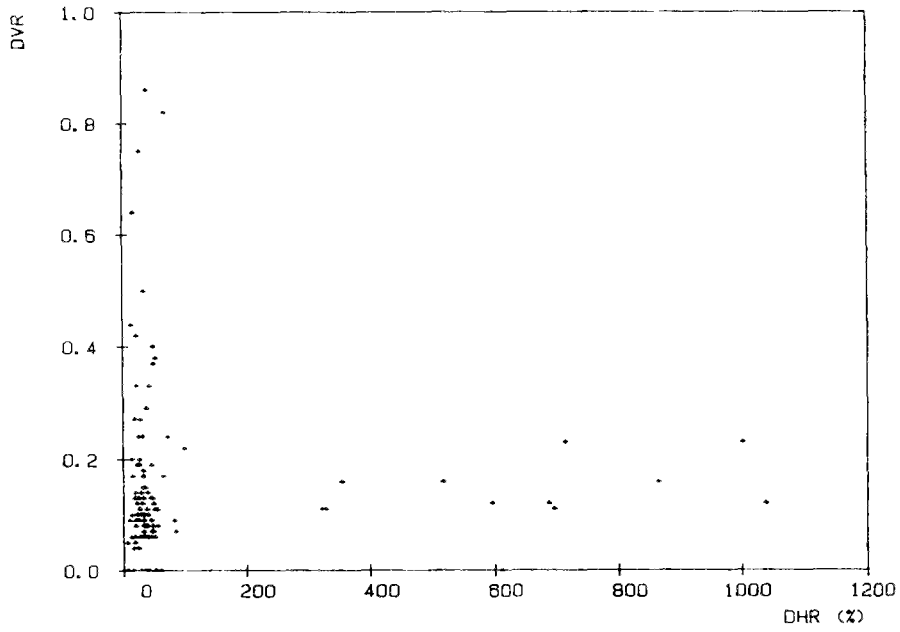


Figure II.10

Comparaison entre les critères DHR et DVR

DVR VS DV

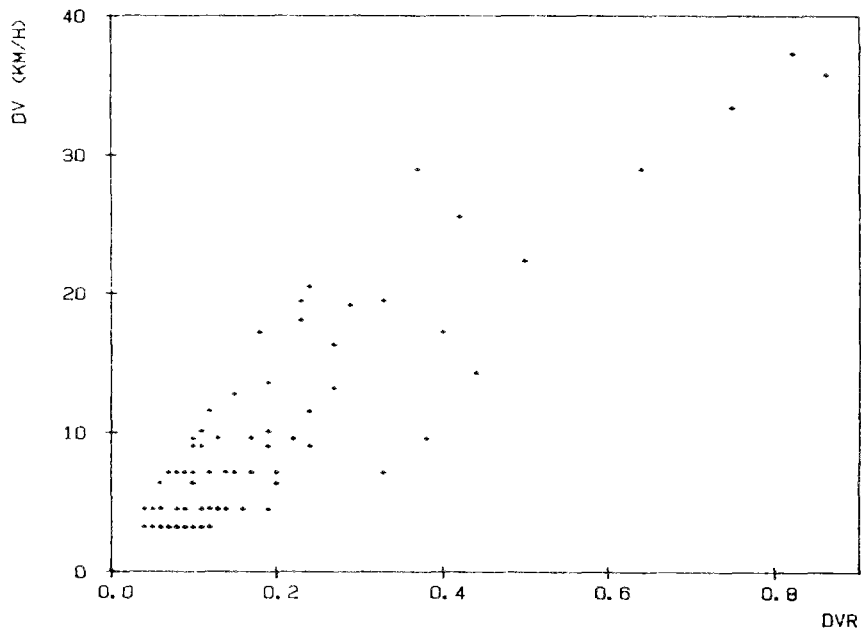


Figure II.11

Comparaison entre les critères DVR et DV

II.2.3 Influence du choix d'un critère de qualité sur la classification d'un ensemble de prévisions

Pour certaines applications, il peut être utile de classer un ensemble P de prévisions en "bonnes" et "mauvaises", à l'aide d'un critère de qualité Q (cf chapitre VI). Cela peut se faire en choisissant un seuil s_x , et en posant:

$$\begin{aligned} P_1 &= \{ p \in P / Q(p) \leq s_x \} \\ P_2 &= P \setminus P_1 \end{aligned}$$

, s_x étant choisi de manière à ce que:

$$\frac{\text{card } P_1}{\text{card } P} = x$$

Pour tout critère Q' parfaitement concordant avec Q, et x fixé, la partition correspondante de P en P_1 et P_2 est identique. Si Q' n'est pas parfaitement concordant avec Q, la partition (P'_1, P'_2) obtenue sera en général différente de (P_1, P_2), et le pourcentage de prévisions classées différemment par les deux critères sera égal à:

$$t = 100 \cdot \frac{\text{card } (P_1 \cap P'_2) + \text{card } (P_2 \cap P'_1)}{\text{card } P}$$

Nous avons porté dans le tableau II.4 les valeurs de t obtenues pour différents couples de critères, et différents choix de x (25%, 50% et 75%).

	x = 25%	x = 50%	x = 75%
CSI/IR	10,6	9,9	9,9
-DH/-DHR	11,4	14,1	17,4
-DV/-DVR	9,7	28,4	22,4
IR/-DHR	23,0	41,7	33,1
IR/-DVR	34,3	45,5	37,3
-DHR/-DVR	32,1	49,6	36,6

Tableau II.4

Pourcentages de prévisions classées différemment, pour différents couples de critères et différentes valeurs de x (les signes de DH, DHR, DV et DVR ont été changés afin qu'aux plus petites valeurs de chaque critère correspondent les plus mauvaises prévisions)

On constate que les classifications obtenues à l'aide d'indices de catégories différentes (IR et DHR, IR et DVR, DHR et DVR) sont très nettement distinctes, le pourcentage d'observations classées différemment variant entre 23% (IR/-DHR, x=25%) et 49.6% (-DHR/-DVR, x=50%).

Lorsque les deux critères appartiennent à la même catégorie, ce pourcentage est plus faible, mais il atteint tout de même 28.4% pour le couple DV/DVR, avec un seuil $\alpha=50\%$.

II.2.4 Influence du choix d'un critère de qualité sur la comparaison des performances de deux méthodes de prévision

Différents auteurs se sont employés à comparer, selon un ou plusieurs critères, les performances de plusieurs méthodes de prévision. Le premier, ELVANDER (1976) a comparé une méthode globale, et deux méthodes à base de reconnaissance d'échos, en faisant la moyenne, pour un grand nombre de prévisions, de l'indice de réussite tronqué (CSI). Les résultats obtenus l'ont conduit à conclure à la supériorité de la méthode globale. Utilisant IR à la place de CSI, CICCIONE et PIRCHER (1984) sont plus tard parvenus à la même conclusion (il s'agissait cependant d'une méthode de reconnaissance d'échos extrêmement peu sophistiquée).

CARPENTER et OWENS (1981) se sont également servis de la moyenne du CSI pour démontrer la supériorité d'une méthode semi-automatique sur une méthode entièrement automatique, tandis que TSONIS et AUSTIN (1981) ont montré l'inefficacité d'une extrapolation linéaire de la croissance et de la décroissance des échos, en utilisant la moyenne et l'écart-type de DHR.

Plus récemment, EINFALT (1988) a comparé la méthode globale avec différentes versions de SCOUT, à l'aide de plusieurs critères (CSI, IR, corrélation croisée, dHS).

Il n'entre pas dans notre propos de discuter des avantages ni des inconvénients des différentes méthodes de prévision (cette question a été abordée sommairement dans le premier chapitre), mais seulement d'étudier, sur des exemples, la sensibilité du résultat final d'une comparaison, en fonction du critère de qualité choisi. Pour cela, nous avons reporté, dans le tableau II.5 ci dessous, les moyennes et écarts-types, sur les 149 prévisions évoquées aux paragraphes précédents, de CSI, IR, DH et DHR, pour la méthode du coefficient de corrélation croisée (CROS) et SCOUT.

	CROS		SCOUT	
	moyenne	écart-type	moyenne	écart-type
CSI	<u>0,42</u>	0,20	0,41	0,18
IR	<u>0,47</u>	0,16	0,44	0,15
DH (mm)	0,81	0,98	<u>0,71</u>	0,87
DHR (%)	108,4	221,2	<u>52,4</u>	26,2

Tableau II.5

*Performances de CROS et SCOUT selon différents critères
(les moyennes correspondant aux meilleures performances
ont été soulignées)*

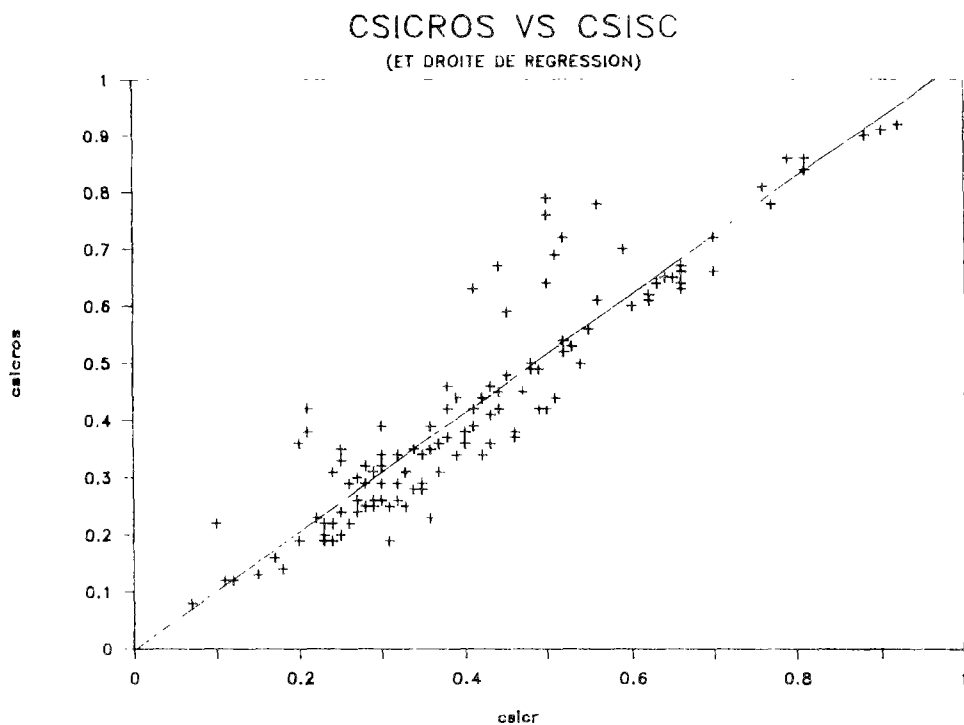


Figure II.12

Performances de CROS (ordonnées) en fonction de celles de SCOUT (abscisses) selon le critère CSI, et droite de régression ($r^2=0.85$)

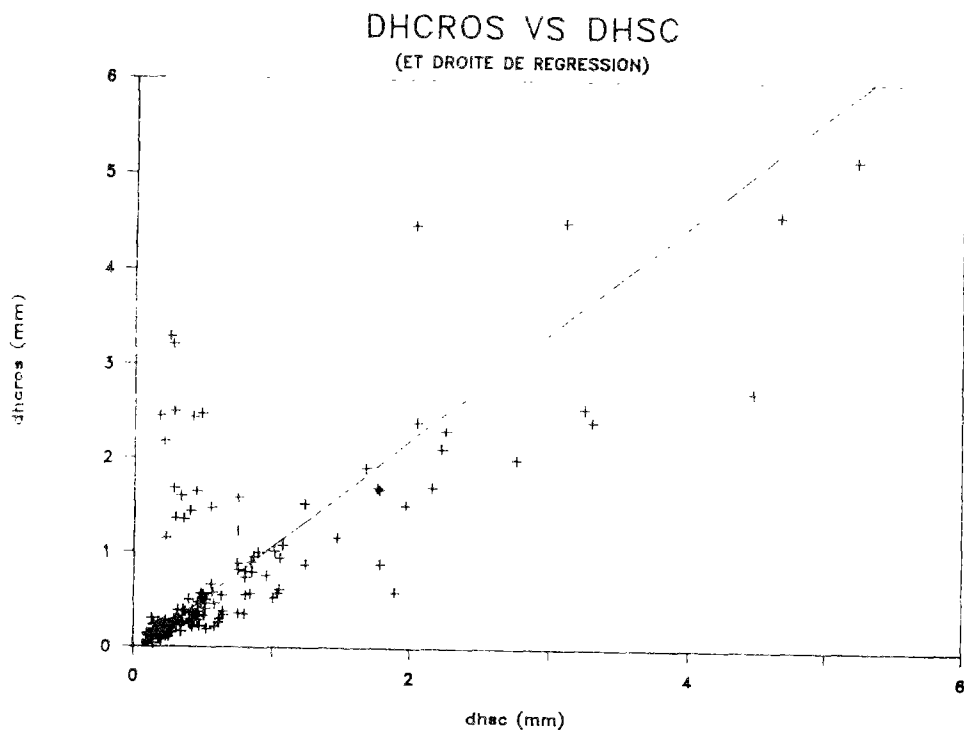


Figure II.13

Performances de CROS (ordonnées) en fonction de celles de SCOUT (abscisses) selon le critère DH, et droite de régression ($r^2 = 0.91$)

Au vu de ces résultats, il faut conclure à la supériorité de CROS d'après les critères CSI et IR, alors que SCOUT s'avère être plus performant que CROS selon les critères DH et DHR. Ces conclusions se trouvent confirmées à l'examen des figures II.12 et II.13, où ont été reportées les différentes valeurs de CSI d'une part, DH d'autre part, pour les deux méthodes de prévision.

II.2.5 Conclusion

Les résultats présentés dans les paragraphes II.2.2, II.2.3 et II.2.4 montrent clairement l'importance du choix d'un critère de qualité d'une prévision en général, et en particulier de la prévision de pluie par radar. En effet, ce choix peut influencer de manière déterminante sur la classification d'un ensemble de prévisions en fonction de leur qualité, et sur la comparaison des performances de plusieurs méthodes de prévision. Il convient donc de s'assurer, avant d'utiliser un critère de qualité, que celui-ci représente bien les préférences de l'utilisateur des prévisions. Ce problème est étudié au paragraphe suivant.

II.3 Pertinence d'un critère de qualité relativement à une utilisation donnée des prévisions

II.3.1 Introduction

Nous avons déjà souligné le fait qu'un critère de qualité est supposé représenter les préférences d'un utilisateur. Dans la pratique, il est cependant très souvent difficile de s'assurer de l'existence d'une véritable cohérence entre un critère donné et des préférences qui ne sont pas clairement explicitées. Lorsque l'utilisateur possède une longue expérience de l'utilisation des prévisions, DER MEGREDITCHIAN et al (1979a) ont montré qu'il était possible de construire, par analyse discriminante, un critère objectif, combinaison linéaire d'indices de proximité classiques, modélisant l'estimation subjective de la qualité des prévisions obtenue en interrogeant directement le ou les utilisateurs. Cette démarche a ainsi pu être appliquée avec succès à l'évaluation des prévisions numériques du champ de pression au niveau de la mer, qui sont quotidiennement interprétées par les prévisionnistes de la Météorologie Nationale.

En revanche, lorsque l'utilisateur n'est pas encore familiarisé avec l'utilisation des prévisions, ou lorsque celles-ci ne sont que des étapes intermédiaires dans une suite de calculs, (conditions toutes deux réunies dans le cas de la prévision de pluie pour la gestion d'un réseau d'assainissement), il semble illusoire de chercher à obtenir directement une appréciation visuelle cohérente de la qualité de la prévision. Néanmoins, il est des cas où un modèle décisionnel permet, sous certaines conditions, de relier une action à une prévision. On peut alors chercher à confronter des préférences entre prévisions à des préférences, plus faciles à expliciter, entre les résultats des actions correspondant aux prévisions. Cette démarche ouvre la voie à une méthodologie d'évaluation de la pertinence d'un critère de qualité pour une application donnée, que nous allons maintenant tenter de formaliser.

II.3.2 Formulation générale du problème

L'objectif de ce paragraphe est la définition d'une méthodologie de vérification de la cohérence entre:

- d'une part, des préférences entre prévisions, exprimées au travers d'un critère de qualité Q ,
- d'autre part, des préférences entre les conséquences résultant d'actions déterminées, au moins partiellement, par ces prévisions.

Nous ferons pour cela deux hypothèses:

Hypothèse 1:

Il existe une fonction de décision f_d qui, à une prévision p et à n autres facteurs $(x_i)_{i=1,n}$, associe une action a parmi l'ensemble A des actions possibles:

$$\begin{aligned} f_d : P \times X_1 \times \dots \times X_n &\longrightarrow A \\ (p, x_1, \dots, x_n) &\longrightarrow a \end{aligned}$$

(dans ce paragraphe, les ensembles seront notés en majuscules, et leurs éléments en minuscules)

Remarquons que le mécanisme de cette prise de décision est tout à fait indifférent: il peut s'agir de l'intervention d'un acteur humain, d'une procédure d'optimisation en avenir certain ou incertain, d'un système expert, etc...

Toute action a engendre d'autre part des conséquences, qui dépendent, outre de cette action, de la réalisation r de la grandeur à prévoir, et de m autres facteurs notés $(y_i)_{i=1,m}$. Soient $(k_i)_{i=1,q}$ les q conséquences d'une action a , et f_c définie de la façon suivante:

$$\begin{aligned} f_c : A \times R \times Y_1 \times \dots \times Y_m &\longrightarrow K_1 \times \dots \times K_q \\ (a, r, y_1, \dots, y_m) &\longrightarrow (k_1, \dots, k_q) \end{aligned}$$

A ce stade intervient la seconde hypothèse:

Hypothèse 2:

Il existe une personne, physique ou morale, désignée sous le nom d'"utilisateur", qui est en mesure d'exprimer des préférences entre deux quelconques ensembles de conséquences $(k_i)_{i=1,q}$ et $(k'_i)_{i=1,q}$.

Ceci revient à considérer que l'utilisateur est capable de choisir a posteriori entre deux actions effectuées dans les mêmes circonstances, au vu de leurs conséquences (').

Il est dans ce cas possible d'associer au préordre total ainsi défini une fonction d'utilité f_u (²):

$$\begin{aligned} f_u: K_1 \times \dots \times K_q &\longrightarrow R \\ (k_1, \dots, k_q) &\longrightarrow u \end{aligned}$$

Les différentes notations introduites dans ce paragraphes sont reprises sur la figure II.14.

(¹) Cette hypothèse est loin d'être toujours vérifiée: ainsi, certaines méthodes multicritères (cf MONTGOLFIER et BERTIER 1978) prennent en compte non pas deux, mais quatre situations de préférence entre deux ensembles de conséquences ξ_1 et ξ_2 , selon que le décideur:

- préfère ξ_1 à ξ_2 ,
- préfère ξ_2 à ξ_1 ,
- est indifférent à ξ_1 et ξ_2 ,
- ne sait pas s'il préfère ξ_1 ou ξ_2

(²) Notons que l'existence d'une fonction d'utilité résulte de l'hypothèse 2. En revanche, cette fonction peut être très difficile, voire pratiquement impossible, à expliciter, sauf au prix d'une simplification considérable du problème.

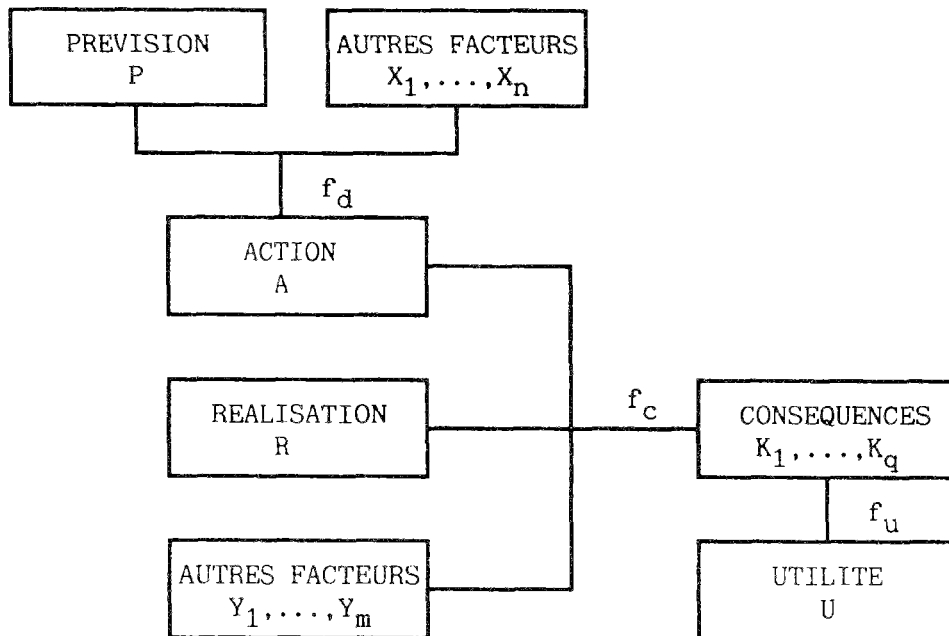


Figure II.14

Représentation schématique du formalisme introduit dans ce paragraphe.

Considérons maintenant deux prévisions p_1 et p_2 correspondant à la même réalisation r . En supposant constants les $(x_i)_{i=1,n}$ et $(y_i)_{i=1,m}$ des variables $(X_i)_{i=1,n}$ et $(Y_i)_{i=1,m}$, il est possible de définir *objectivement* un ordre de préférence entre (r, p_1) et (r, p_2) :

$$(r, p_1) \succ (r, p_2) \quad \Leftrightarrow$$

$$g(p_1, x_1, \dots, x_n, r, y_1, \dots, y_m) \succ g(p_2, x_1, \dots, x_n, r, y_1, \dots, y_m)$$

Dans une situation donnée, la connaissance de la fonction g nous fournit donc un critère de qualité "idéal", puisque l'utilité est supposée mesurer parfaitement les préférences de l'utilisateur des prévisions. Nous disposons donc là d'une référence à laquelle pourra être comparé un critère quelconque. On pourra par exemple, pour un certain nombre de situations caractérisées par des valeurs données des $(x_i)_{i=1,n}$ et des $(y_i)_{i=1,m}$, générer aléatoirement un grand nombre de prévisions. Pour une situation donnée, la proximité d'un critère quelconque avec la fonction g pourra être évaluée (par exemple à l'aide du coefficient de corrélation, ou par toute autre méthode), et cette opération pourra être répétée pour toutes les situations étudiées.

II.3.3 Application au cas de la gestion en temps réel d'un réseau d'assainissement

Le formalisme introduit au paragraphe précédent peut, sous certaines conditions, s'appliquer au cas de la prévision de pluie pour la gestion en temps réel d'un réseau d'assainissement.

La grandeur que l'on cherche à prévoir est alors un ensemble de hyétogrammes:

$$[(I_{i1}, \dots, I_{ip})]_{i=1, k}$$

avec I_{ij} = intensité de la pluie au pas de temps j sur la zone i ,
 p = nombre de pas de temps,
 k = nombre de bassins versants.

L'ensemble des actions possibles est constitué par des consignes de gestion des ouvrages (pompes, vannes, ...), à différents pas de temps.

Les facteurs, autres que la prévision, influant sur le choix de a sont, par exemple:

- la pluie passée,
- les débits connus dans les collecteurs,
- les niveaux connus dans les bassins de retenue,
- l'état de fonctionnement connu des ouvrages de contrôle,...

Le résultat de la gestion se traduit par un certain nombre de conséquences qui sont des volumes d'eau débordés, une baisse de qualité des eaux du milieu récepteur, etc... Ces conséquences résultent bien entendu, outre de la pluie réelle et de la stratégie de gestion adoptée, d'autres facteurs, comme le fonctionnement effectif des ouvrages et des capteurs pendant l'évènement.

La méthodologie suggérée précédemment sera applicable si:

- l'on dispose de modèles permettant de simuler le ruissellement, l'écoulement dans les collecteurs, et la prise de décision (ce qui suppose que celle-ci soit effectuée automatiquement ou, dans le cas d'un fonctionnement en mode semi-automatique, que l'on ne tienne pas compte des modifications éventuelles apportées par un opérateur humain aux consignes proposées par le système);
- le gestionnaire du réseau est en mesure d'exprimer des préférences entre deux quelconques ensembles de conséquences.

Cette seconde condition sera par exemple au moins en partie vérifiée lorsque la décision résultera d'une procédure d'optimisation. La fonction objectif, qui aura nécessairement été définie, si elle tient compte de tous les critères d'une bonne gestion (volume d'eau débordé, pollution rejetée dans le milieu récepteur, etc), pourra être considérée comme une estimation, au signe près, de la fonction d'utilité f_u évoquée précédemment.

Dans le chapitre suivant, la mise en oeuvre de cette approche pour un petit nombre de situations (mais un grand nombre de prévisions) va nous permettre de mieux comprendre ce qui caractérise une "bonne" prévision de pluie dans le cadre de la gestion en temps réel d'un grand réseau d'assainissement tel que celui de Seine-Saint-Denis. Nous pourrons alors évaluer l'intérêt des critères hydrologiques classiques (cf § II.I.3), et proposer une méthode d'évaluation réellement adaptée à ce type d'application.

CHAPITRE III

DEFINITION D'UN CRITERE DE QUALITE DE LA PREVISION DE PLUIE
EN RELATION AVEC L'OBJECTIF DE GESTION EN TEMPS REEL
DU RESEAU D'ASSAINISSEMENT DE SEINE-SAINT-DENIS

Comme nous l'avons montré au chapitre II, les critères utilisés jusqu'à présent pour juger de la qualité des prévisions de pluie par radar en vue d'une application hydrologique particulière, ont toujours été choisis a priori, sans que l'on puisse être sûr de leur pertinence pour l'application envisagée. En particulier, les gestionnaires de réseaux d'assainissement (à Chicago et Montreal notamment) n'ont semble-t-il pas encore été en mesure de définir objectivement leurs besoins réels en matière de prévision de pluie.

Or, nous avons également démontré que le choix d'un critère de qualité n'est pas sans importance, puisque les différents critères usuels conduisent à ordonner un même ensemble de prévisions de façons très différentes, ce qui n'est pas sans influence sur les résultats d'une classification de prévisions selon un critère, ou d'une comparaison des performances de plusieurs méthodes de prévision.

C'est pourquoi nous nous sommes attachés à dégager une méthodologie générale de vérification de la pertinence d'un critère de qualité, lorsque les prévisions sont utilisées à des fins décisionnelles, l'utilisateur étant en mesure d'exprimer a posteriori des préférences entre les résultats de différentes actions.

Dans ce chapitre, cette méthodologie est appliquée au cas de la gestion en temps réel du réseau d'assainissement de la Morée en Seine-Saint-Denis. A l'aide de versions légèrement simplifiées de l'ensemble des logiciels (transformation pluie-débit, écoulement, optimisation) qui constituent le Système d'Aide à la Conduite opérationnel en Seine-Saint-Denis, les conséquences de différentes stratégies de gestion correspondant à différentes prévisions sont simulées. Le critère de qualité de la prévision classiquement utilisé en hydrologie est ensuite comparé aux coûts d'application des stratégies, tels qu'ils ont été définis dans le programme d'optimisation. Suite aux résultats de cette comparaison, un nouveau critère de qualité est finalement proposé.

III.1 Description du réseau étudié et des modes de gestion

III.1.1 Le réseau

Le réseau étudié est la partie centrale du réseau d'assainissement pluvial du bassin de la Vieille-Mer, située au Nord du département de Seine-Saint-Denis (figure III.1), et actuellement gérée en temps réel de façon opérationnelle. Cette partie du réseau reçoit les eaux pluviales de quatre bassins versants globaux, dont certains sont équipés de bassins de retenue non gérés en temps réel. Nous avons résumé, dans le tableau III.1 ci-dessous, les principales caractéristiques de ces bassins, en ne considérant que leurs parties non contrôlées.

	Superficie (ha)	Coefficient d'imperméabilisation	Temps de concentration (mn)
Morée Amont	1438	0,43	150
Garonor	98	0,56	20
Bourget	537	0,45	60
Croult	6253	0,13	100

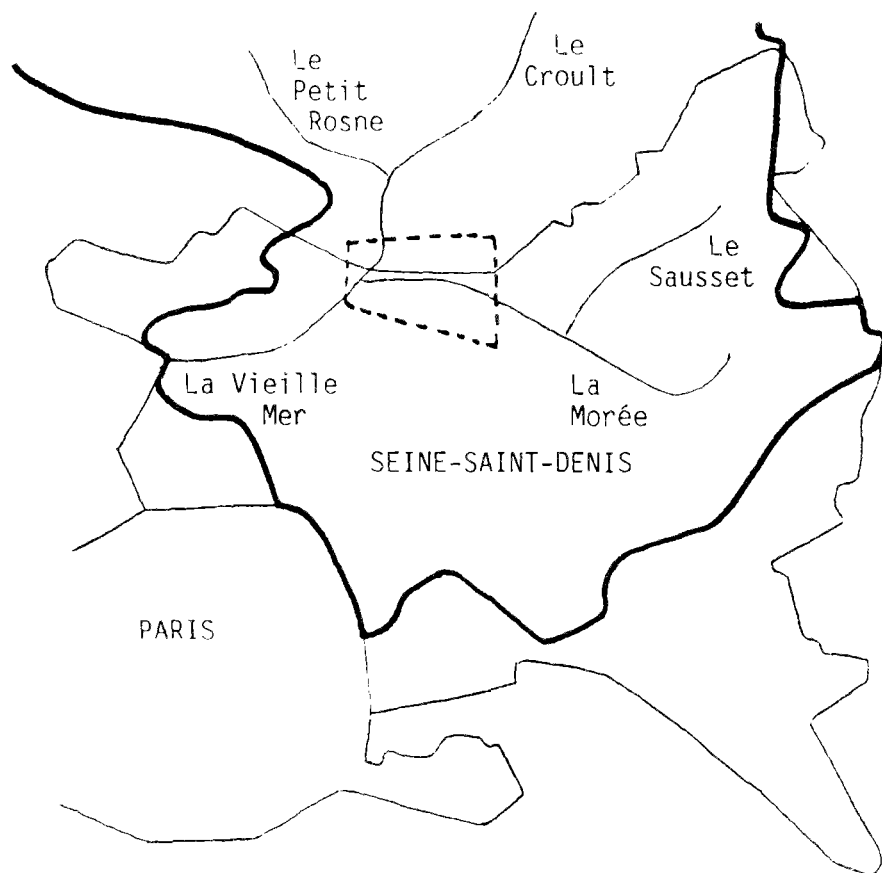
Tableau III.1

*Caractéristiques des bassins versants globaux
(ne sont considérées que les parties non contrôlées)*

On constate que le bassin versant du Croult, situé dans le Val d'Oise, se distingue des trois autres par son caractère encore largement rural (faible coefficient d'imperméabilisation), et sa plus grande superficie.

Les points de débordements importants se situent juste après les points d'entrée dans le réseau principal des apports en provenance de Garonor, du Bourget et du Croult.

Les ouvrages télépilotés (dans la version actuellement opérationnelle du Logiciel d'Aide à la Conduite) sont les bassins de retenue de Blanc-Mesnil et de Pont-Yblon.

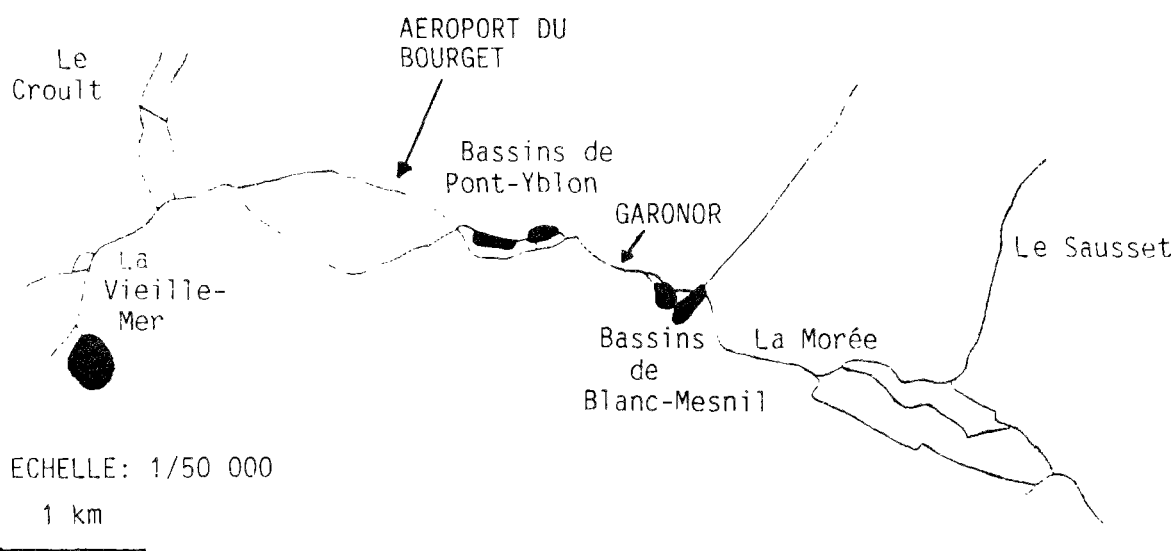


ECHELLE APPROXIMATIVE:
1/200 000e

2 km

LEGENDE:

- en gras: limites du bassin versant
- en pointillés: zone étudiée



ECHELLE: 1/50 000

1 km

Figure III.1

Situation du bassin de la Vieille-Mer dans le département de Seine-Saint-Denis (en haut), et position des ouvrages de contrôle par rapport aux principaux bassins versants (en bas)

Le bassin de Blanc-Mesnil, d'une capacité de 95 000 m³, est en fait constitué de deux bassins, séparés par une route. Leurs ouvrages de contrôle comprennent (FREROT 1987, JACQUET 1986):

- une vanne automatisée réglable par micro-ordinateur, et une vanne manuelle de sectionnement, commandant le passage des eaux de temps sec dans la Morée, (A)
- un seuil déversant automatisé réglable par micro-ordinateur, permettant de vidanger plus vite les bassins,
- un déversoir de sécurité, calé à 41,50 m.

Le bassin de Pont-Yblon est également constitué de deux bassins:

- un bassin sec, situé à l'amont, d'une capacité de 15 000 m³,
- un bassin en eau, dont la cote du plan d'eau est fixée en temps normal à 36,8 m. Dans les cas où le bassin sec et les bassins de Blanc-Mesnil, saturés, ne suffisent plus à écrêter les crues, il est prévu d'amener la cote du plan d'eau à 38,5 m, ce qui permet un stockage supplémentaire de 50 000 m³. Néanmoins, on n'effectue cette opération qu'en dernier recours, afin de préserver la qualité des eaux permanentes.

Les ouvrages d'accès et de vidange des bassins de Pont-Yblon, gérés par micro-ordinateurs, comprennent (JACQUET 1983, FREROT 1987) une vanne plate réglant le transit dans la Morée (A), et des siphons permettant:

- le remplissage du bassin sec (B)
- la vidange du bassin sec (C)
- le remplissage du bassin en eau (D)
- la vidange du bassin en eau (E).

III.1.2 La gestion locale

En l'absence des consignes données depuis le Central, les ouvrages de contrôle des bassins de Blanc-Mesnil et de Pont-Yblon sont gérés automatiquement mais localement, c'est-à-dire uniquement en fonction de paramètres mesurés au droit de ces bassins (hauteurs de plans d'eau, débits d'entrée).

La stratégie de gestion locale des bassins de Blanc-Mesnil a été décrite par FREROT (1987). Depuis, quelques modifications y ont été apportées. Soit H la hauteur du plan d'eau, Q_v le débit maximal de vidange, et Q_e le débit d'entrée:

- 1) Si $H < 41,85$ m, alors $Q_v = 12$ m³/s (soit 3 m³/s de moins que la capacité maximale, de façon à tenir compte des apports locaux).
- 2) Dès que $H = 41,85$ m, le déversoir de sécurité se met à fonctionner.

La gestion locale des bassins de Pont-Yblon se fait de la façon suivante:

- La vanne A laisse une ouverture correspondant à un débit maximal de $8 \text{ m}^3/\text{s}$.
- Si le débit en amont de la vanne est supérieur à cette valeur, le siphon B s'amorce, et régule le plan d'eau dans la Morée à $38,5 \text{ m}$, ce qui a pour effet de remplir le bassin sec.
- Lorsque la cote dans le bassin sec atteint $38,6 \text{ m}$, le siphon D se met en marche, et le bassin en eau se remplit alors.
- Les siphons C et E assurent la vidange des deux bassins, soit lorsqu'ils sont pleins (cote régulée à $38,80 \text{ m}$), soit lorsque le débit amont devient inférieur à $4,5 \text{ m}^3/\text{s}$.

Cette gestion locale des ouvrages ne permet pas d'éviter des débordements importants. De plus, dans le cas de Pont-Yblon, elle conduit à une fréquence d'utilisation du bassin en eau plus élevée que nécessaire. On a donc cherché à développer une méthode de gestion permettant de tenir compte en temps réel des apports dans le réseau et de la répartition spatiale de la pluie, de façon à minimiser une fonction de coût reflétant les préoccupations des gestionnaires du réseau. Ce mode de gestion est décrit dans le paragraphe suivant.

III.1.3 La gestion optimisée

La fonction de décision f_d évoquée au § II.3.2 consiste donc ici en une procédure d'optimisation. Nous nous contenterons d'évoquer les données du problème (variables d'état et de contrôle, principales contraintes, fonction objectif), en insistant sur les simplifications par rapport au problème réel. Pour une description de la méthode de résolution, le lecteur est invité à se reporter à la thèse de M. Frérot (FREROT 1987).

Par commodité, les notations utilisées par A. Frérot seront reprises (cf. figure III.2). Notamment, Δt étant le pas de temps de gestion, et $T = N\Delta t$ la durée pendant laquelle on fait la gestion, nous notons pour toute fonction $f(t)$:

$$f(k\Delta t) = f_k \quad , \quad \forall k \in \{1, \dots, N\},$$

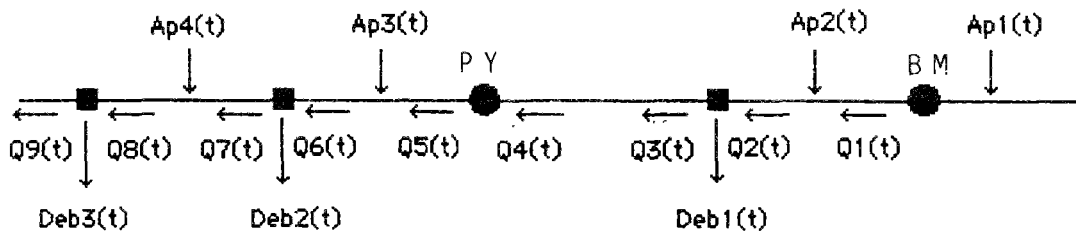


Figure III.2

Les données du problème d'optimisation

LEGENDE:

- Bassin de retenue (BM: Blanc-Mesnil PY: Pont-Yblon)
- Point de débordement
- $Q_i(t)$ Débit régulé ou transité en fonction du temps
- $V_i(t)$ Volume stocké en fonction du temps dans le bassin i
- $Deb_i(t)$ Débit débordé au point de débordement i , en fonction du temps
- $Ap_i(t)$ Hydrogrammes d'entrée dans le réseau, en fonction du temps

Variables de contrôle et d'état

Les variables de contrôle sont les débits $Q_{1,k}$ et $Q_{5,k}$ lâchés à chaque pas de temps k , à la sortie des bassins de retenue de Blanc-Mesnil et Pont-Yblon.

Les variables d'état sont les volumes $V_{1,k}$ et $V_{2,k}$ stockés dans ces bassins, pour $k=1, \dots, N$, et les paramètres caractérisant l'état hydraulique du réseau:

- $Q_i(t)$, pour $i \in \{2,3,4,6,7,8,9\}$ et $t \in [0, T]$,
- $Q_{debmax_i}(t)$ (débit possible avant débordement au point sensible i), pour $i \in \{1,2,3\}$ et $t \in [0, T]$,
- $Deb_i(t)$, pour $i \in \{1,2,3\}$ et $t \in [0, T]$.

Les contraintes

Les contraintes de l'optimisation sont de deux types. Il existe, d'une part, des contraintes "physiques" qui sont imposées par les lois de l'hydraulique (capacités des collecteurs, débits de vidange maximaux) ou les principes de fonctionnement des ouvrages (siphons), et que nous ne détaillerons pas ici.

Plus fondamentales pour comprendre le fonctionnement du système sont les contraintes imposées par les gestionnaires du réseau pour tenir compte de préoccupations considérées comme primordiales. Elles sont principalement au nombre de trois :

Contrainte 1:

$$Q_{1,k} > Q_{1\min} > 0$$

Cette contrainte traduit le fait que l'on ne souhaite pas descendre au-dessous d'un débit de fuite $Q_{1\min}$ pour la vanne de sortie du bassin de Blanc-Mesnil, ceci afin de limiter les risques de blocage.

Contrainte 2:

$$V_{1,k} \leq f(Ap_{1,k})$$

Dans cette inégalité $f(Ap_{1,k})$ représente en fonction du débit d'apport, le volume d'eau dans le bassin de Blanc-Mesnil à partir duquel des inondations peuvent apparaître à l'amont (Aulnay), par le phénomène d'influence aval. La contrainte 2 reflète donc la préoccupation prioritaire des gestionnaires du réseau de ne pas inonder les zones très urbanisées situés à l'amont de Blanc-Mesnil.

Contrainte 3:

$$Q_{4,k} \leq g(V_{2,k-1})$$

Cette contrainte est analogue à la précédente. Elle consiste à limiter les apports dans le bassin de Pont-Yblon à une certaine valeur maximale dépendant du volume stocké dans ce bassin, de façon à éviter toute influence aval, qui provoquerait des débordements au point sensible n° 1.

La fonction objectif

La fonction objectif qui a été choisie traduit les objectifs de la gestion en temps réel du réseau, c'est-à-dire :

- limiter les débordements,
- protéger la qualité du bassin en eau de Pont-Yblon,
- minimiser les risques, en s'éloignant le moins possible des consignes de repli.

Elle s'exprime de la façon suivante (formule III.1):

$$\begin{aligned}
 C = & \sum_{i=1}^{i=3} \alpha_i \int_0^T \text{Deb}_i^2(t) dt && \text{(limitation des débordements)} \\
 & + \alpha_4 \sum_{k=1}^{k=N} [\text{sup}(V_{2,k} - 15000)]^2 && \text{(qualité)} \\
 & + \beta_1 \sum_{k=1}^{k=N} (Q_{1,k} - Q_{1\text{repli}})^2 && \\
 & + \beta_2 \sum_{k=1}^{k=N} (Q_{5,k} - Q_{5\text{repli}})^2 && \text{(sécurité)}
 \end{aligned}$$

Une stratégie de gestion conduisant, en supposant la prévision exacte, à un coût C sera donc préférée à une autre stratégie de coût C' si C est inférieur à C' . La fonction de coût n'est donc autre, au signe près, que la fonction d'utilité du gestionnaire du réseau, notée f_u au § II.3.2.

La forme de cette fonction, ainsi que les coefficients $(\alpha_i)_{i=1,4}$ et $(\beta_i)_{i=1,2}$ ont été choisis à l'issue d'une réflexion menée en commun par les responsables chargés de la gestion automatisée en Seine-Saint-Denis, et les réalisateurs du système. Notons que les coefficients β_1 et β_2 ont, dans un premier temps, reçu des valeurs assez élevées, ce qui a pour effet de restreindre la liberté de manoeuvre du système. Cette mesure prudente pourra être remise en question ultérieurement, lorsque le comportement du système aura été éprouvé dans de nombreuses situations. Il faudra donc, dans ce chapitre, s'intéresser principalement à la *démarche* suivie, qui devra être reproduite, même dans le stricte cadre de la Seine-Saint-Denis, chaque fois que des modifications importantes seront apportées à la fonction de coût.

Note sur le modèle d'écoulement utilisé

Le programme d'optimisation, destiné à une utilisation en temps réel, comprend un modèle d'écoulement linéaire simplifié, de type onde cinématique. Ce modèle ne tient pas compte du phénomène d'influence aval qui, nous l'avons vu, est de toute façon introduit dans l'optimisation sous forme de contraintes. En revanche, dans la version opérationnelle du Système d'Aide à la Conduite, les stratégies générées sont simulées à l'aide d'un modèle plus complet.

Dans l'étude de sensibilité que nous allons maintenant présenter, où nous nous intéressons plus à des ordres de grandeur qu'à des valeurs précises, nous avons quant à nous supposé que le modèle simplifié représentait les phénomènes avec une précision suffisante, et nous l'avons donc utilisé à la fois pour l'optimisation, et pour la simulation.

III.2 Etude de l'influence de différents types d'erreurs de prévision sur le coût des stratégies optimisées

Dans ce paragraphe, nous tenterons de déterminer si l'erreur relative moyenne DHR sur les lames d'eau, critère traditionnellement utilisé pour évaluer la qualité des prévisions de pluie en hydrologie, est "pertinent" en ce qui concerne l'application étudiée, c'est-à-dire s'il est suffisamment bien corrélé avec la fonction d'utilité de l'utilisateur. Pour cela, un grand nombre de prévisions, relatives à quatre situations différentes, seront simulées. Nous réaliserons ainsi, en quelque sorte, une étude de sensibilité du coût d'application des stratégies optimisées, au critère de qualité de la prévision de pluie DHR.

III.2.1 Exposé de la méthode

Le principe de la méthode utilisée est illustré par l'organigramme de la figure III.3. Supposons que l'on dispose de hyétogrammes mesurés sur les quatre bassins versants globaux, et plaçons nous à une date t_0 de prévision située avant ou pendant l'épisode pluvieux. Un module hydrologique, constitué de modèles de transformation pluie-débit adaptés à chacun des quatre bassins versants, permet de calculer:

- à partir des hyétogrammes mesurés avant t_0 , et des hyétogrammes prévus après t_0 (la variable p du § II.3.2), des hydrogrammes prévus d'entrée dans le réseau, pour la période $[t_0, t_0+6h]$;
- à partir des hyétogrammes mesurés avant et après t_0 (variable r du § II.3.2), des hydrogrammes "mesurés" (en fait, calculés d'après la pluie mesurée) pour la même période.

Les hydrogrammes prévus servent ensuite d'entrées au module d'optimisation, qui calcule, pour la période $[t_0, t_0+6h]$, une "stratégie", c'est-à-dire une suite de lâchures par pas de temps de 15 minutes pour chacun des deux bassins de retenue (l'action a du §II.3.2):

$$(Q_{1,k})_{k=1,24} \text{ et } (Q_{5,k})_{k=1,24}$$

Enfin cette stratégie est testée, en prenant pour hydrogrammes "réels" les hydrogrammes "mesurés", par un module de simulation utilisant le modèle d'écoulement simplifié ayant déjà servi à l'optimisation. Un coût pour la période $[t_0, t_0+6h]$ est calculé à partir de la formule III.1.

On voit qu'il est possible, par ce moyen, d'associer un coût à toute prévision de hyétogrammes sur les bassins versants globaux, les hyétogrammes réels étant fixés: on estime donc en fait la fonction g définie au § II.3.2. On peut ainsi faire varier différents paramètres des prévisions, et observer les variations concomitantes du coût.

Remarquons que cette méthode repose sur deux hypothèses fondamentales:

- 1) la pluie réelle est connue;
- 2) les débits réels peuvent être pris égaux aux débits *calculés* à partir de la pluie réelle.

La première de ces deux hypothèses est incontournable: en effet, tout phénomène physique n'est connu que par des résultats de mesure. Dans la pratique, toute prévision d'une grandeur continue ne peut donc être comparée qu'avec les valeurs mesurées de cette grandeur.

La seconde hypothèse, qui revient à assimiler le bassin versant "numérique" au bassin versant réel, peut être critiquée. Nous aurions pu en effet considérer les débits *mesurés* aux exutoires des bassins versants. Ceci ne nous a pas semblé nécessaire, d'une part parce que les mesures de débit sont elles aussi entachées d'erreurs, d'autre part parce que les modèles utilisés, calés sur de nombreux événements pluvieux, n'apportent qu'une erreur bien plus faible que celle induite par l'incertitude sur la pluie prévue (FREROT 1987).

III.2.2 Les événements pluvieux utilisés

Pour des raisons pratiques, nous n'avons utilisé pour les simulations que deux événements pluvieux ayant effectivement causé des débordements dans le bassin de la Morée: le 26 Juin 1983 (événement fort) et le 14 Septembre 1983 (événement moyen). Les hyétogrammes mesurés par pluviomètres et les hydrogrammes calculés sont représentés en traits pleins sur les figures III.4 et III.5, pour ces deux pluies.

Pour chaque pluie, deux "situations de prévision" ont été considérées, l'une avant, l'autre au milieu de la pluie. En effet, lorsque l'on se situe pendant la pluie, les hydrogrammes prévus sont calculés à la fois à partir de la pluie mesurée avant la date de prévision, et à partir des hyétogrammes prévus. On peut donc s'attendre à ce que l'influence de la prévision de pluie sur la stratégie de gestion soit moins grande dans ce cas.

Nous parlerons donc, dorénavant, de quatre "situations de prévision":

- le 26/06/83, pas de temps 1,
- le 26/06/83, pas de temps 13 (la date de prévision est prise 12x5=60 mn plus tard),
- le 14/09/83, pas de temps 1,
- le 14/09/83, pas de temps 15 (la date de prévision est prise 14x5=70 mn plus tard).

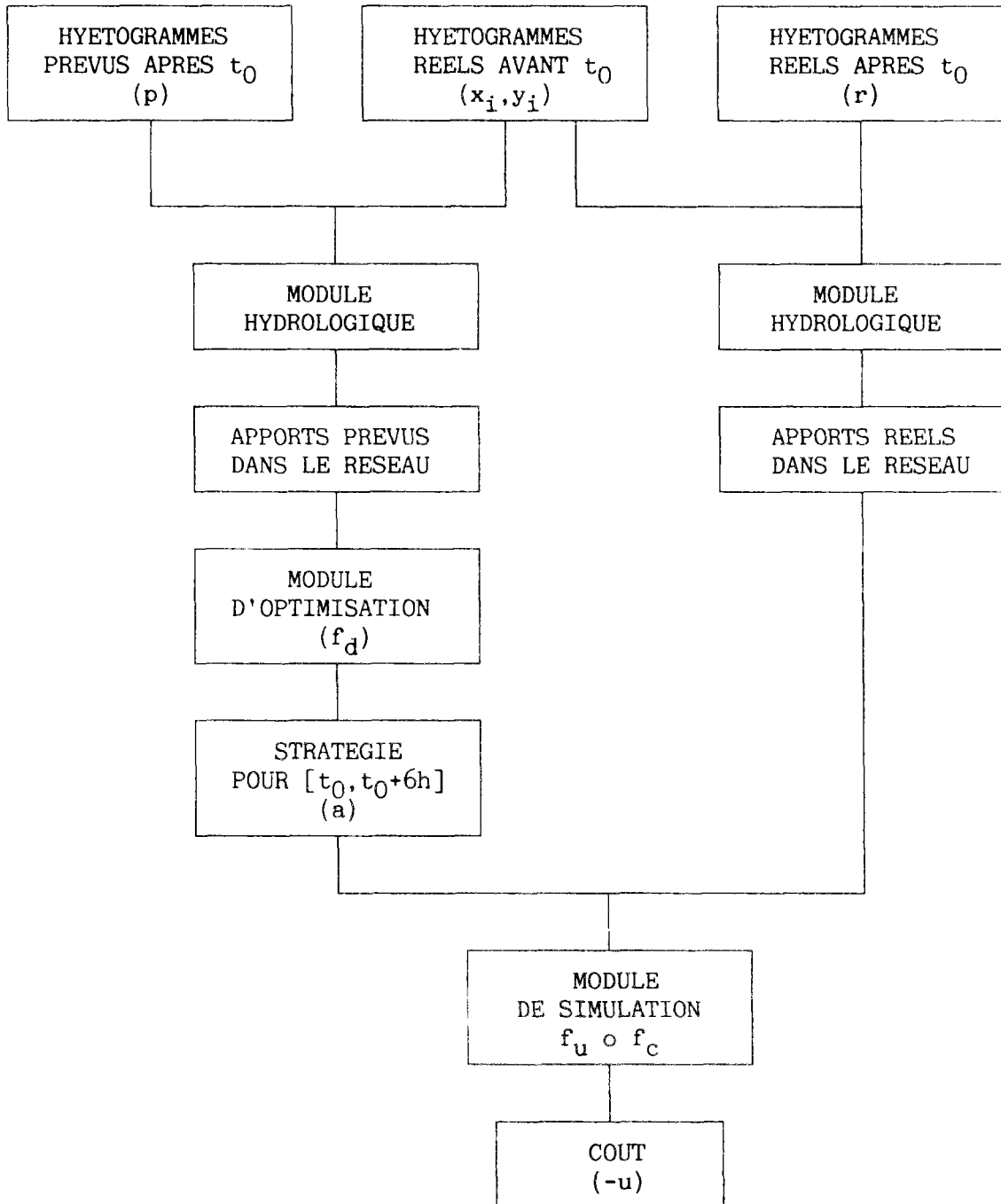


Figure III.3

*Enchaînement des différents programmes permettant de relier un coût à une prévision de hyétogrammes
(Les lettres entre parenthèses font référence aux notations du paragraphe II.3.2)*

III.2.3 Etude préliminaire sur l'influence de la forme des hyétogrammes

Un premier facteur dont il nous a paru intéressant d'étudier l'influence est la forme du hyétogramme prévu. Pour les quatre situations de prévision étudiées, nous avons, sur les figures III.4 à III.7, superposé aux hyétogrammes "réels", à partir de la date de prévision, des hyétogrammes "simplifiés", obtenus en répartissant la lame d'eau moyenne entre le début et la fin de pluie (sans considérer les périodes de pluie très faible).

On constate que les hydrogrammes calculés à partir des hyétogrammes "réels" et "simplifiés" sont très proches, ce qui laisse à penser qu'une prévision "simplifiée", consistant à prédire correctement le début et la fin de la pluie, ainsi que la lame d'eau moyenne entre ces deux instants, devrait être à peu près aussi bonne qu'une prévision parfaite.

Afin de vérifier cette hypothèse, nous avons calculé, pour chaque situation, les coûts résultant de l'application des stratégies optimisées élaborées dans chacun des trois cas suivants:

- prévision parfaite,
- prévision "simplifiée" (définie ci-dessus),
- "absence de prévision", c'est-à-dire en fait prévision d'absence de pluie sur tous les bassins versants.

Ces différents coûts sont reportés dans le tableau III.2, et les volumes simulés (avec la pluie réelle) dans les bassins de Blanc-Mesnil et Pont-Yblon sont représentés sur les figures III.8 à III.11.

DATE	26 JUIN 1983		14 SEPTEMBRE 1983	
Pas de temps de prévision	1	13	1	15
Lame d'eau moyenne jusqu'à la fin de l'évènement (mm)	27,7	9,8	12,4	5,3
Coût prévision parfaite	1068,6	891,3	371,4	193,7
Coût prévision simplifiée	1070,4	891,3	371,4	193,7
Coût absence de prévision	6164,4	1848,5	2742,1	1702,8

Tableau III.2

Valeurs de la fonction objectif pour différentes prévisions

On constate que, dans tous les cas:

- les prévisions parfaites et simplifiées sont quasi équivalentes du point de vue des coûts d'application des stratégies, ces dernières étant pratiquement identiques, comme il apparaît sur les figures III.8 à III.11.
- les stratégies élaborées en l'absence de prévision sont, en revanche, nettement différentes, et les coûts d'application de ces stratégies sont sensiblement plus élevés.

Ceci nous amène à formuler deux conclusions partielles de cette étude :

- 1) Pour les deux événements considérés, et pour le système étudié, une prévision "simplifiée", consistant à prévoir correctement le début et la fin de la période la plus intense de la pluie, ainsi que la lame d'eau moyenne entre ces deux instants, est aussi efficace qu'une prévision parfaite.
- 2) La prévision de pluie est un élément fondamental pour l'élaboration d'une stratégie de gestion du réseau étudié. En effet, pour les 4 situations de prévision considérées, l'absence de prévision conduit à des coûts 2 à 9 fois plus élevés que dans le cas d'une prévision parfaite ou simplifiée.

Ce premier résultat nous permet de ramener toute prévision à 3 paramètres (début et fin de pluie prévus tdp et tfp, lame d'eau prévue HP entre ces deux instants), ce qui simplifiera considérablement l'étape suivante, consistant en une génération aléatoire de hyétogrammes prévus.

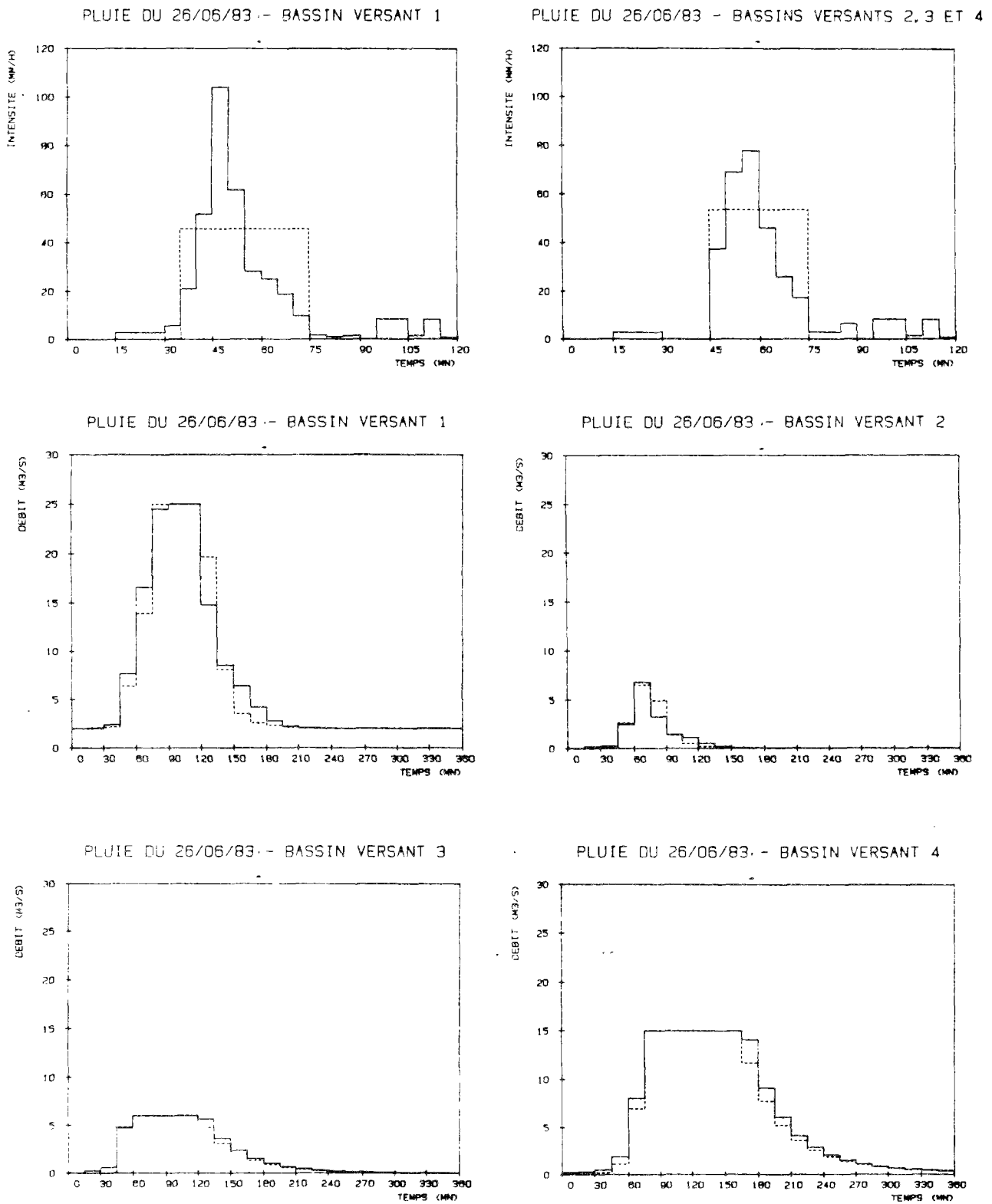
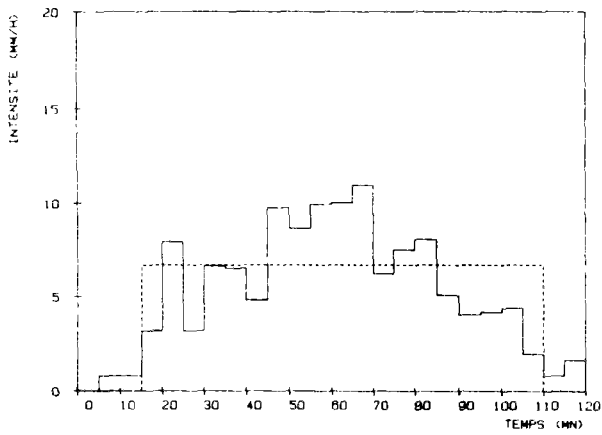


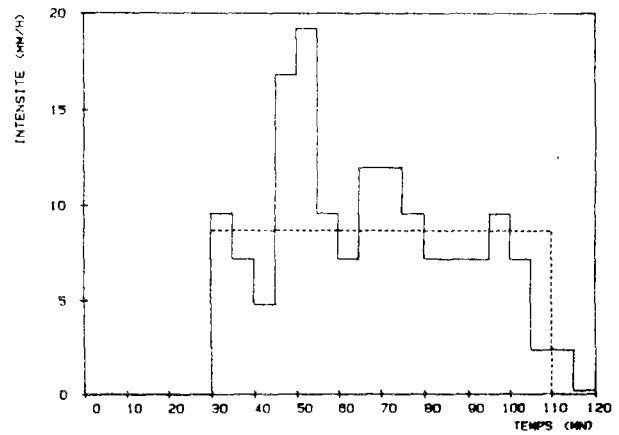
Figure III.4

*Hyétogrammes et hydrogrammes de la pluie du 26/06/83
(La prévision "simplifiée" au pas de temps 1
est indiquée en pointillés)*

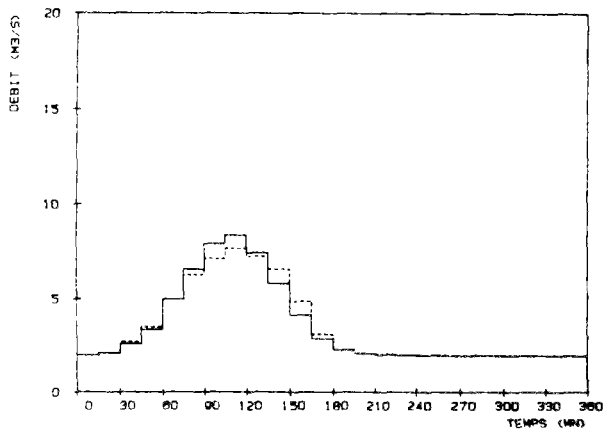
PLUIE DE 14/09/83 - BASSIN VERSANT 1



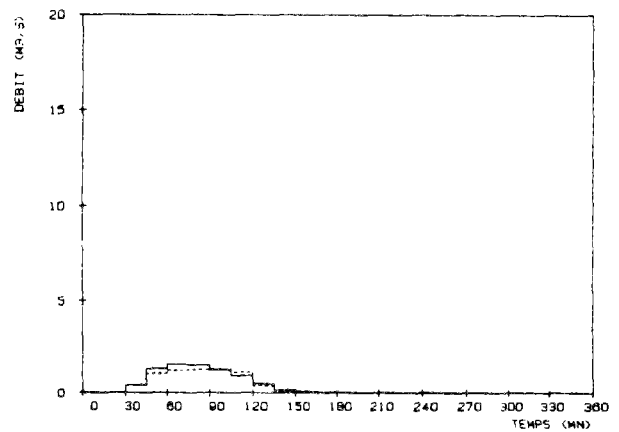
PLUIE DU 14/09/83 - BASSINS VERSANTS 2, 3 ET 4



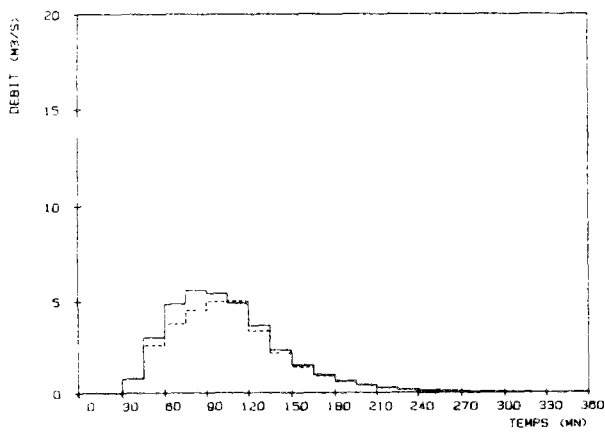
PLUIE DU 14/09/83 - BASSIN VERSANT 1



PLUIE DU 14/09/83 - BASSIN VERSANT 2



PLUIE DU 14/09/83 - BASSIN VERSANT 3



PLUIE DU 14/09/83 - BASSIN VERSANT 4

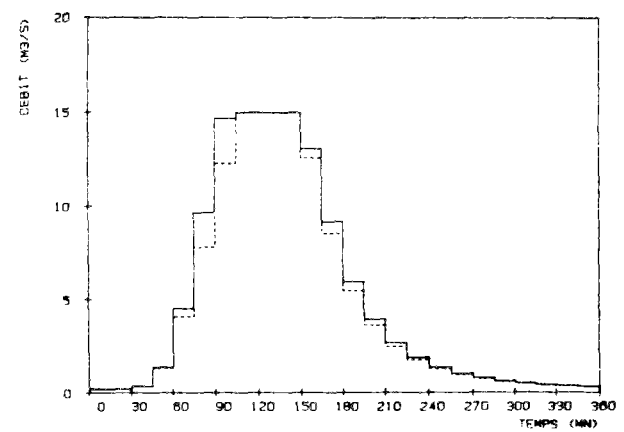
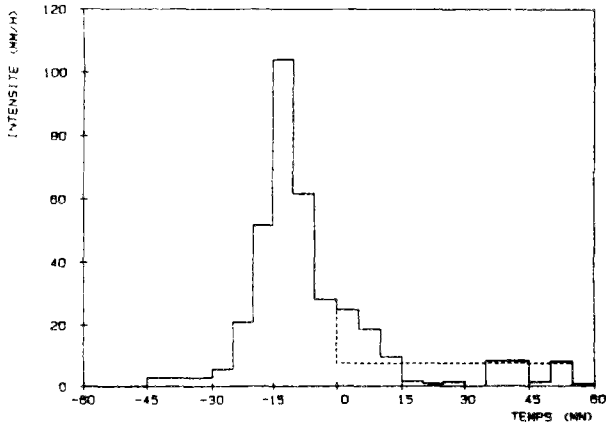


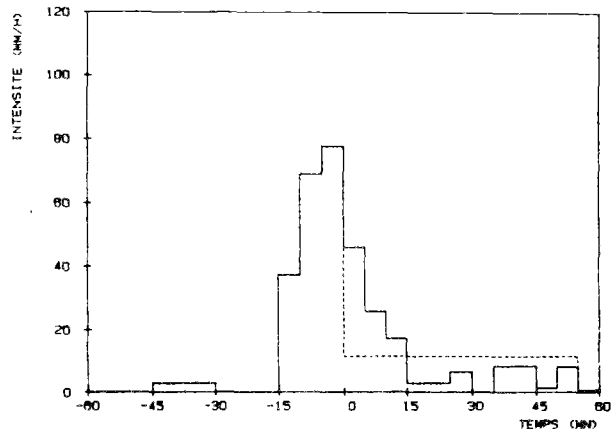
Figure III.5

Hyétogrammes et hydrogrammes de la pluie du 14/09/ 83
 (La prévision "simplifiée" au pas de temps 1
 est indiquée en pointillés)

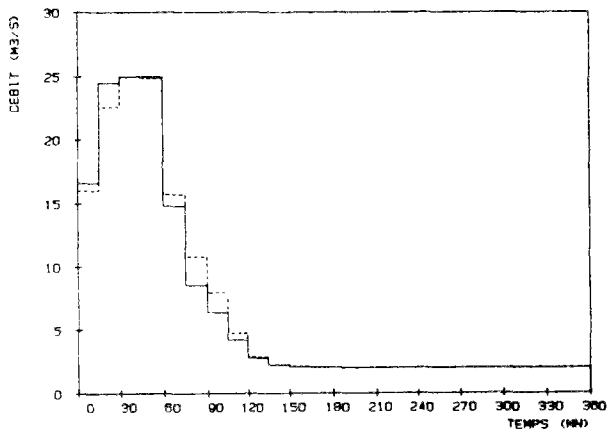
PLUIE DU 26/06/83 - BASSIN VERSANT 1



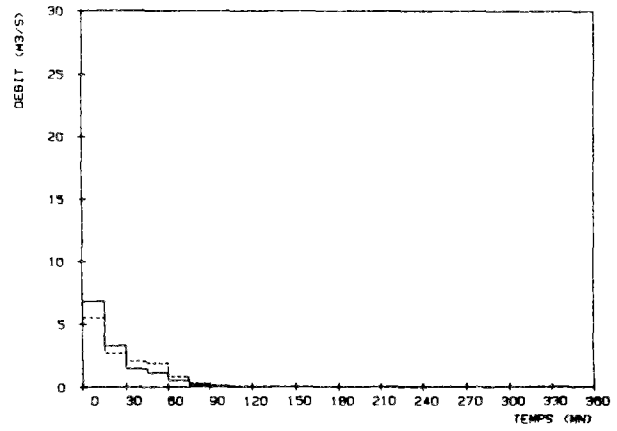
PLUIE DU 26/06/83 - BASSINS VERSANTS 2, 3 ET 4



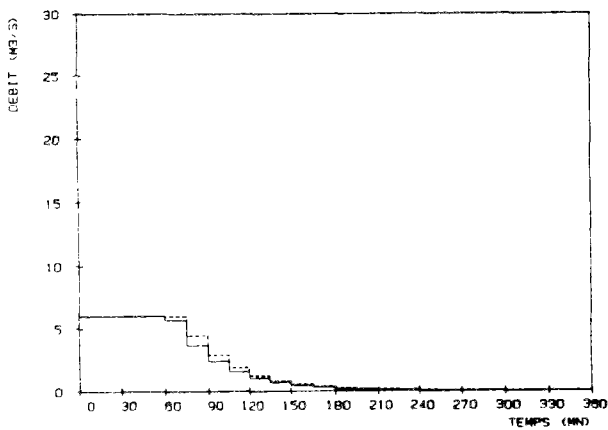
PLUIE DU 26/06/83 - BASSIN VERSANT 1



PLUIE DU 26/06/83 - BASSIN VERSANT 2



PLUIE DU 26/06/83 - BASSIN VERSANT 3



PLUIE DU 26/06/83 - BASSIN VERSANT 4

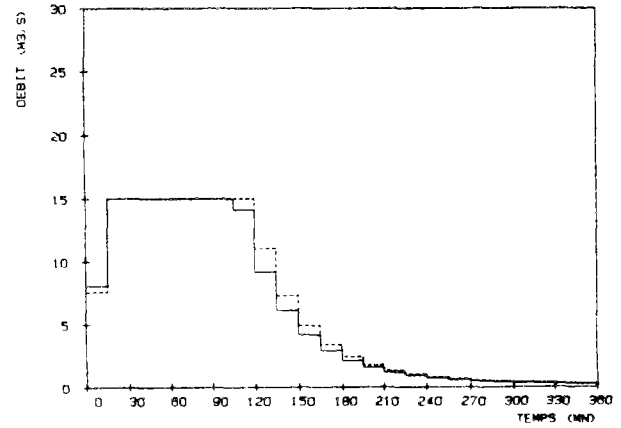
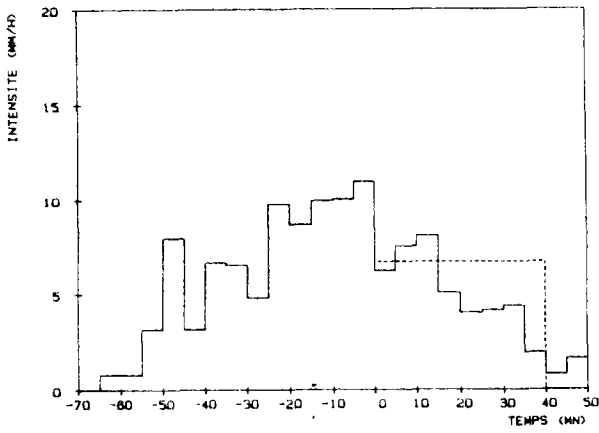


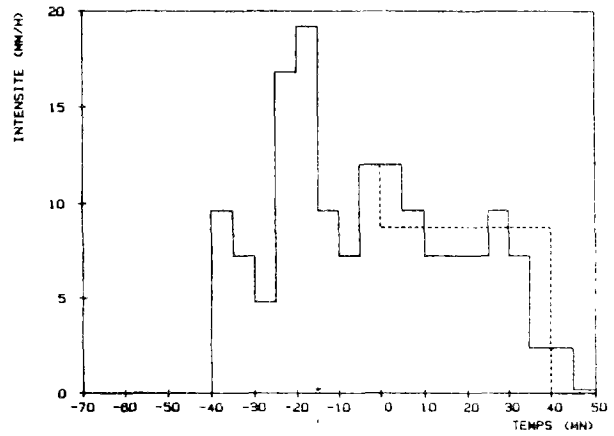
Figure III.6

*Hyétogrammes et hydrogrammes de la pluie du 26/06/83
(La prévision "simplifiée" au pas de temps 13
est indiquée en pointillés)*

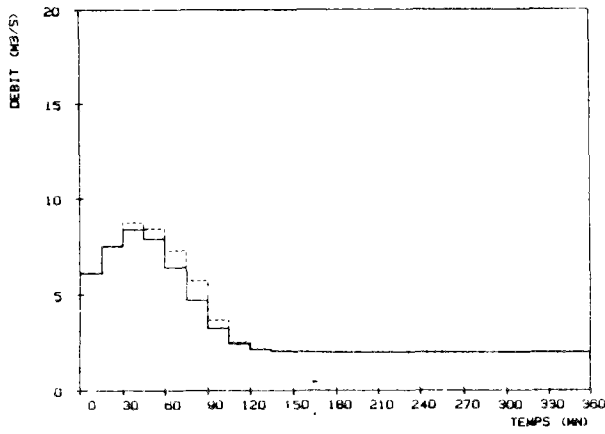
PLUIE DU 14/09/83 - BASSIN VERSANT 1



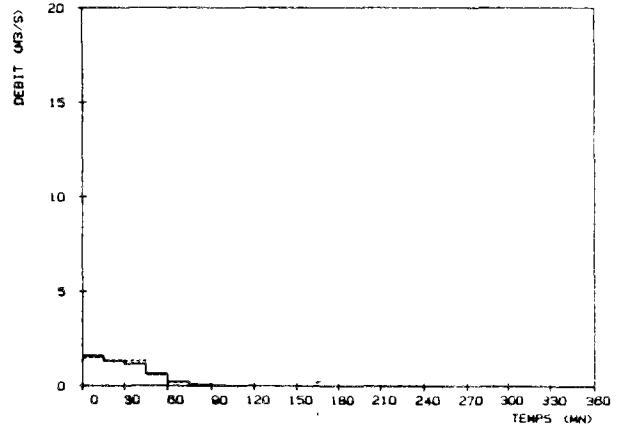
PLUIE DU 14/09/83 - BASSINS VERSANTS 2, 3 ET 4



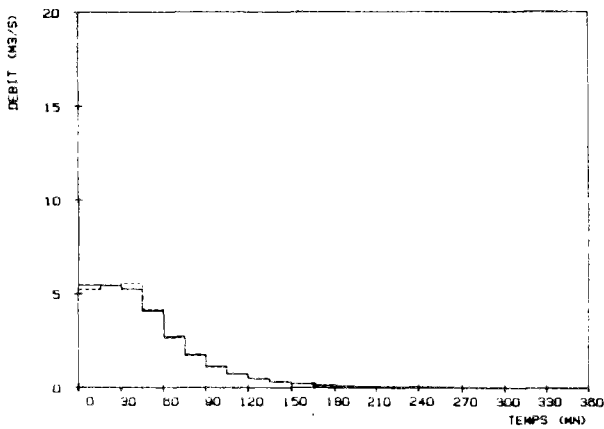
PLUIE DU 14/09/83 - BASSIN VERSANT 1



PLUIE DU 14/09/83 - BASSIN VERSANT 2



PLUIE DU 14/09/83 - BASSIN VERSANT 3



PLUIE DU 14/09/83 - BASSIN VERSANT 4

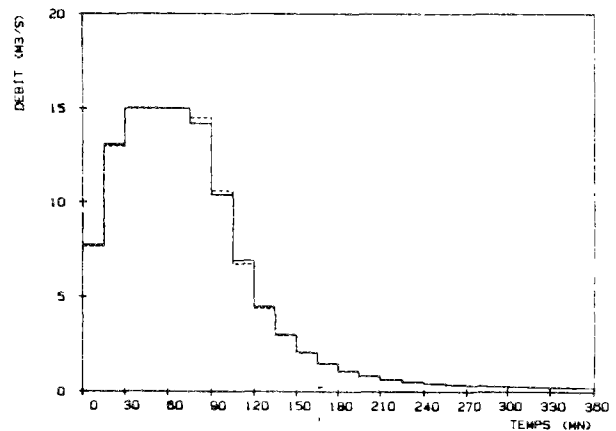


Figure III.7

*Hyétogrammes et hydrogrammes de la pluie du 14/09/83
(La prévision "simplifiée" au pas de temps 15
est indiquée en pointillés)*

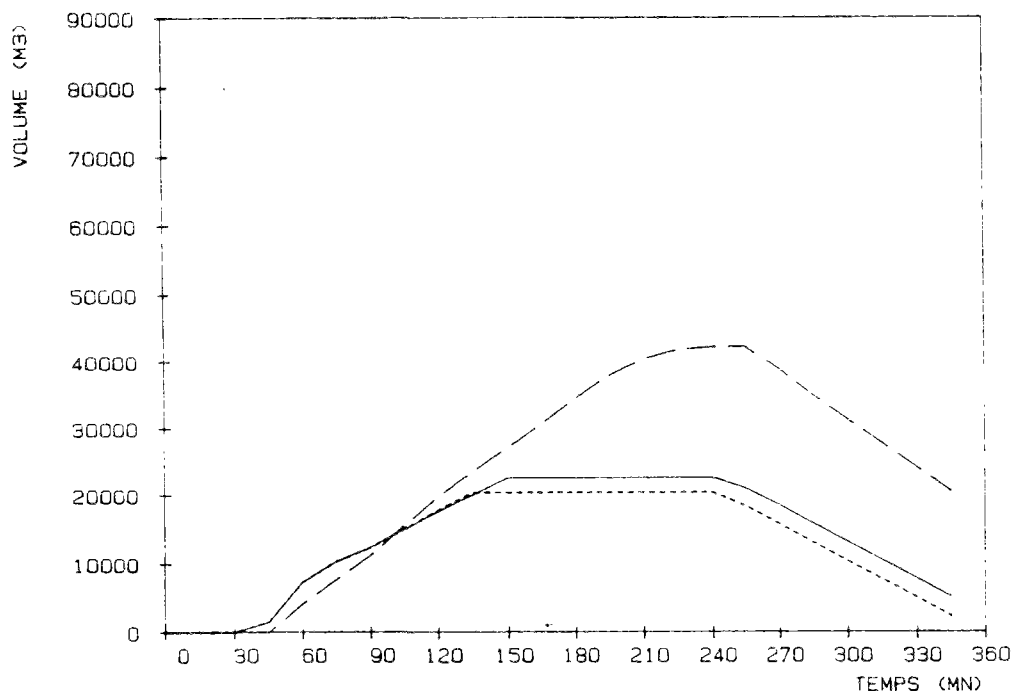
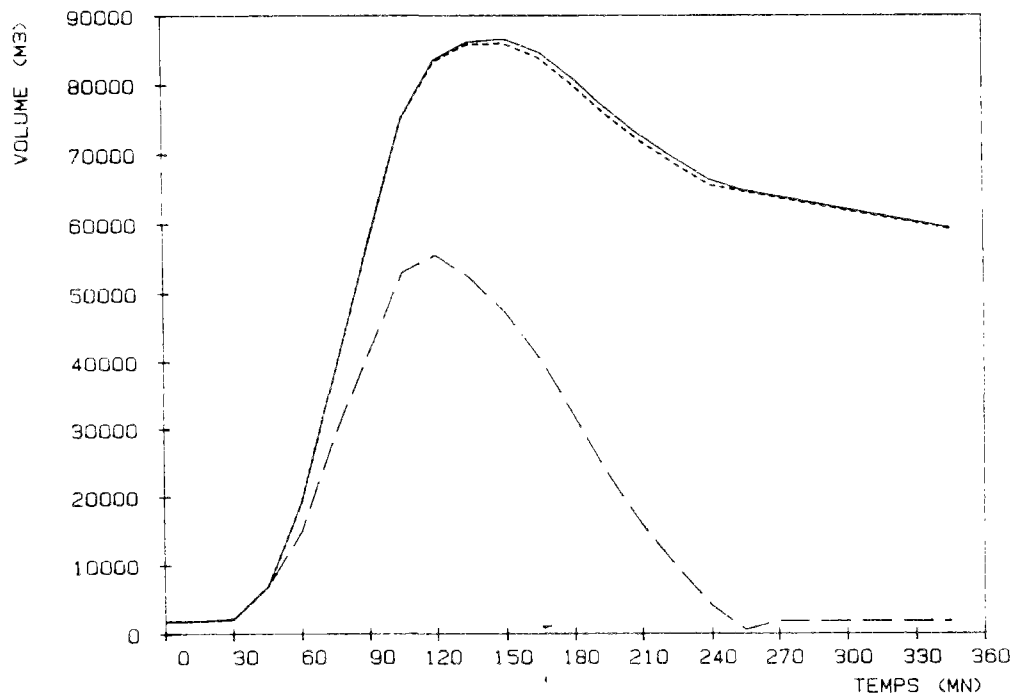


Figure III.8

Volumes simulés dans les bassins de Blanc-Mesnil (en haut) et Pont-Yblon (en bas), pour la pluie du 26/06/83, avec prévisions au pas de temps 1.

(prévision parfaite: traits pleins; prévision simplifiée: traits discontinus étroits; absence de prévision: traits discontinus larges)

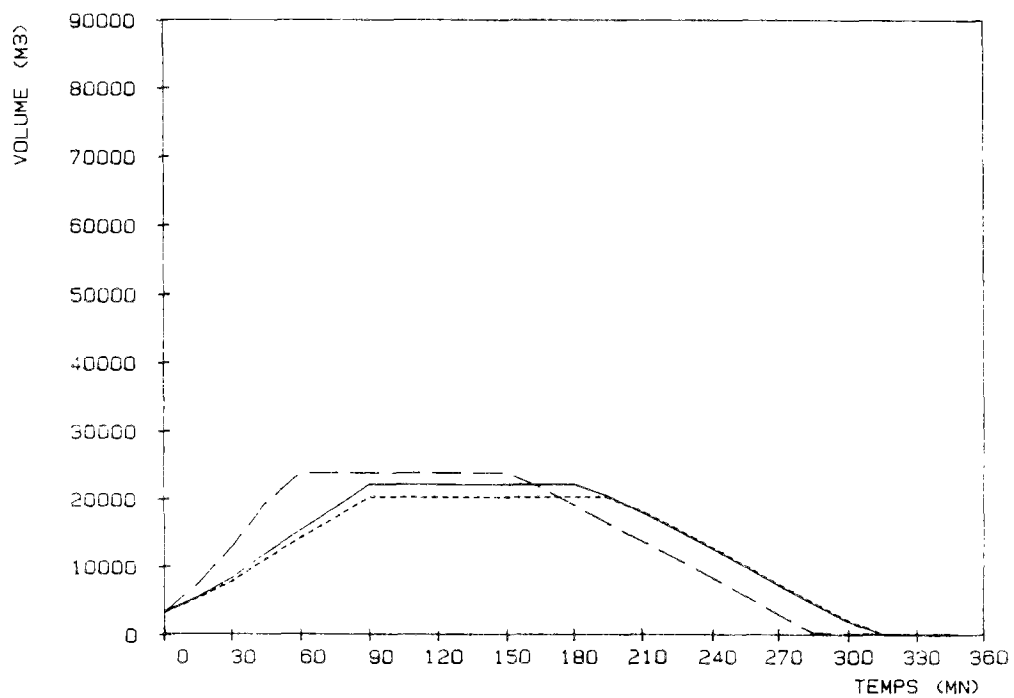
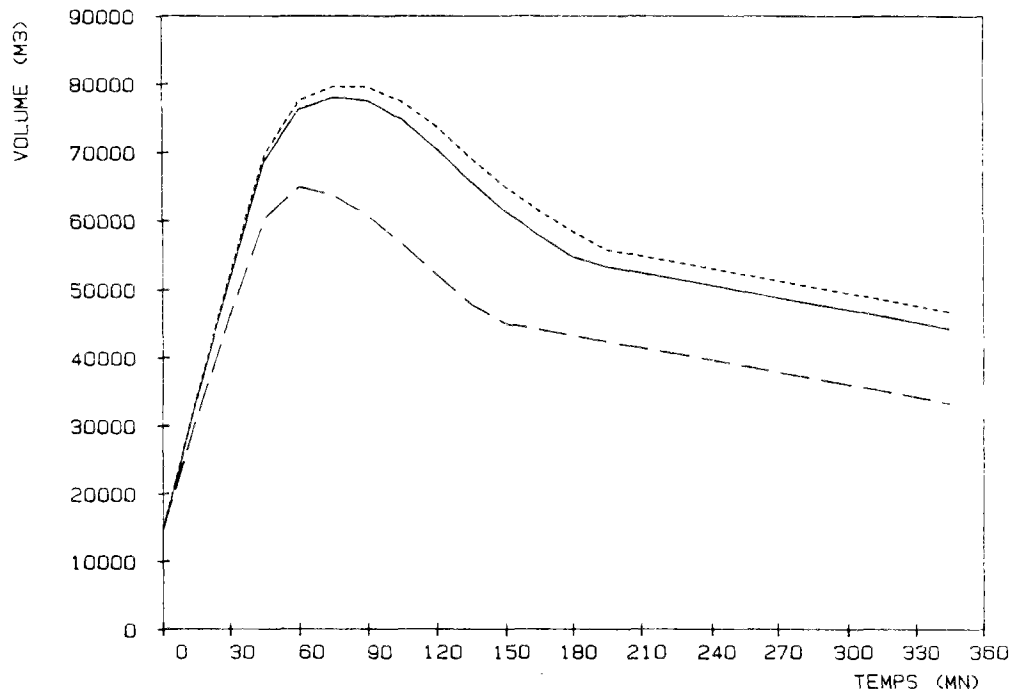


Figure III.9

Volumes simulés dans les bassins de Blanc-Mesnil (en haut) et Pont-Yblon (en bas), pour la pluie du 26/06/83, avec prévisions au pas de temps 13.

(prévision parfaite: traits pleins; prévision simplifiée: traits discontinus étroits; absence de prévision: traits discontinus larges)

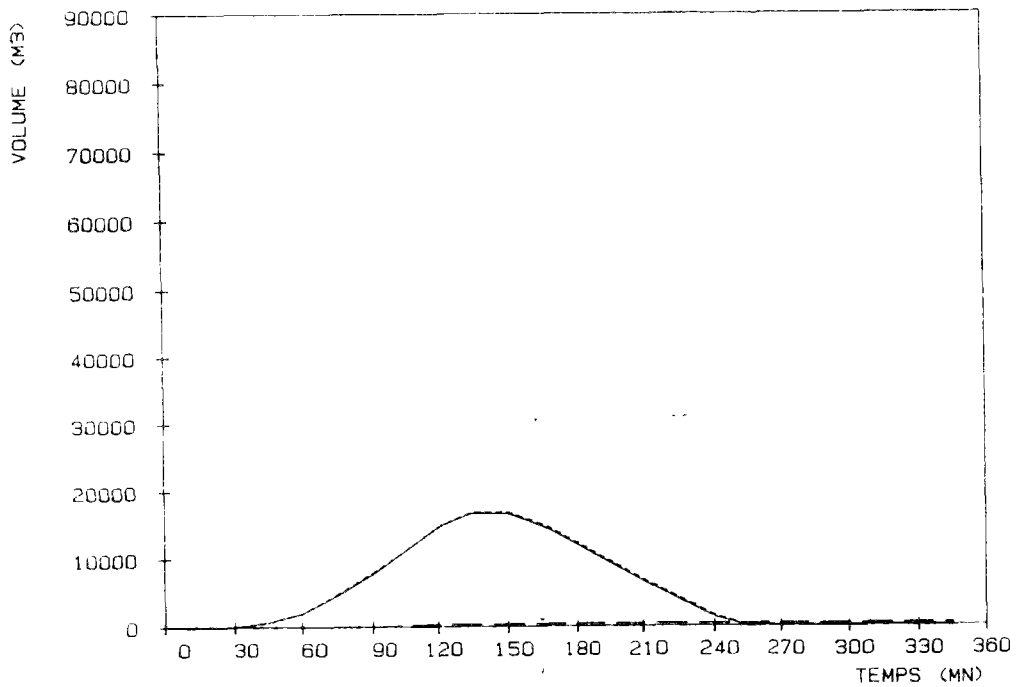
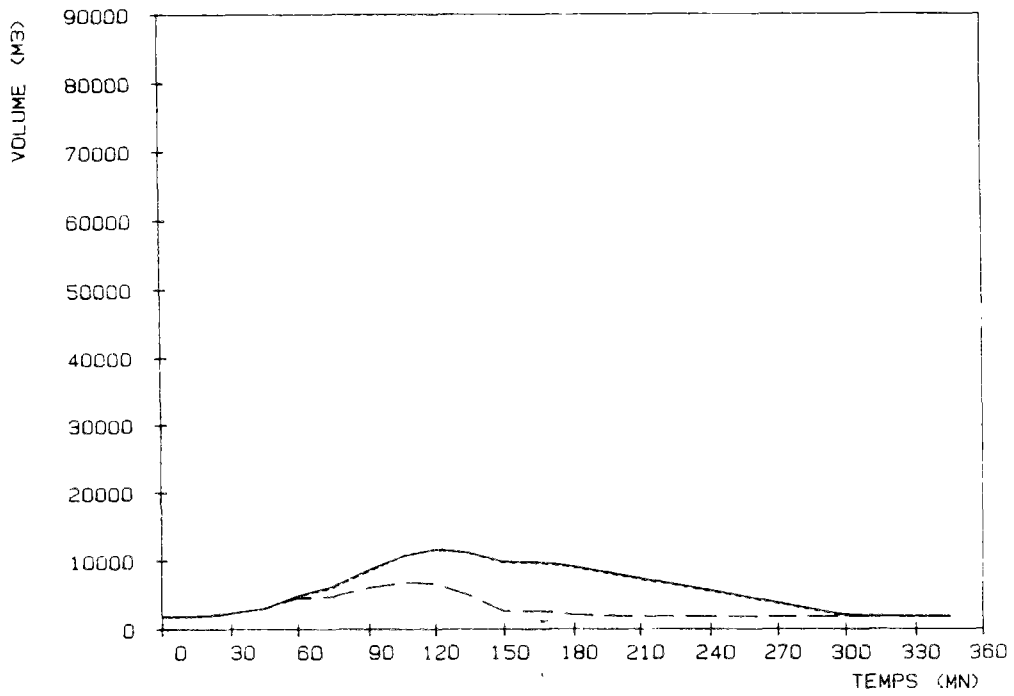


Figure III.10

Volumes simulés dans les bassins de Blanc-Mesnil (en haut) et Pont-Yblon (en bas), pour la pluie du 14/09/83, avec prévisions au pas de temps 1.

(prévision parfaite: traits pleins; prévision simplifiée: traits discontinus étroits; absence de prévision: traits discontinus larges)

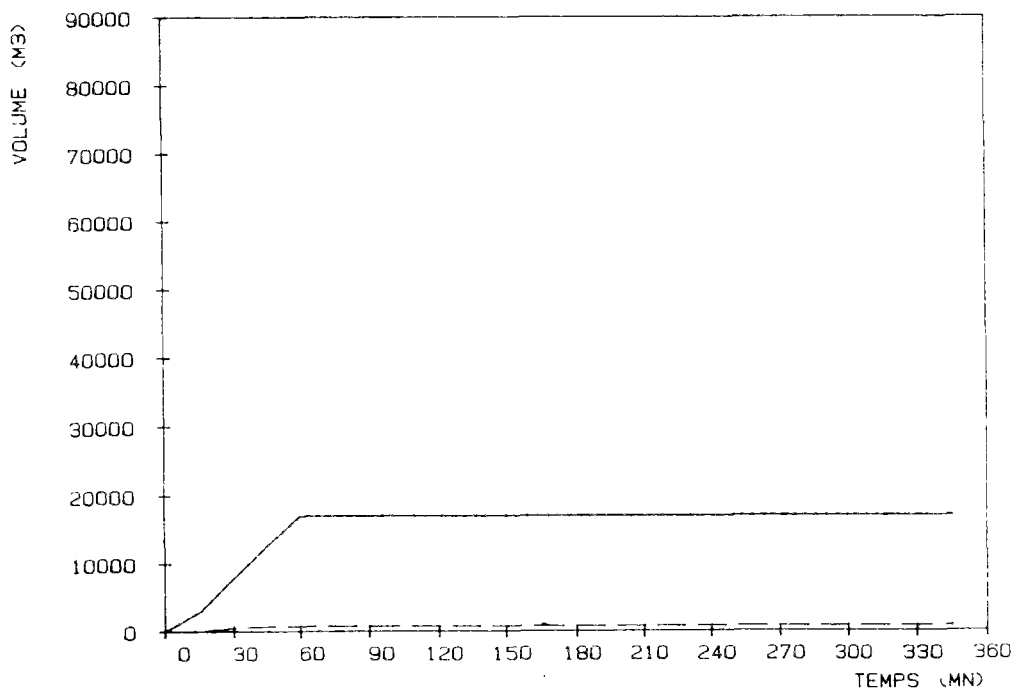
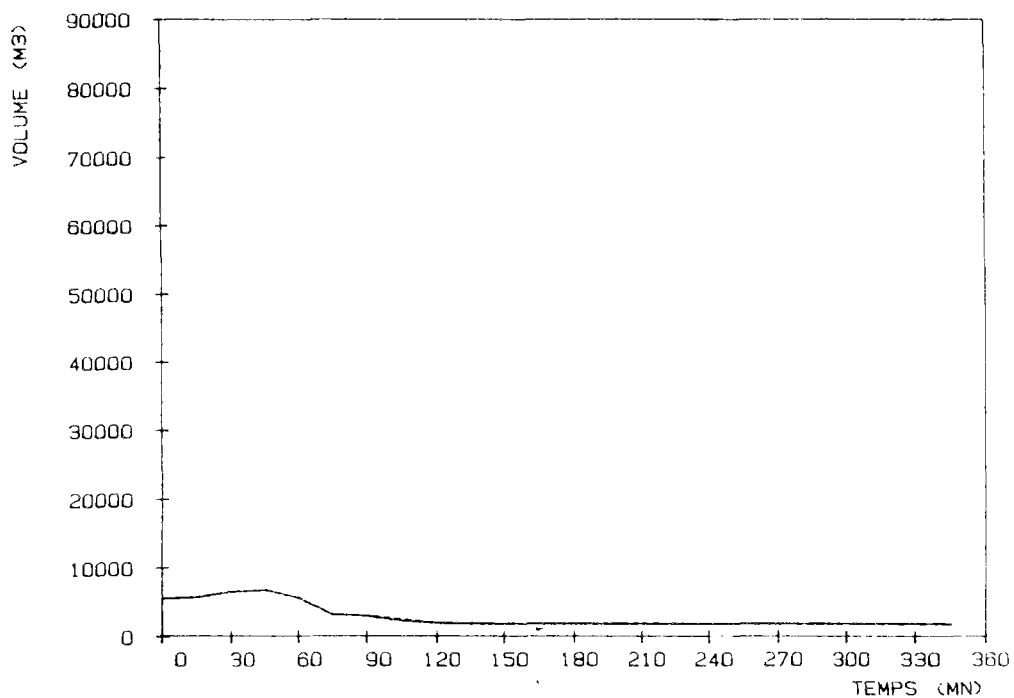


Figure III.11

Volumes simulés dans les bassins de Blanc-Mesnil (en haut) et Pont-Yblon (en bas), pour la pluie du 14/09/83, avec prévisions au pas de temps 15.

(prévision parfaite: traits pleins; prévision simplifiée: traits discontinus étroits; absence de prévision: traits discontinus larges)

III.2.4 Relation entre l'erreur moyenne sur les lames d'eau prévues et le coût d'application des stratégies optimisées

Soient HP_i , tdp_i , tfp_i , les trois paramètres caractéristiques de la prévision de pluie sur le bassin versant n° i et HR_i , tdr_i et tfr_i les paramètres correspondant des hyétogrammes "réels". Une prévision à t_0 peut être considérée comme un point P de coordonnées $(HP_i, tdp_i, tfp_i)_{i=1,4}$ appartenant à un espace de dimension 12. Deux cent prévisions ont été générées par tirages aléatoires indépendants de chaque coordonnée, suivant une loi uniforme, dans les intervalles suivants :

- HP_i dans $[0, H_{max}]$ avec:
 - $H_{max} = 120$ mm le 26/06/83 (pas de temps 1),
 - $H_{max} = 60$ mm le 26/06/83 (pas de temps 13),
 - $H_{max} = 60$ mm le 14/09/83 (pas de temps 1),
 - $H_{max} = 25$ mm le 14/09/83 (pas de temps 15)
- tdp_i dans $[\max(t_0, tdr-30 \text{ mn}), tdr+30 \text{ mn}]$
- tfp_i dans $[\max(tdp+15 \text{ mn}, tfr-30 \text{ mn}), tfr+30 \text{ mn}]$

Pour les quatre ensembles de 200 simulations ont été tracées les fonctions de répartition du coût (figure III.12). On observe que, dans environ 80% des cas, le coût est identique à celui d'une prévision parfaite. On note également l'existence d'une borne supérieure, sauf le 14/09/83 (pas de temps 15), où cette borne n'est peut-être pas atteinte. Le 26/06/83 (pas de temps 1) et le 14/09/83 (pas de temps 1), la limite supérieure est égale au coût de l'absence de prévision (définie ci-dessus). Le 26/06/83 (pas de temps 13), elle est nettement supérieure, ce qui signifie que, dans ce cas, une prévision erronée peut être plus préjudiciable que l'absence de prévision. Cette possibilité est toutefois réduite, puisqu'elle ne se produit que dans 4% des cas.

La figure III.13 représente, en fonction du coût, l'erreur relative moyenne DHR sur les quatre bassins versants, pour chacune des quatre situations de prévision:

$$DHR = \sum_{i=1}^{i=4} \frac{HR_i - HP_i}{HR_i}$$

On constate l'absence totale de corrélation entre DHR et le coût (coefficients de corrélation variant entre $1,8 \cdot 10^{-3}$ et $6,4 \cdot 10^{-2}$). Il en est d'ailleurs de même entre le coût et l'erreur absolue moyenne, qui est très corrélée à l'erreur relative moyenne, les HR_i étant très voisins. *Il nous faut donc conclure à l'inadéquation du critère DHR en ce qui concerne l'application étudiée.*

Cette constatation nous incite à partir à la recherche d'un critère de qualité mieux adapté, et, pour cela, à nous interroger sur les caractéristiques des prévisions engendrant un coût important. Dans le paragraphe suivant, nous commencerons donc par examiner, parmi un ensemble de descripteurs choisis a priori, ceux qui discriminent le mieux entre les "bonnes" et les "mauvaises" prévisions, au sens du coût de la stratégie optimisée résultante.

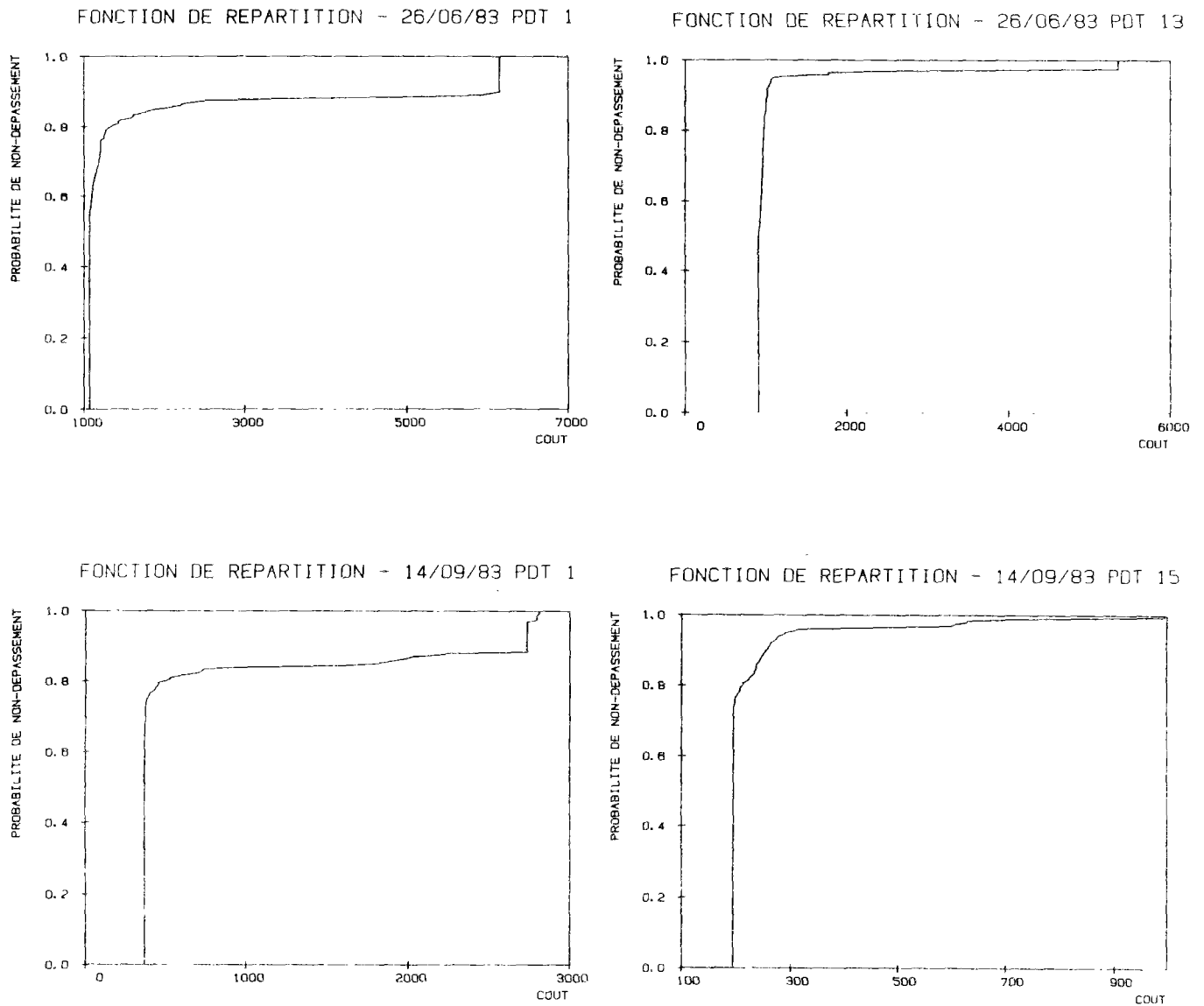


Figure III.12

Fonctions de répartition du coût, pour les quatre ensembles de 200 simulations

tel-00520757, version 1 - 24 Sep 2010

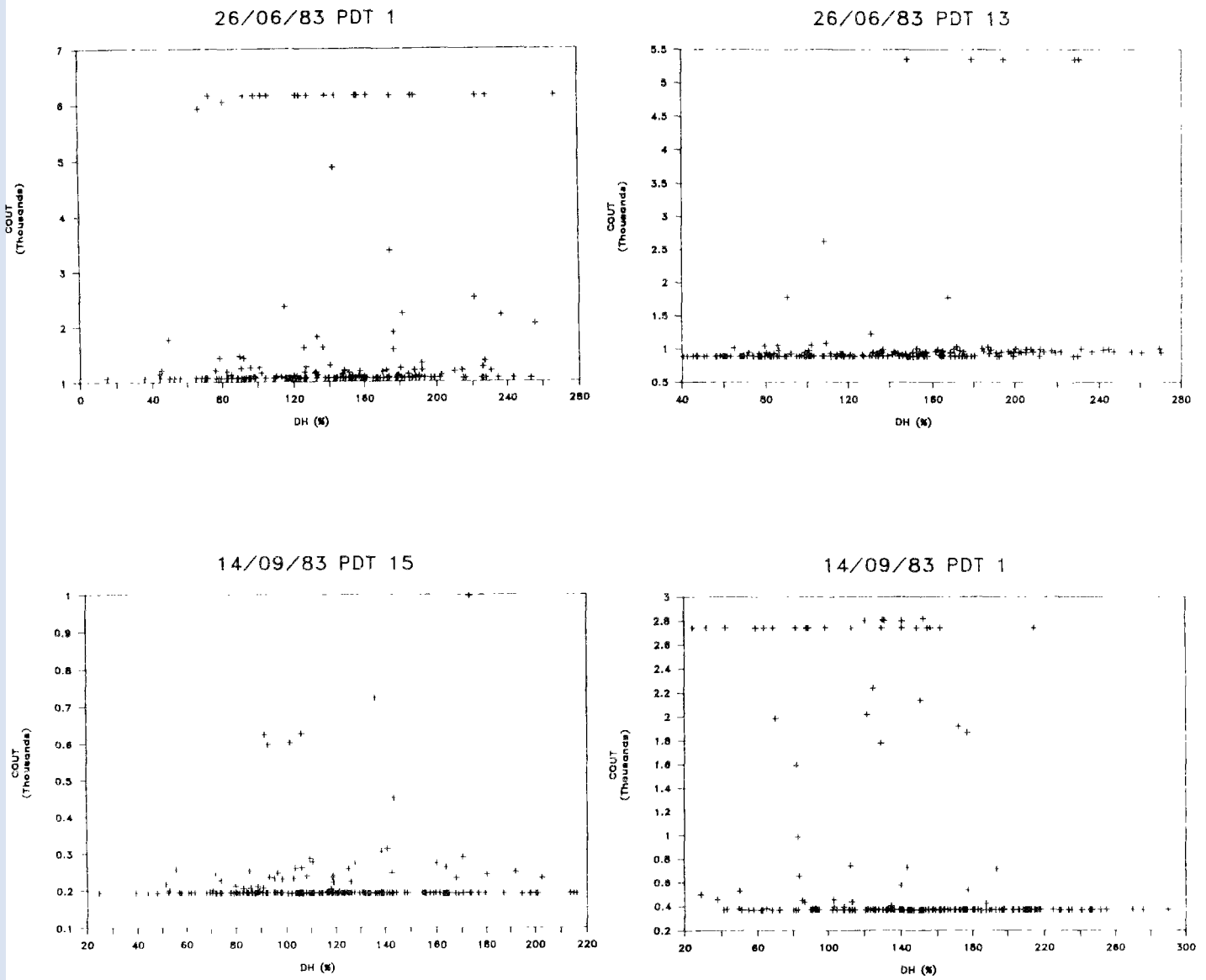


Figure III.13

Relation entre le coût et l'erreur relative moyenne DHR sur les lames d'eau prévues sur les quatre bassins versants, pour les quatre situations de prévision

III.3 Définition d'un critère de qualité adapté à l'application

III.3.1 Recherche de caractéristiques spécifiques des prévisions engendrant les coûts les plus élevés

Afin de découvrir ce qui caractérise les erreurs de prévision responsables des coûts les plus élevés, chaque prévision a été décrite par 18 paramètres:

- les erreurs sur le début et la fin de la pluie pour chacun des quatre bassins versants (huit paramètres):

$$\Delta t_{d_i} = |t_{dp_i} - t_{dr_i}| \quad (i = 1,4)$$

$$\Delta t_{f_i} = |t_{fp_i} - t_{fr_i}| \quad (i = 1,4)$$

- les erreurs relatives sur la lame d'eau à partir de la date de prévision (quatre paramètres):

$$\Delta H_i = \frac{HR_i - HP_i}{HR_i} \quad (i = 1,4)$$

- les erreurs relatives sur la lame d'eau dans les 60 minutes suivant la date de prévision (quatre paramètres):

$$\Delta H_{60_i} = \frac{H_{60R_i} - H_{60P_i}}{H_{60R_i}} \quad (i = 1,4)$$

avec :

. H_{60R_i} = hauteur d'eau mesurée sur le bassin i pendant l'intervalle de temps $[t_0, t_0+60 \text{ mn}]$,

. H_{60P_i} = hauteur d'eau prévue sur le bassin i pendant l'intervalle de temps $[t_0, t_0+60 \text{ mn}]$.

- la plus grande surestimation sur les bassins versants amont (Morée amont et Garonor), et la plus grande sous-estimation sur les bassins versants aval (Bourget et Croult):

$$. \text{MIN}_{12} = \min(\Delta H_1, \Delta H_2)$$

$$. \text{MAX}_{34} = \max(\Delta H_3, \Delta H_4)$$

Le choix de ces deux derniers descripteurs peut surprendre: il résulte en fait d'un examen attentif des données, à l'issue duquel les coûts les plus élevés semblaient associés à des valeurs extrêmes de ces deux paramètres.

Ayant défini ces descripteurs, il nous reste à préciser le sens que nous entendons donner aux qualificatifs "bonne" et "mauvaise" prévision. La figure III.12 montre que la fonction de répartition du coût a approximativement la même forme pour les quatre situations: une montée verticale, suivie d'un palier et d'une brusque remontée. Il semble donc légitime de considérer deux classes de prévisions, les "bonnes" prévisions (classe 1), à peu près équivalentes à la prévision parfaite, et les "mauvaises" (classe 2), qui s'en écartent sensiblement. Comme il fallait adopter un critère rigoureux pour la définition des classes, nous avons choisi un seuil correspondant à un coût supérieur de 20% au coût de la prévision parfaite. Le tableau III.3 ci-dessous indique les seuils et les effectifs correspondants des deux classes, pour chacune des quatre situations.

	SEUIL	CLASSE 1	CLASSE 2
26/06/83 (pas de temps 1)	1282,3	159	41
26/06/83 (pas de temps 13)	1069,6	190	10
14/09/83 (pas de temps 1)	445,7	157	43
14/09/83 (pas de temps 15)	232,4	167	33

Tableau III.3

*Seuils de définition des classes de prévisions
et effectifs correspondants*

Nous avons utilisé comme méthode de discrimination la segmentation, le critère de pureté choisi étant l'entropie (cf appendice pour une description détaillée de cette technique). Rappelons simplement qu'il s'agit de partitionner, à l'aide d'un seul descripteur, l'ensemble d'observations initial en deux sous-ensembles les plus "homogènes" possibles relativement à l'appartenance à l'une des deux classes (relativement à un certain critère). On réitère ensuite l'opération pour chaque sous-ensemble, jusqu'à ce qu'un certain critère d'arrêt soit satisfait. Lorsque l'entropie est utilisée comme critère de pureté, la procédure revient à poser à chaque étape la question (sur l'une des variables explicatives) qui maximise l'espérance du gain d'information. On obtient finalement un arbre de discrimination, qui peut également être considéré comme un ensemble de règles (chaque feuille de l'arbre correspondant à une règle).

Remarquons que cette technique est employée ici dans un but uniquement *descriptif*, et non *prédicatif*: il ne s'agit pas d'obtenir des règles très performantes pour classer n'importe quelle prévision, mais bien de trouver des descriptions pertinentes de l'ensemble des données fournies au programme. En conséquence, nous n'effectuerons pas de validation des règles sur un ensemble test.

Les arbres obtenus sont représentés sur la figure III.14 à III.17. Pour chaque feuille sont indiqués les nombres N_1 (à gauche) et N_2 (à droite) d'observations des classes 1 et 2.

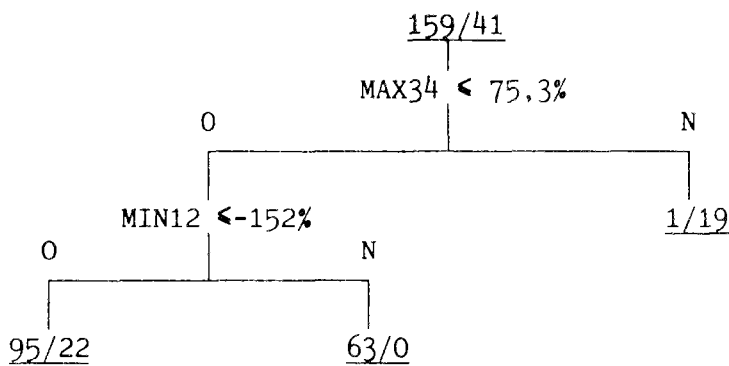


Figure III.14

Arbre de décision généré pour le 26/06/83 (pas de temps 1)

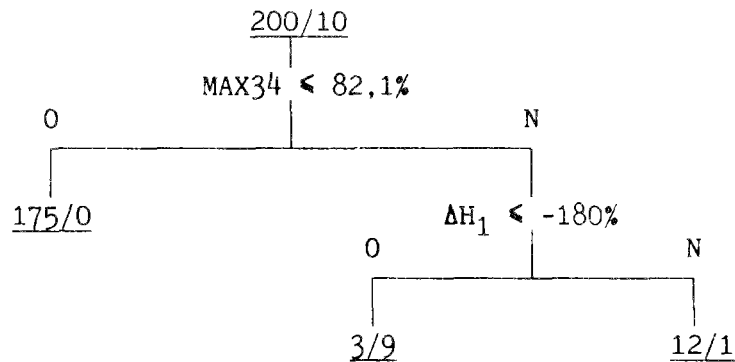


Figure III.15

Arbre de décision généré pour le 26/06/83 (pas de temps 13)

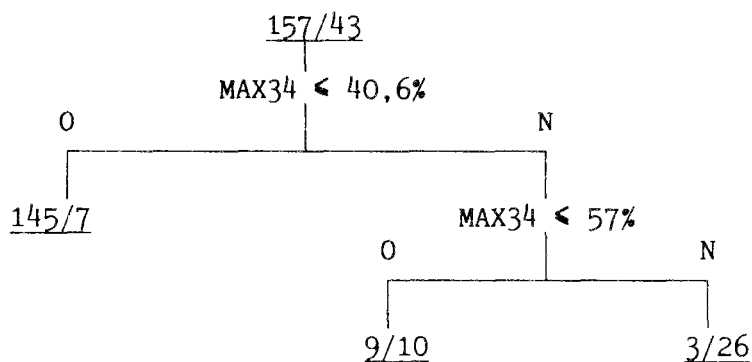


Figure III.16

Arbre de décision généré pour le 14/09/83 (pas de temps 1)

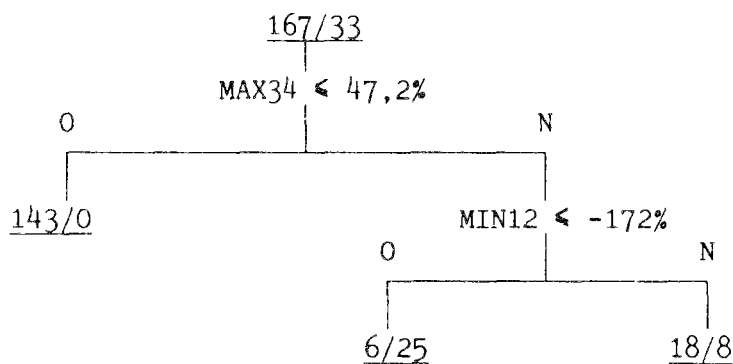


Figure III.17

Arbre de décision généré pour le 14/09/83 (pas de temps 15)

On constate tout d'abord que seules apparaissent dans les arbres les variables ΔH_1 , MIN12 et MAX34. Le décalage en temps entre les hyétogrammes prévu et observé n'est donc pas, pour les situations étudiées, un facteur prépondérant.

D'autre part, les arbres de décision obtenus confirment bien l'existence de deux grands types d'erreurs susceptibles d'avoir une influence sur le coût de la stratégie engendrée par la prévision:

- 1) Une sous-estimation importante de la lame d'eau sur les bassins versants aval (Bourget et Croult, numérotés 3 et 4).
- 2) Une surestimation importante de la lame d'eau sur les bassins versants amont (Blanc-Mesnil et Garonor, numérotés 1 et 2).

En effet, on n'observe, le 26/06/83 (pas de temps 1), qu'une seule bonne prévision sur vingt cas lorsque:

$$\text{MAX34} > 75,3 \%$$

Dans le cas contraire ($\text{MAX34} \leq 75,3\%$), toutes les mauvaises prévisions ont pour caractéristique:

$$\text{MIN12} \leq -152,0 \%$$

(cf figure III.14)

Le même jour, au pas de temps 13, 9 sur les 10 mauvaises prévisions vérifient la propriété suivante (cf figure III.15):

$$\text{MAX34} > 82,1 \% \quad \text{et} \quad \Delta H_1 \leq -180,0 \%$$

Le 14/09/83 (pas de temps 1), les mauvaises prévisions sont, d'après la figure III.16, très largement majoritaires lorsque:

$$\text{MAX34} > 57,0 \%$$

Elle ne le sont plus que faiblement lorsque:

$$40,6 \% < \text{MAX34} \leq 57,7 \%$$

, tandis que l'on n'en observe plus que 7 sur 152 cas lorsque:

$$\text{MAX34} \leq 40,6 \%$$

Remarquons que, pour cette situation, seules des surestimations sur les bassins versants aval ont engendré des coûts importants.

Enfin, le quatrième arbre (cf figure III.17), correspondant au 14/09/83 (pas de temps 15), révèle également les mêmes tendances; on n'y observe 25 mauvaises prévisions sur 31 cas lorsque:

$$\text{MAX34} > 47,2 \quad \text{et} \quad \text{MIN12} \leq -172,0 \%$$

Elle ne sont plus que 8 sur 26 lorsque:

MAX34 > 47,2 et MIN12 > -172,0 %

, et l'on n'en trouve plus aucune lorsque:

MAX34 ≤ 47,2 %

Ces résultats nous permettent d'interpréter l'absence de corrélation observée au § III.2.4 entre le critère de qualité DHR et le coût d'application de la stratégie résultant de la prévision.

En effet, nous avons énoncé au chapitre II les trois hypothèses que supposait implicitement l'utilisation de ce critère:

- la symétrie des conséquences d'une surestimation et d'une sous-estimation (*hypothèse 1*),
- la faible importance de la répartition temporelle de la lame d'eau dans l'intervalle de temps considéré (*hypothèse 2*),
- l'intérêt de la moyenne pour caractériser la distribution des erreurs (*hypothèse 3*).

Les résultats obtenus précédemment nous permettent maintenant d'évaluer la validité de ces hypothèses:

- 1) Les deux types d'erreurs ayant une influence non négligeable sur le coût de la stratégie résultant de la prévision, sont une surestimation des lames d'eau sur les bassins versants amont, et une sous-estimation sur les bassins versants aval. Néanmoins, les seuils à partir desquels une influence sur le coût est perceptible, sont de l'ordre de 40% à 80% pour les sous-estimations, et de -150% à -180% pour les surestimations. *Il faut donc, pour notre application, rejeter l'hypothèse 1.* (Ce résultat est à rapprocher de ceux obtenus par BRIAT et al, 1985, dans le cadre d'une étude sur la gestion automatisée d'une retenue d'étalement à Bourran, près de Bordeaux: dans ce cas également, des sous-estimations des lames d'eau ont été jugées plus préjudiciables que des surestimations).
- 2) En revanche, nous avons pu montrer qu'une prévision "simplifiée", consistant à prévoir correctement le début et la fin de la période la plus intense de la pluie, ainsi que la lame d'eau moyenne entre ces deux instants, était équivalente à une prévision parfaite. De plus, des erreurs sur le début et la fin de la pluie, dans un intervalle [-30 mn,+30 mn], sont apparues comme n'affectant pas de façon importante la qualité de la prévision. *L'hypothèse 2 peut donc être considérée comme vérifiée*, ce qui signifie que l'erreur sur la lame d'eau est un bon paramètre pour considérer la qualité de la prévision d'un hétérogramme sur un bassin versant donné.
- 3) Enfin, nous avons mis en évidence l'existence de seuils de sous-estimation et de surestimation en dessous desquels les erreurs de prévision sont pratiquement sans influence sur le coût des décisions.

Ainsi, le 24/06/83 (pas de temps 1), on n'observe aucune mauvaise prévision (sur 63 cas), lorsque:

$$\text{MAX34} \leq 75,3 \% \quad \text{et} \quad \text{MIN12} > -152,0 \%$$

Il en est de même pour le même évènement, au pas de temps 13, lorsque:

$$\text{MAX34} \leq 82,1 \% \quad (175 \text{ cas})$$

, et le 14/09/83, au pas de temps 15, quand:

$$\text{MAX34} \leq 47,2 \% \quad (143 \text{ cas})$$

Enfin, le même jour, au pas de temps 1, on n'observe que 7 mauvaises prévisions, sur 152 cas, lorsque:

$$\text{MAX34} \leq 40,6 \%$$

Ces résultats montrent donc que l'hypothèse 3 n'est pas justifiée pour notre application. C'est en effet moins la moyenne des erreurs sur un ensemble de points qui importe, que l'existence pour certains de ces points d'erreurs dépassant certains seuils, de l'ordre de 50% pour les sous-estimation, et -150% pour les surestimations.

III.3.2 Définition d'un nouveau critère de qualité

Les remarques précédentes nous ont conduit à représenter, sur la figure III.18, la moyenne et l'écart-type du coût C pour les prévisions correspondant à chacune des cinq valeurs possibles de la variable NMP (Nombre de Mauvaises Prévisions) définie par l'égalité suivante:

$$\text{NMP} = \frac{\text{card}(\{ i \in \{1,2\} / \Delta H_i \leq -150 \% \})}{\text{card}(\{ i \in \{3,4\} / \Delta H_i > 50 \% \})} +$$

L'existence d'une bonne corrélation entre NMP et C, pour les quatre situations, apparaît nettement sur les graphiques présentés: la moyenne de C est bien fonction croissante de NMP, même si les écarts-types sont assez importants. Les coefficients de corrélation entre NMP et $\ln(C)$ varient sur les quatre situations entre 0,19 et 0,26.

Malgré le faible nombre de situations analysées, il nous paraît donc vraisemblable, compte tenu des résultats présentés, que le critère NMP qui vient d'être défini soit un critère beaucoup plus satisfaisant que DHR, pour juger de la qualité d'une prévision de pluie sur les quatre bassins considérés, dans l'optique de la gestion automatisée de cette partie du réseau.

tel-00520757, version 1 - 24 Sep 2010

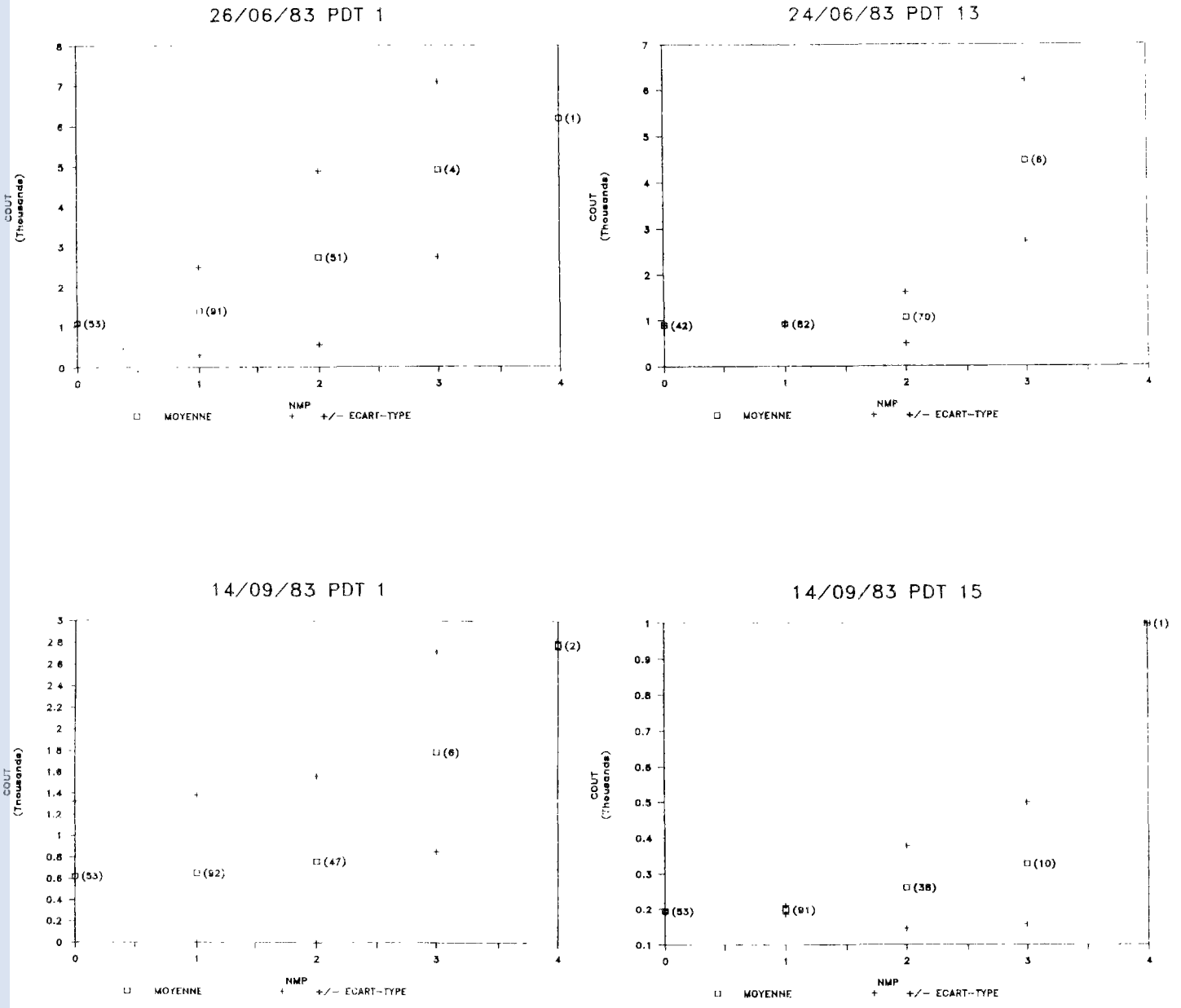


Figure III.18

Moyennes et écarts-types de C correspondant aux différentes valeurs de NMP pour les quatre situations de prévision

Cependant, ce critère ne permet d'évaluer que des prévisions effectuées sur ces quatre bassins versants. Il nous faut donc le généraliser, afin de l'appliquer à l'évaluation de prévisions radar relatives à des événements pluvieux quelconques, ne touchant pas nécessairement la Seine-Saint-Denis. Nous proposons donc de définir un nouveau critère, plus général, de la façon suivante:

- 1) On considère des prévisions de lames d'eau à t_0 , pour la durée $[t_0, t_0+T]$, avec $T = 30$ mn ou 60 mn.
- 2) On choisit au hasard n points dans un cercle de 100 km centré sur le radar, où la lame d'eau mesurée par radar est supérieure à un seuil s (par exemple $n = 10$ et $s=1$ mm).
- 3) Le critère que nous baptiserons également NMP est égal au nombre de points, parmi les n sélectionnés, vérifiant la condition:

$$\frac{HR-HP}{HR} > 50 \% \quad \text{ou} \quad \frac{HR-HP}{HR} < -150 \% \quad (\text{condition 1})$$

où HR et HP sont les lames d'eau mesurée et prévue à t_0 pour la durée $[t_0, t_0+T]$.

Le critère NMP ainsi défini conserve les propriétés essentielles du critère précédent:

- 1) Il est basé sur le calcul des erreurs sur les lames d'eau, pour des points où la lame d'eau "réelle" n'est pas négligeable hydrologiquement.
- 2) Il ne pénalise pas les erreurs en-dessous de seuils de surestimation et de sous-estimation.
- 3) Il tient compte de l'assymétrie entre surestimation et sous-estimation, en appliquant des seuils différents pour ces deux types d'erreurs.

Le choix des paramètres n et s dépend de l'importance des événements pluvieux que l'on veut considérer. Remarquons toutefois que NMP/n est une estimation de la probabilité conditionnelle, pour la situation considérée, qu'une prévision sur un pixel vérifie la condition 1, si la lame d'eau mesurée sur ce pixel est supérieure ou égale à s . On a donc intérêt à choisir n suffisamment grand (au moins égal à 10), en prenant garde toutefois de ne pas éliminer, ce faisant, des événements hydrologiquement intéressants, mais très limités géographiquement.

III.3.3 Comparaison avec quelques critères classiques

Le critère NMP a été comparé à trois des critères évoqués au chapitre II: l'indice de Rousseau (IR), l'erreur relative moyenne sur des lames d'eau (DHR), et l'erreur relative sur la vitesse prévue (DVR). Les mêmes données qu'au paragraphe II.2 ont été utilisées. Les prévisions considérées sont celles effectuées par la méthode du coefficient de corrélation croisée.

Les résultats sont reportés sur les figures III.19 à III.21. On constate que, s'il n'existe visiblement aucune corrélation entre NMP et DVR, il n'en est de même ni entre NMP et IR, ni entre NMP et DHR. Dans le premier cas, on observe que la moyenne de IR est fonction globalement décroissante de NMP. Cependant, l'écart-type est important pour les faibles valeurs de NMP: l'utilisation de RI conduit donc, dans un nombre non négligeable de cas, à attribuer une note très mauvaise à des prévisions excellentes au sens du critère NMP. Dans le second cas, il apparaît que la moyenne de DHR croît en fonction de NMP, pour les valeurs de NMP strictement supérieures à 6; lorsque NMP est inférieur à 6, la moyenne de DHR est pratiquement constante: le critère NMP permet donc souvent de distinguer entre des prévisions à peu près équivalentes au sens de DHR.

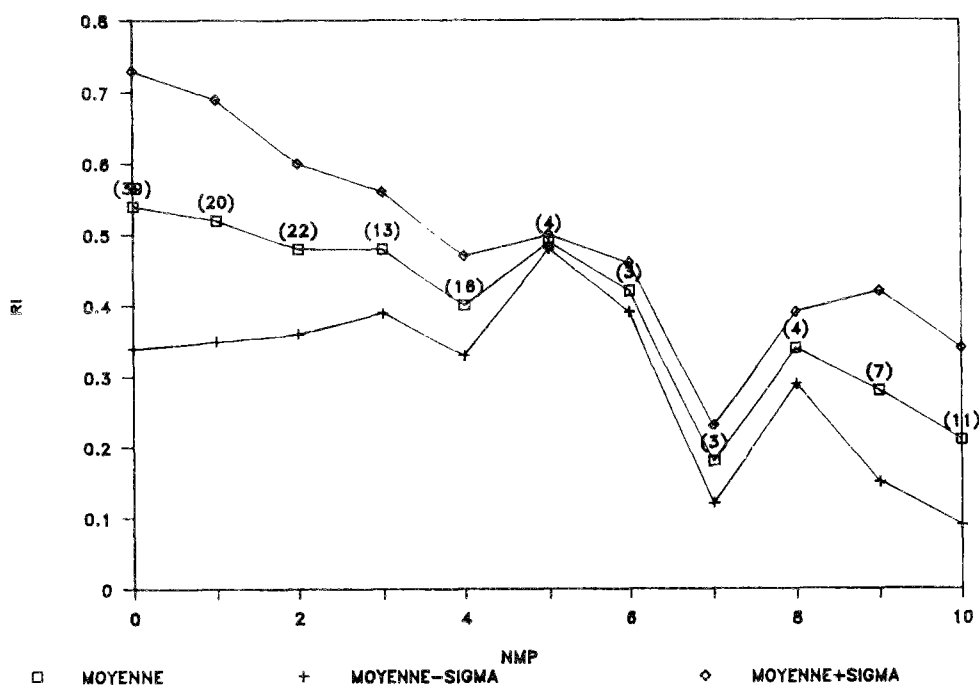


Figure III.19

Comparaison entre NMP et IR
(entre parenthèses: nombre d'observations)

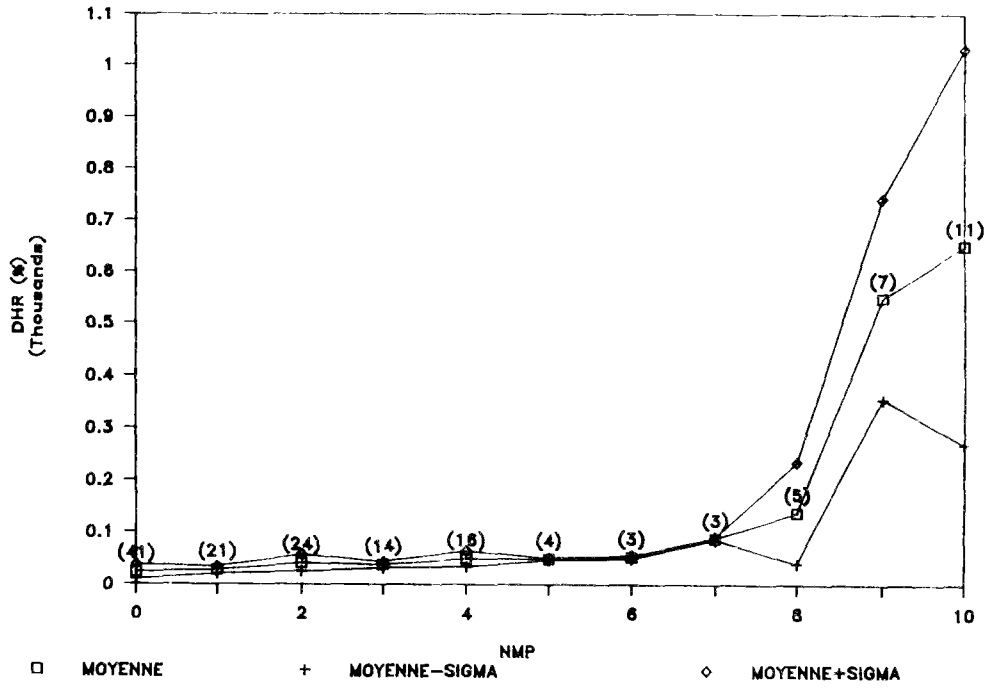


Figure III.20

Comparaison entre NMP et DHR
(entre parenthèses: nombre d'observations)

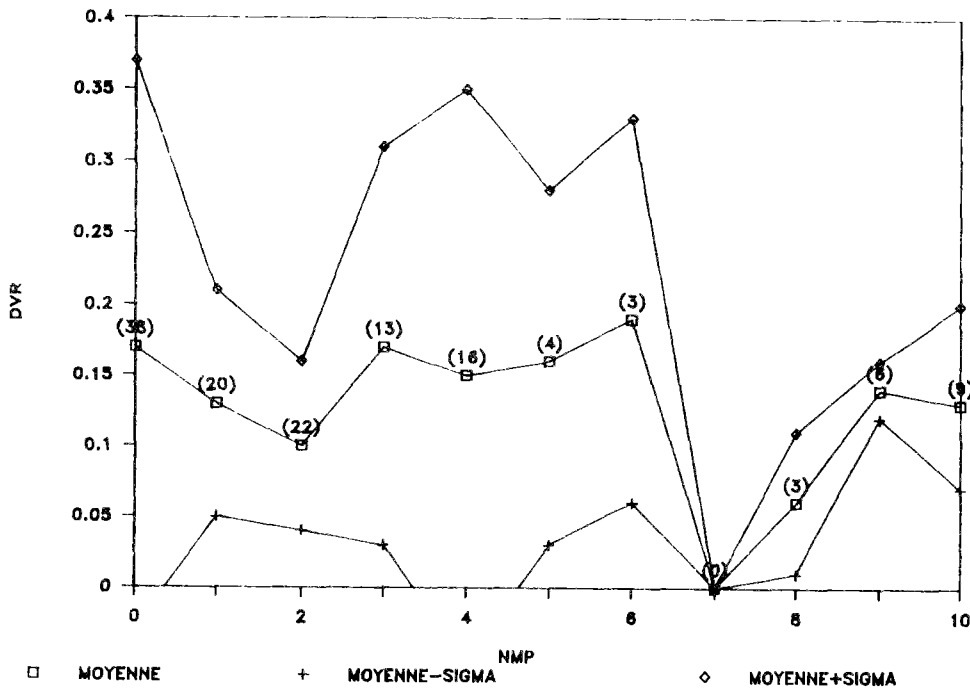


Figure III.21

Comparaison entre NMP et DVR
(entre parenthèses: nombre d'observations)

III.4 Conclusion

La méthodologie définie au paragraphe II.3, appliquée au problème de la gestion en temps réel d'une partie du réseau d'assainissement de Seine-Saint-Denis, nous a permis de définir un critère de qualité particulier à cette application. Avant d'aller plus loin, il convient de revenir sur les limites de ce résultat:

- 1) la pertinence de ce critère relativement à d'autres applications, même en hydrologie urbaine, n'a pas été démontrée;
- 2) les résultats obtenus étant liés à la définition de la fonction de coût de l'optimisation, la démarche ayant conduit à la définition du critère NMP devra être reconduite en cas de modification de cette fonction;
- 3) enfin, le nombre très important de simulations effectuées ne compense que partiellement le faible nombre d'évènements étudiés; il sera donc intéressant, comme prolongement à cette étude, d'en confirmer les résultats par l'analyse d'un plus grand nombre d'évènements.

Malgré cette dernière réserve, le critère NMP défini dans ce chapitre nous apparaît, au vu des résultats présentés, mieux adapté que les critères classiques à l'application particulière étudiée. De plus, la démarche qui a conduit à sa définition est généralisable à d'autres applications. Nous avons donc choisi d'utiliser le critère NMP dans la suite de cette étude.

DEUXIEME PARTIE

FIABILITE DE LA PREVISION DE PLUIE PAR RADAR
DANS UNE SITUATION METEOROLOGIQUE DONNEE

AVANT-PROPOS

Notre analyse des sources d'erreurs de la prévision de pluie par radar, effectuée au chapitre I, nous a conduit à supposer qu'un grand nombre d'entre elles dépendent de ce que nous avons appelé des "conditions météorologiques", c'est-à-dire essentiellement des caractéristiques des systèmes de précipitations responsables des échos observés sur l'image radar au moment de la prévision. Notre recherche s'est ensuite orientée vers la définition d'un critère de qualité pertinent relativement à une application en hydrologie urbaine. Nous sommes donc maintenant en mesure de nous interroger sur *la possibilité d'effectuer a priori une estimation de la qualité d'une prévision radar*, mesurée par ce critère, dans une situation météorologique donnée, ce qui constitue l'un des objectifs principaux de ce travail.

Curieusement, ce problème, très important dans la pratique, n'a reçu jusqu'à présent qu'assez peu d'attention de la part des chercheurs travaillant sur la prévision de pluie par radar. Les premiers travaux sur ce thème sont cependant assez anciens: ainsi, WILSON (1966) a étudié la relation entre le coefficient de corrélation maximal r_{\max} entre deux images séparées par un intervalle de temps ΔT , et diverses caractéristiques des échos. Ce coefficient présente l'intérêt d'être une borne supérieure du coefficient de corrélation entre une image prévue à une échéance égale à ΔT et l'image mesurée correspondante: c'est donc une mesure de la "prévisibilité" de l'image radar selon ce critère. La figure 1 ci-dessous, obtenue pour un événement particulier en séparant par filtrage numérique les échos de différentes tailles, montre bien l'influence de la taille des échos sur la prévisibilité des images radar, au sens de r_{\max} .

Dans son étude, Wilson a également cherché à relier statistiquement r_{\max} à des paramètres extraits de l'image radar. Ainsi, l'équation de régression suivante, qu'il a obtenue, explique 68% de la variance de r_{\max} :

$$r_{\max} = 0,35 - 0,0115 \Delta T + 0,0079 L + \text{IVAR}$$

avec ΔT = intervalle de temps entre les deux images,

L = longueur moyenne des échos (en miles nautiques),

IVAR = variance de l'intensité.

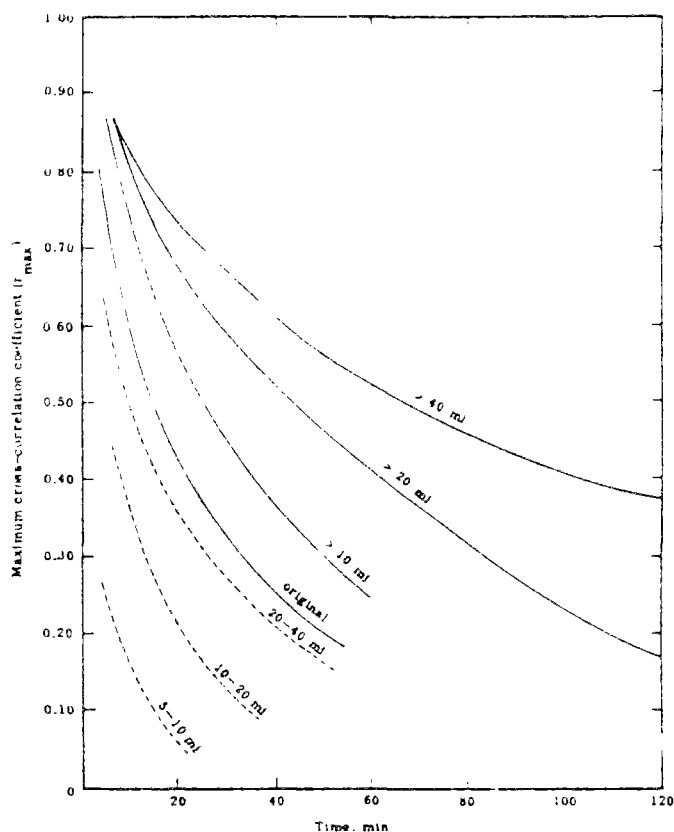


Figure 1

Corrélation maximale r_{\max} entre deux images en fonction de l'intervalle de temps, pour différentes tailles d'échos (d'après WILSON 1966)

Un peu plus tard, AUSTIN et BELLON (1974) ont repris cette approche, en étudiant l'évolution de r_{\max} en fonction du temps séparant deux images (ou, ce qui est à peu près équivalent, en fonction du déplacement donnant le coefficient de corrélation maximal), pour différents types de structures de précipitations, définis subjectivement. La figure 2, que nous leur empruntons, met ainsi en évidence des différences notables entre les systèmes compacts de précipitations, les averses ("scattered precipitation") et les lignes de grain, par ordre décroissant de prévisibilité.

Une fois démontrée la variabilité, d'une situation météorologique à l'autre, de la prévisibilité, l'étape suivante consiste logiquement à étudier la possibilité d'une estimation a priori de la fiabilité des prévisions. AUSTIN et BELLON (1974) ont envisagé d'utiliser pour cela la structure de la matrice de corrélations (ρ_{ij}), dont le terme général ρ_{ij} est égal au coefficient de corrélation maximal entre les images successives utilisées pour évaluer le déplacement, pour un décalage (i,j), en pixels. CICCIONE et PIRCHER (1984) ont également évoqué cette possibilité, mais aucun de ces auteurs ne semble avoir abouti dans cette direction.

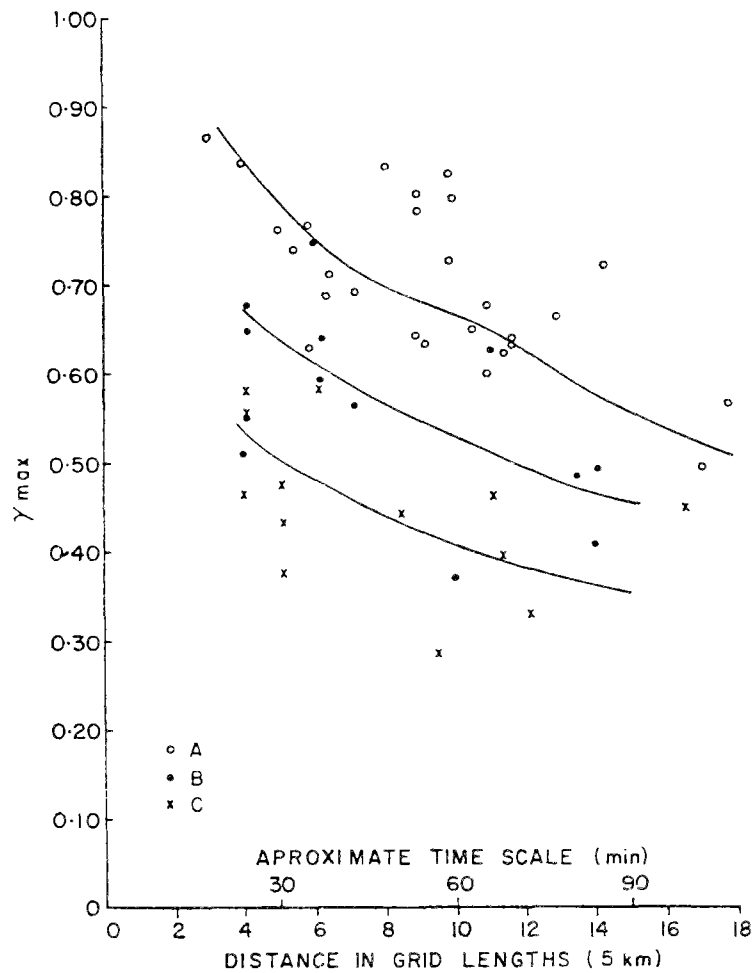


Figure 2

r_{max} en fonction de l'intervalle de temps entre deux images
pour différentes types de structures météorologiques

A: systèmes convectifs compacts

B: averses ("scattered precipitation")

C: lignes de grain

(d'après AUSTIN et BELLON 1974)

CICCIONE et PIRCHER (1984) ont également tenté une autre approche, en cherchant à expliquer l'indice de Rousseau entre les images mesurée à t et prévue à $t+1h$, par le coefficient de corrélation maximal ρ_0 entre les images mesurées à $t-\Delta T$ et t utilisées pour effectuer la prévision. La figure 3, que nous reproduisons ci-dessous, montre effectivement une relation entre ces deux grandeurs, avec cependant une assez grande dispersion.

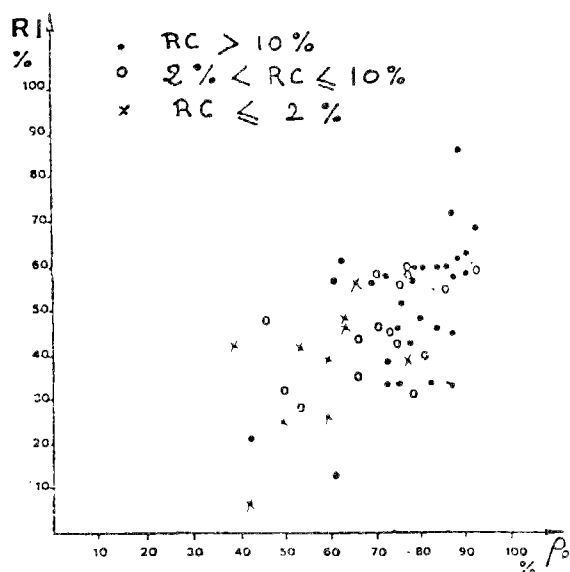


Figure 3

*Indice de Rousseau (RI) en fonction
du coefficient de corrélation initial (ρ_0)
pour 57 prévisions à une heure d'échéance
RC = couverture pluvieuse
(d'après CICCIONE et PIRCHER 1984)*

Enfin, EINFALT (1988) a cherché à identifier les conditions dans lesquelles des prévisions correctes étaient obtenues par la méthode SCOUT (cf §1.3.4). Les conditions suivantes sont rapportées comme étant favorables à de "bonnes performances de prévision", par cette méthode:

- nombre d'échos par images > 20 ,
- variation du nombre d'échos entre les images successives utilisées pour effectuer la prévision inférieure à 25%.

Notre intention, dans cette seconde partie, est de reprendre, de façon plus méthodique, le problème de l'influence des caractéristiques de la situation météorologique sur la qualité de la prévision, définie cette fois à l'aide du critère développé au chapitre III. Pour cela, il nous a paru utile de nous attarder quelque peu, dans un quatrième chapitre, sur les "systèmes de précipitations" à l'échelle d'observation du radar. Notre hypothèse de départ est en effet que l'étude de ces systèmes nous suggérera des prédicteurs potentiels de la qualité de la prévision. Nous tenterons dans le chapitre V de définir un certain nombre de ces prédicteurs, avant d'en étudier, dans le chapitre suivant, le lien avec la fiabilité des prévisions effectuées par les deux grandes classes de méthodes automatiques décrites au chapitre I.

CHAPITRE IV

SYSTEMES DE PRECIPITATIONS A L'ECHELLE D'OBSERVATION DU RADAR

Une image radar de type PPI se présente à un instant donné comme un ensemble de zones de pluie, que nous désignons par le terme d'"échos" (cf §I.3.3). Ces échos correspondent à des systèmes de précipitations dont la taille, la forme, l'intensité et la durée de vie dépendent largement du type de mouvement atmosphérique qui est cause de leur formation. Schématiquement, on distingue deux grands types de mouvements atmosphériques générateurs de précipitations:

- des mouvements de petite échelle (de quelques centaines de mètres à quelques dizaines de kilomètres), produits par la libération de l'énergie potentielle contenue dans les gradients thermiques verticaux, et responsables des phénomènes pluvieux dits "convectifs",
- des mouvements de grande échelle (quelques centaines à quelques milliers de kilomètres), associés aux gradients thermiques horizontaux (comme il en existe par exemple au voisinage du front polaire atlantique) qui dans nos régions se manifestent sous la forme des perturbations cycloniques extratropicales, et sont responsables des phénomènes pluvieux dits "frontaux".

Afin de mieux comprendre ce qui fait le caractère "prévisible" ou "imprévisible" d'une situation météorologique à un instant donné, il est nécessaire de connaître, pour chacune des structures de précipitations appartenant à l'une de ces deux grandes catégories (convectives et frontales), qui d'ailleurs coexistent souvent au cours d'un même événement pluvieux, un certain nombre de caractéristiques parmi lesquelles:

- la taille,
- la structure spatiale dans le plan horizontal,
- la durée de vie,
- les mécanismes de déplacement.

Dans la suite, nous passons en revue les différentes structures de précipitations susceptibles d'être rencontrées en Région Parisienne, par ordre croissant d'organisation, en insistant à chaque fois sur les caractéristiques essentielles liées à la prévisibilité.

IV.1 Les systèmes de précipitation convectifs

IV.1.1 La cellule ordinaire

Les mouvements verticaux des particules atmosphériques (au sens de domaines élémentaires de l'atmosphère au sein desquels les paramètres thermodynamiques peuvent être considérés comme constants), sont, en première approximation, adiabatiques, c'est-à-dire sans échange de chaleur entre la particule et son environnement (TRIPLET et ROCHE 1977). En cas de mouvement ascendant, la détente adiabatique qui est engendrée entraîne en refroidissement de l'air dans la particule. Schématiquement, deux cas peuvent alors se présenter :

- soit la particule devient plus froide que son environnement, auquel cas elle subit immédiatement un mouvement descendant: on dit que l'atmosphère est stable dans la couche considérée.
- soit la particule reste plus chaude que son environnement, auquel cas la résultante de son poids et de la poussée d'Archimède accentue et prolonge son mouvement ascendant: il y a instabilité.

Lorsque la couche instable s'étend à partir du sol sur une grande hauteur, il y a "convection développée", et naissance de façon isolée ou au sein d'un système plus complexe, d'"unités de formation de précipitations liées à une ascendance d'air humide particulière" (CHALON 1978), appelées cellules.

Quand le cisaillement vertical de vent horizontal est faible, les mouvements liés à l'ascendance des particules d'air tendent à suivre une verticale.

Si la cellule se développe suffisamment, les précipitations engendrées tendent à provoquer des mouvements d'air descendants qui s'opposent aux mouvements ascendants initiaux. Progressivement, l'ascendance est détruite, et le nuage se dissipe. Les trois phases de la vie d'une telle cellule, appelée "cellule ordinaire", ont été résumées par BYERS et BRAHAM (1949), (à qui nous empruntons la figure IV.1 ci-dessous), WALLACE et HOBBS (1977) et CHALON (1978):

- La première phase, dite "phase cumulus", est caractérisée par la formation de gouttelettes de nuages, trop petites pour être détectées par radar, qui évoluent progressivement en particules de précipitations liquides ou solides.
- La seconde phase, dite "de maturité", est caractérisée par la présence dans le nuage de l'ascendance initiale et d'une descente d'air froid, provenant des abords de la cellule, et provoquée entre autre par la chute des particules d'eau. Les précipitations correspondantes sont, à ce stade, perceptibles par radar.

- La troisième phase, dite "de dissipation", est caractérisée par la présence d'un unique courant descendant. Pendant ce stade, les particules d'eau continuent de grossir, et c'est alors que les échos radar acquièrent souvent leur intensité maximale.

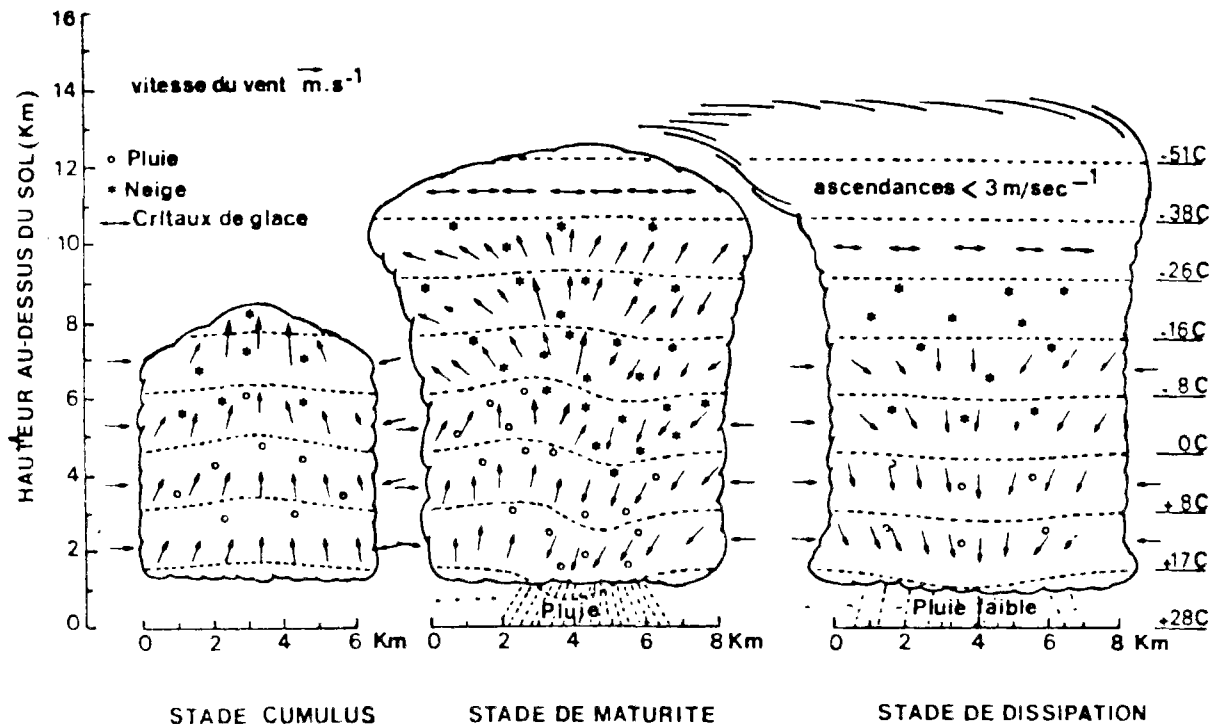


Figure IV.1

*Illustration des trois phases de la vie d'une cellule ordinaire
Les flèches indiquent la direction du vent et ont une longueur proportionnelle à sa vitesse
(d'après BYERS et BRAHAM 1949)*

La taille d'une cellule ordinaire est de l'ordre de quelques kilomètres carrés, et sa durée de vie de quelques dizaines de minutes (SAUVAGEOT 1982). Ce fait est d'une importance capitale en ce qui concerne la prévisibilité de ces structures. En effet, comme l'a montré STULL (1985), l'échéance maximale à laquelle on peut prévoir l'occurrence d'un phénomène météorologique en un point, depuis l'échelle microscopique jusqu'à l'échelle synoptique, n'est pas en général supérieure à la durée de vie de ce phénomène. Ainsi, dans une situation de traîne comme celle illustrée par la figure IV.2, pour laquelle l'image radar est composée exclusivement de cellules ordinaires, on ne peut espérer effectuer une prévision à plus de 30mn d'échéance.

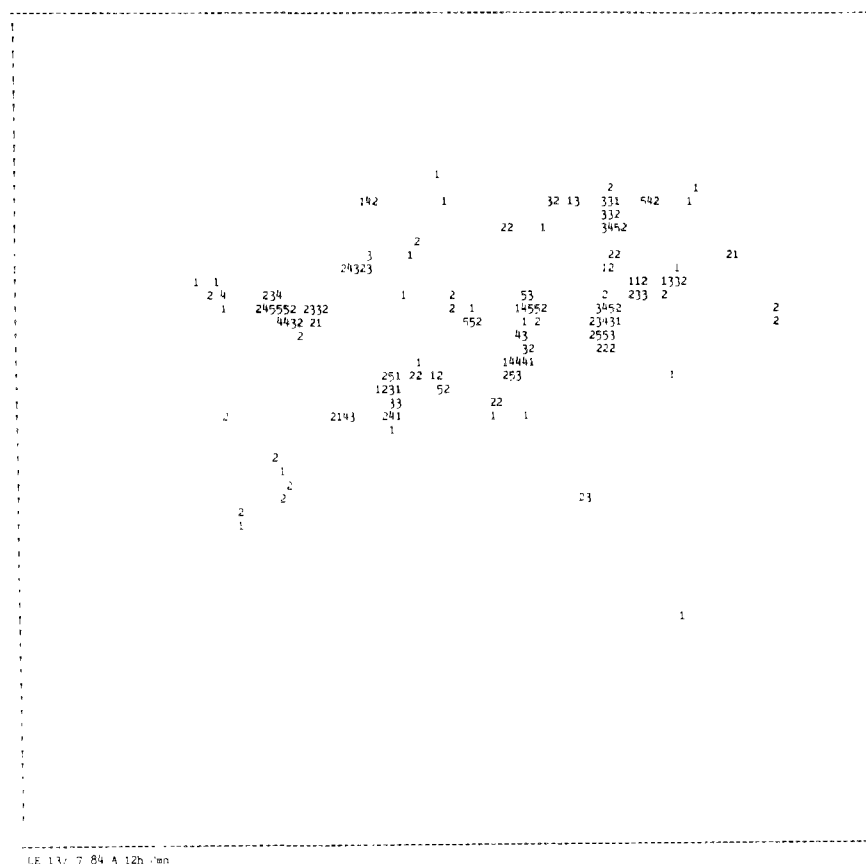


Figure IV.2

Image du radar de Trappes correspondant à une situation de traîne

Fait intéressant, plusieurs auteurs ont mis en évidence une relation entre la durée de vie d'une cellule et sa taille. Ce phénomène est très bien illustré par la figure IV.3 ci-dessous, empruntée à LOPEZ et al (1984), et construite de la façon suivante: une population de cellules observées en Floride a été séparée en 6 classes correspondant à des durées de vie de 10, 20, 30, 40, 50 et 60 minutes. Pour chaque pas de temps de 5mn, les tailles des cellules de chaque classe ont été moyennées. Une relation entre la durée de vie d'une cellule et sa taille maximale apparaît ainsi nettement. Selon SAUVAGEOT (1978), l'une des explications de ce phénomène réside dans le fait que l'entraînement d'air froid extérieur par l'ascendance au sein de la cellule est un facteur d'atténuation de la convection d'autant moins important que la section de la cellule est grande (rapport surface extérieure sur volume moindre).

Autre fait important en prévision, les cellules ordinaires dérivent approximativement à la vitesse du vent moyen à leur niveau. La figure IV.4 est extraite d'une étude (citée par BATTAN 1973) effectuée sur 41 orages individuels en Ohio, le vent moyen entre 0,6 et 6 km étant supérieur à 4,5 m/s. On voit que, dans ces conditions, il existe une très bonne corrélation entre le mouvement des échos et le vent dans la couche 3km-6km, principalement en ce qui concerne la direction. (En général, la vitesse de déplacement des cellules était inférieure à la vitesse du vent à n'importe quel niveau). Dans les cas où le vent moyen entre 0,6 et 6km était inférieur à 4,5 m/s, une moins bonne corrélation a été observée entre déplacement des cellules et vent à n'importe quel niveau.

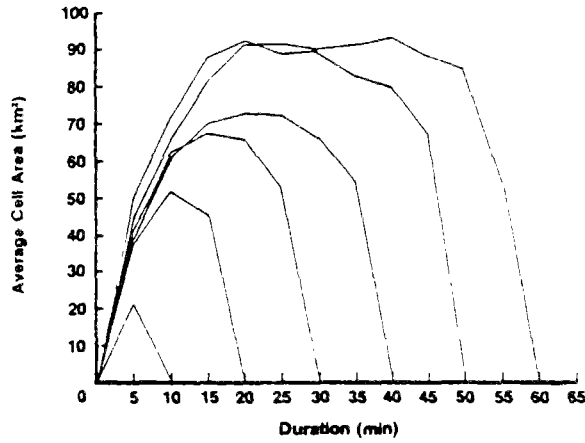


Figure IV.3

*Courbes de croissance de cellules convectives observées en Floride
Chaque courbe représente une moyenne
pour une classe de cellules de durée de vie déterminée
(d'après LOPEZ et al 1986)*

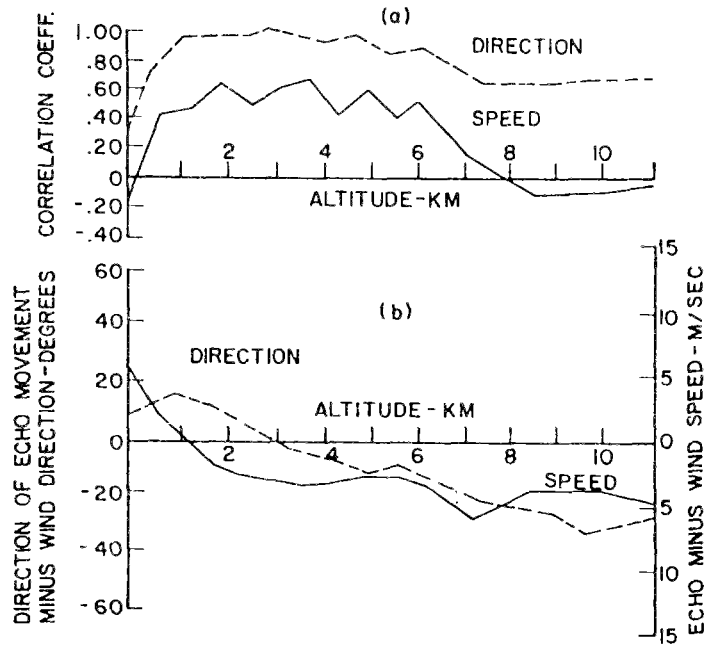


Figure IV.4

*Corrélation entre le déplacement de 41 cellules ordinaires
observées en Ohio, et le vent à différentes altitudes
(d'après BYERS et BRAHAM, cités par BATTAN 1973)*

VI.1.2 La supercellule

En présence d'un fort cisaillement de vent, la naissance d'une cellule convective est moins probable, car l'ascendance initiale a tendance à être inclinée par les vents forts en altitude, et l'air chaud et humide du nuage se trouve ainsi mélangé à l'air froid et sec environnant (CHALON 1978).

En revanche, lorsqu'une cellule d'orage parvient à se développer dans ces conditions, elle évolue souvent vers une organisation plus complexe, qui est celle de la supercellule. La figure IV.5, empruntée à SAUVAGEOT (1982), montre la circulation tridimensionnelle qui existe au sein d'une telle cellule. Contrairement à la cellule ordinaire, la supercellule est un système ouvert, dans lequel la descente d'air froid ne vient plus contrebalancer l'ascendance initiale. Le système évolue de façon quasi stationnaire, pendant une heure ou plus. Le diamètre d'une telle cellule est de l'ordre de 10 à 30 km (SAUVAGEOT 1982).

Une autre particularité de la supercellule est sa relative indépendance, en ce qui concerne le déplacement, par rapport aux vents moyens. Dans l'hémisphère Nord, on observe le plus souvent un déplacement des grosses cellules à droite des vents moyens dans la troposphère (avec un écart pouvant atteindre 50 degrés, d'après NEWTON et FANKHAUSER 1964), et à une vitesse moins importante. Mais tous les cas sont possibles, et l'on a vu des supercellules dévier à gauche des vents moyens, et d'autres se scinder en deux, une partie déviant vers la gauche, l'autre vers la droite (SAUVAGEOT 1982). L'une des causes de ces écarts entre déplacement des supercellules et vents moyens dans la troposphère, réside dans le fait que les grosses cellules se comportent comme des obstacles peu transparents aux vents extérieurs, grâce à l'existence de forces internes qui s'opposent aux forces imposées par les vents environnants (CHALON 1978).

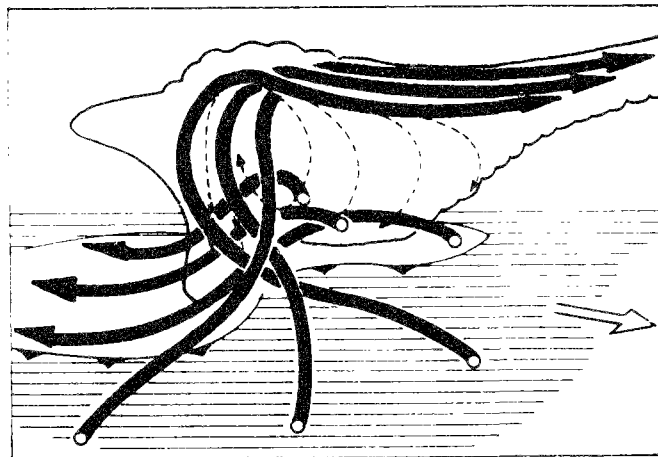


Figure IV.5

*Circulation tridimensionnelle au sein d'une supercellule
En pointillés: trajectoires des précipitations (d'après SAUVAGEOT 1982)*

D'une manière générale, la déviation par rapport aux vents moyens varie de façon croissante avec la taille de la cellule. Ainsi, NEWTON et FANKHAUSER (1964) sont parvenus, à partir de considérations sur le bilan hydrique des nuages, à proposer une relation entre la déviation α par rapport aux vents moyens entre 300 et 850 mb, le diamètre D de la cellule, la vitesse moyenne V du vent entre 300 et 850 mb, et le cisaillement de vent S (différence entre les vitesses des vents à la base et au sommet du nuage):

$$\text{tg } \alpha = \frac{S}{4V} \left(\frac{D}{D_0} - 1 \right)$$

(D_0 étant le diamètre critique d'une cellule déviant dans la direction des vents moyens, fonction de l'intensité de pluie moyenne sur la zone couverte par la cellule, de la masse de vapeur d'eau par unité de volume dans la couche la plus humide du nuage, et de S).

On retrouve dans cette formule l'influence positive exercée par le cisaillement de vent sur la déviation.

WILSON (1966) a également observé, pour un certain nombre d'évènements, que les gros échos (diamètre caractéristique > 40 kilomètres) se déplaçaient plus à droite que les échos ayant une taille caractéristique de 10 à 20 kilomètres.

IV.I.3 Les orages

Nous définissons ici un orage comme un événement pluvieux convectif, constitué d'une ou plusieurs cellules, sans référence à des phénomènes électriques: nous nous écartons donc quelque peu de l'usage en météorologie. Un orage peut être constitué de cellules ordinaires, de supercellules, ou des deux à la fois. SAUVAGEOT (1982) cite quelques facteurs pouvant influencer sur la structure des orages (nombre, nature, disposition, intensité des cellules), parmi lesquels:

- l'intensité convective de l'atmosphère,
- la présence d'un blocage d'air chaud et humide par une couche stable peu élevée, surmontée par de l'air froid et sec,
- l'existence d'un cisaillement vertical de vent horizontal.

Les cellules d'orages sont parfois organisées suivant une direction privilégiée: on parle alors de "ligne de grain". BLUESTEIN et JAIN (1985) ont identifié quatre modes de formation de tels systèmes en Oklahoma, représentés sur la figure IV.6:

- mode 1 ("*broken line*") : plusieurs cellules alignées se développent jusqu'à ne plus former qu'une ligne de convection;
- mode 2 ("*back building*") : une cellule se fragmente en plusieurs cellules plus petites disposées en ligne;
- mode 3 ("*broken area*") : un amas de cellules sans structure particulière au départ s'agglomèrent en un système unique organisé linéairement;

- mode 4 ("embedded area"): une ligne de convection intense se forme au sein d'une zone de précipitations stratiformes.

MM. Bluestein et Jain ont pu relier ces modes de formation aux valeurs du cisaillement de vent et de divers paramètres thermodynamiques. Par exemple, le mode 1 s'avère être associé à un cisaillement faible, une forte CAPE, et un nombre de Richardson de masse (Ri) élevé, tandis que le mode 2 est plutôt associé à un fort cisaillement de vent, une forte CAPE, et une faible valeur du paramètre Ri (cf § V.2 pour la définition de ces paramètres).

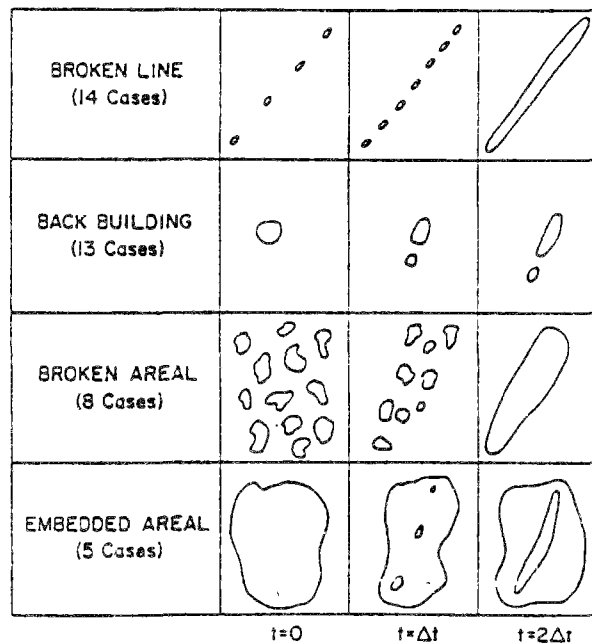


Figure IV.6

*Différents modes de formation des lignes de grain
(d'après BLUESTEIN et JAIN 1985)*

A l'intérieur d'un même orage, certaines cellules dépérissent tandis que d'autres naissent sur l'un des flancs du nuage, à la fréquence de une toutes les quelques minutes (SAUVAGEOT 1982). La durée de vie de l'ensemble est ainsi supérieure à la durée de vie de chacune des cellules. Ceci a une conséquence sur le déplacement de l'orage. En effet, le mouvement du centre de gravité d'un amas de cellules peut se diviser en deux composantes (BATTAN 1973):

- une composante de translation, due au mouvement individuel de chaque cellule,
- une composante de propagation, due à la formation de nouvelles cellules le plus souvent à droite de l'ensemble par rapport au sens de déplacement.

La vitesse V de l'ensemble est ainsi égale, d'après BOUCHER et WEXLER (1961), à:

$$V = u \cos \theta + \frac{\Delta x}{\Delta t}$$

avec (cf figure IV.7):

u = vitesse individuelle des cellules,

θ = angle de la direction du mouvement des cellules avec la direction du mouvement de l'ensemble,

Δx = distance moyenne entre l'amas de cellules et la région où de nouvelles cellules se développent (compté positivement si cette région est en avant de l'amas par rapport au mouvement général),

Δt = période moyenne d'apparition d'une nouvelle cellule.

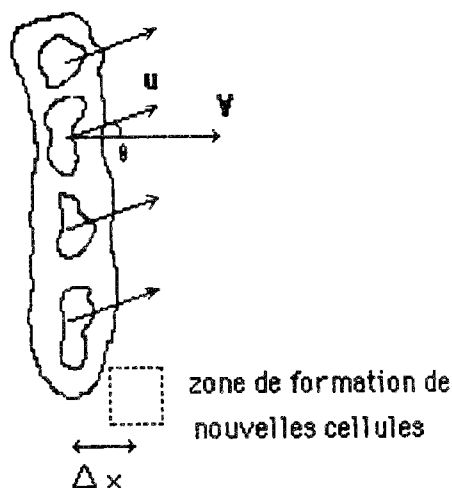


Figure IV.7

Vitesse de déplacement d'un amas de cellules

Cette considération est d'une grande importance en prévision: selon l'échéance, il faudra en effet extrapoler tantôt le mouvement individuel des cellules (à court terme), tantôt le mouvement d'ensemble (à moyen terme).

IV.2 Les perturbations cycloniques extratropicales

Comme nous l'avons signalé au début de ce chapitre, certains phénomènes pluvieux sont causés par des mouvements atmosphériques de grande échelle, dont l'énergie cinétique provient de la libération de l'énergie potentielle contenue dans les gradients thermiques horizontaux. De tels gradients existent dans l'Océan Atlantique, au sein d'une zone privilégiée de conflits entre l'air froid polaire dirigé par la zone dépressionnaire d'Islande et l'air chaud tropical dirigé par l'anticyclone des Açores: le front polaire.

Le long de cette zone se créent continuellement des ondulations dont quelques-unes, prises dans le flux d'Ouest, se propagent vers l'Europe en se développant. Le processus qui donne naissance à ces ondes, appelées "perturbations cycloniques extratropicales" (ou plus brièvement "perturbations"), est désigné sous le nom de frontogénèse.

Nous décrivons dans la suite le modèle classique des perturbations, puis nous évoquons les nouveaux schémas conceptuels associés aux systèmes frontaux, qui rendent mieux compte de la structure de détail des échos radar observés.

IV.2.1 Le modèle classique

Les figures IV.8 et IV.9 montrent comment une ondulation du front polaire donne naissance à une double surface frontale :

- entre l'air chaud et l'air froid antérieur (front chaud)
- entre l'air froid postérieur et le secteur chaud (front froid)

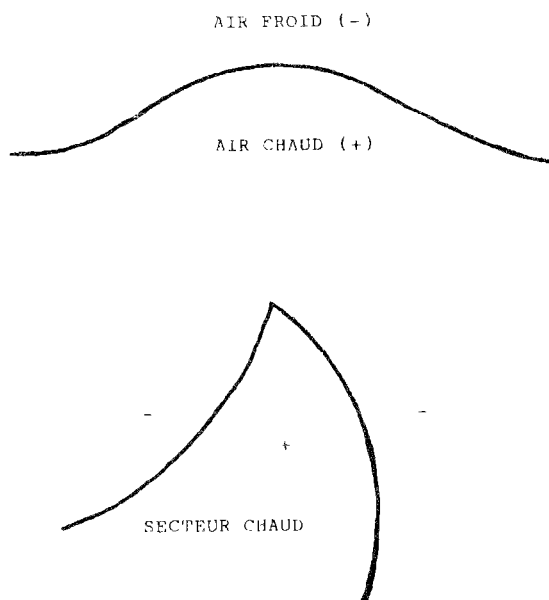


Figure IV.8

Le phénomène de frontogénèse

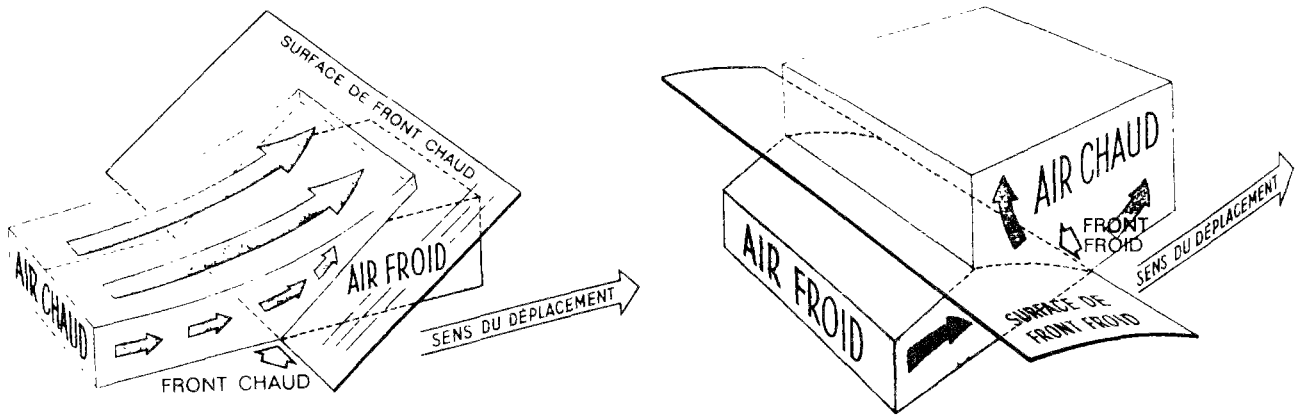


Figure IV.9

*Schémas en trois dimensions des surfaces frontales
dans le cadre du modèle classique
(d'après TRIPLET et ROCHE 1977)*

Dans presque tous les cas, l'air froid postérieur, plus froid que l'air froid antérieur, finit par le rattraper. L'air chaud est alors rejeté en altitude, et il y a naissance d'un front occlus. A ce stade, la perturbation commence à perdre de son activité et disparaît progressivement: elle se frontolyse.

La pente du front chaud étant faible ($1/1000^e$ à $1/200^e$), selon TRIPLET et ROCHE (1977), le mouvement d'ascension de l'air chaud au-dessus de l'air froid est, dans le cadre de ce modèle, lent et régulier. Les précipitations qui en résultent sont donc uniformes, et de faible intensité (TREBOUTA 1963). En revanche, les précipitations de front froid sont, en raison d'une pente plus forte de la surface frontale ($1/200^e$ à $1/10^e$), plus localisées et plus intenses.

Ce modèle de la perturbation, élaboré à une époque où seules les mesures classiques au sol et en altitude (température, pression, humidité, vent), et les observations visuelles, étaient disponibles, fournit encore un cadre conceptuel satisfaisant pour la prévision aux échelles synoptique et moyenne, à moyenne échéance (6h à 24h).

Néanmoins, des travaux plus récents ont permis, grâce à l'introduction de nouveaux moyens d'observation (satellite, radar conventionnel et Doppler), de mettre en évidence certains phénomènes importants non expliqués par le modèle brièvement présenté ci-dessus. Par exemple, AUSTIN et HOUZE (1972) ont montré comment, au sein de grandes aires de précipitations de mésoéchelle (10^4 km² environ), se trouvaient imbriquées des zones plus petites (10^2 à 10^3 km²), contenant elles-mêmes des entités d'échelle inférieure, ou cellules (quelques dizaines de km² au plus).

D'autre part, si les cellules sont en moyenne symétriques, et se déplacent avec les vents moyens entre 700 et 500 mb, les aires de précipitation de mésoéchelle sont presque toujours structurées en bandes, et évoluent avec la perturbation (HARROLD et AUSTIN 1974, BROWNING 1985, HOBBS 1978). Dans la suite, nous présentons brièvement un modèle de la perturbation susceptible de rendre compte d'une partie des phénomènes évoqués ci-dessus, et d'alimenter ainsi notre réflexion sur la prévisibilité des structures de précipitations.

IV.2.2 Nouveaux schémas conceptuels associés aux perturbations cycloniques extratropicales

L'étude détaillée des systèmes nuageux par satellite, des circulations à échelle fine par radar Doppler, des processus thermodynamiques et microphysiques par des mesures en altitude, a permis d'introduire un certain nombre de nouveaux concepts relatifs aux perturbations, que nous allons sommairement définir ci-dessous.

Relativement à un repère lié à la perturbation, trois circulations d'air à mésoéchelle, de caractéristiques thermodynamiques différentes sont à l'origine des systèmes nuageux observés (BROWNING 1985, HOBBS 1978, BROWNING ET MASSON):

a) Une "*ceinture chaude*", en ascension le long du front froid, qui peut se rencontrer, au sein d'une même perturbation, sous deux configurations différentes:

- *configuration 1*: le courant d'air chaud est dirigé vers l'arrière du front froid, et subit au niveau de la trace au sol de celui-ci une forte accélération verticale qui est à l'origine d'une bande de précipitation étroite (voir plus loin). Le front froid associé à une telle configuration est qualifié d'"anabatique". (cf figure IV.10).

- *configuration 2*: Le courant d'air chaud est dirigé à l'avant du front froid, et continue son ascension à l'avant du front chaud. On parle alors de front froid katabatique (cf figure IV.10).

(Nous verrons par la suite que ces configurations sont associées à des zones de précipitations au sol de caractéristiques différentes).

b) Une "*ceinture froide*", située le long du front chaud, qui, en arrivant par l'avant de la perturbation, est d'abord légèrement subsidante, puis commence une ascension de plus en plus forte à mesure qu'elle se rapproche de la perturbation. Le courant froid subit finalement un mouvement cyclonique qui le ramène vers l'avant de la perturbation. (cf figure IV.11)

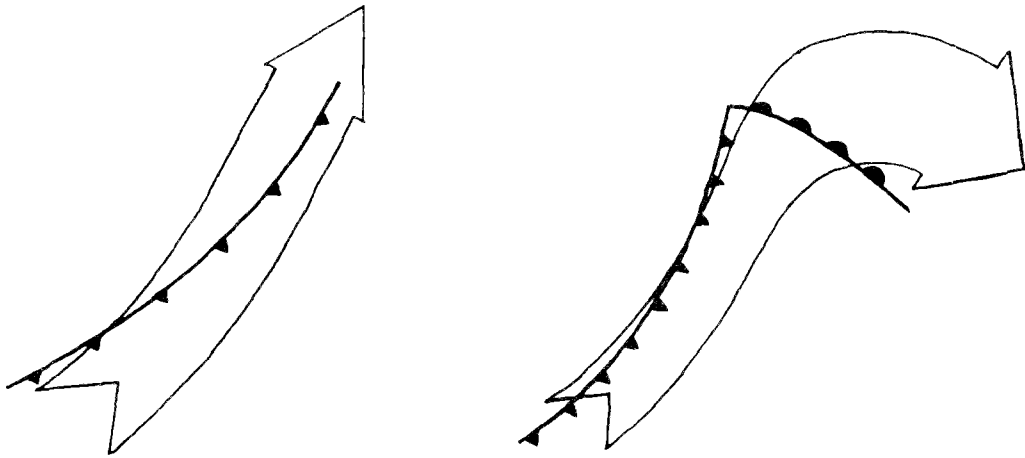


Figure IV.10

Schémas en plan de fronts froids anabatique (à gauche)
et katabatique (à droite)

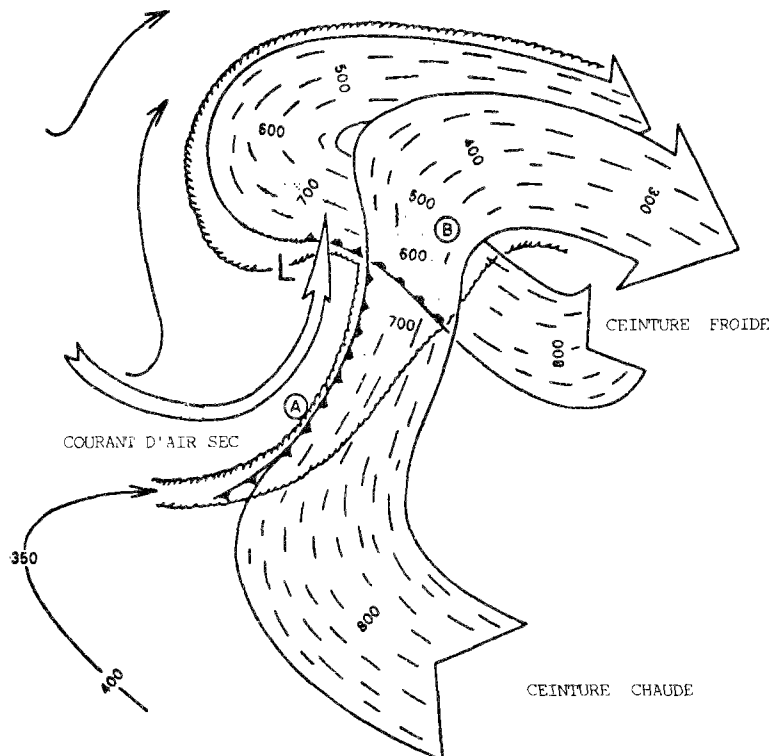


Figure IV.11

Les trois circulations atmosphériques de mésoéchelle
associées à une perturbation cyclonique extratropicale relativement
au mouvement de la perturbation (d'après BROWNING et MASSON)

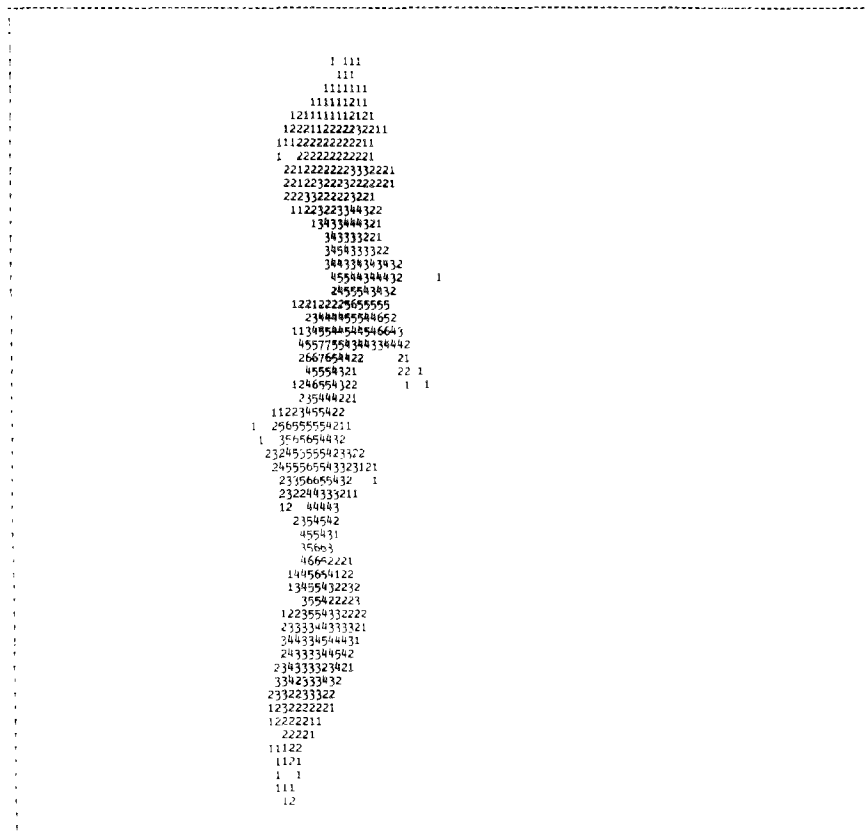
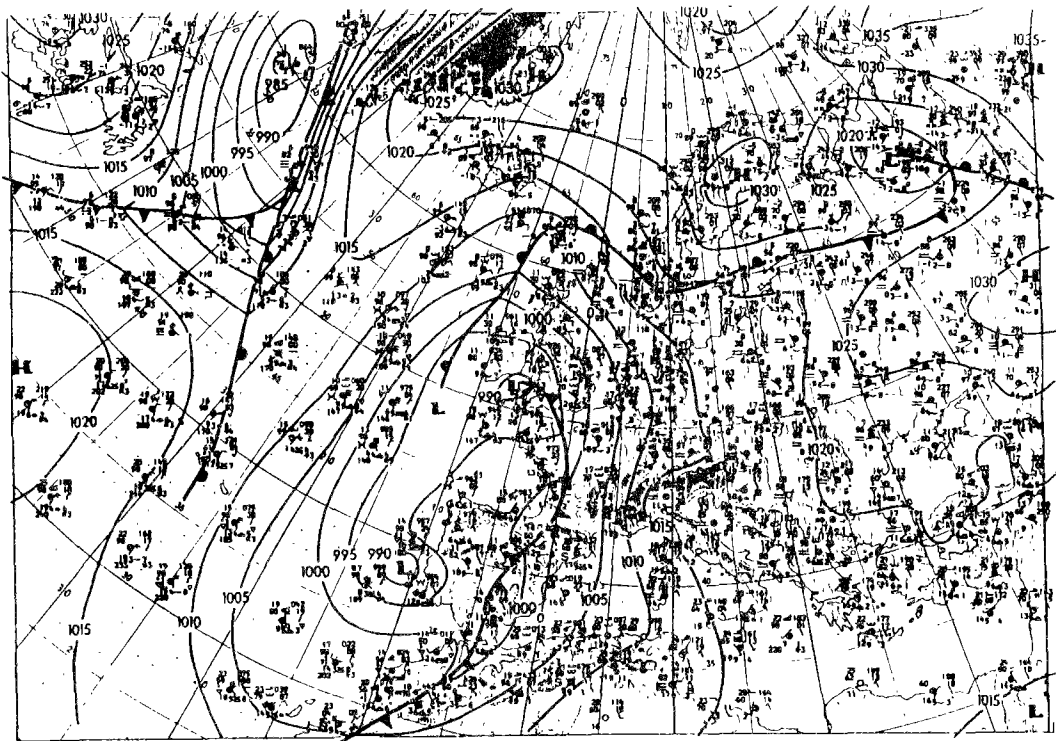
- c) *Un courant d'air sec* à basse température potentielle du thermomètre mouillé θ'_w ('), qui arrive par l'arrière du front froid et surmonte la ceinture chaude (cf figure IV.11).

Ces différentes circulations entraînent la formation de zones de précipitations de deux types bien différents:

- des *bandes étroites*, associées aux fronts froids anabatiques (plus fréquents en hiver), qui sont le résultat d'une convection intense dans la couche limite atmosphérique (jusqu'à 3 kilomètres d'altitude environ) (cf figure IV.12). Ces structures sont ancrées au front froid, et évoluent donc à la même vitesse que celui-ci. Elles peuvent se présenter comme dans la figure IV.12, ou être imbriquées dans une zone plus large de précipitations stratiformes plus faibles. Elles donnent généralement lieu à des averses assez fortes, et ont des dimensions de quelques centaines de kilomètres sur quelques kilomètres. Selon BLUESTEIN et JAIN (1985), les lignes de grain de type "broken line" ne seraient que des exemples particulièrement intenses des bandes étroites.
- des *bandes larges* (dites de type U), associées à l'ascension lente et régulière de la ceinture chaude le long des fronts froids katabatiques. Leur taille est de 50 kilomètres de large en moyenne (avec une forte dispersion des valeurs observées), pour une longueur de quelques centaines de kilomètres (cf figure IV.13). Elles sont en général le siège de précipitations faibles, avec cependant des zones plus intenses, de quelques dizaines de kilomètres carrés. Ces "noyaux de précipitations" sont associés, comme l'ont montré HOBBS et LOCATELLI (1978), à des cellules convectives situées dans la couche 700-500 mb environ, et dues au passage du courant d'air froid à bas θ'_w (') au-dessus de la ceinture chaude. Ces cellules convectives situées en altitude, appelées "cellules génératrices", jouent un rôle dans le déclenchement des précipitations dans les nuages stratiformes sous-jacents, par effet Bergeron (2). Il en résulte une disparité entre le mouvement des zones de précipitations à mésoéchelle (bandes de type U) et les cellules incluses dans ces zones: les premières évoluent avec l'ensemble de la perturbation, tandis que les secondes se déplacent comme les cellules génératrices, c'est-à-dire selon le vent moyen entre 700 et 500 mb environ. Selon BLUESTEIN et JAIN (1985), les bandes larges présentent une parenté avec les lignes de grain de type "broken areal".

(1) La température pseudo-adiabatique potentielle du thermomètre mouillé d'une particule humide, notée θ'_w , est égale à la température que prendrait cette particule, si elle était amenée à saturation par détente adiabatique, puis maintenue saturée et ramenée adiabatiquement au niveau de pression 1000 mb. Cette grandeur, très utilisée en Météorologie, possède la propriété d'être invariante au cours des transformations adiabatiques (cf. TRIPLET et ROCHE 1977). Nous reviendrons au chapitre suivant sur quelques principes élémentaires de thermodynamique de l'atmosphère.

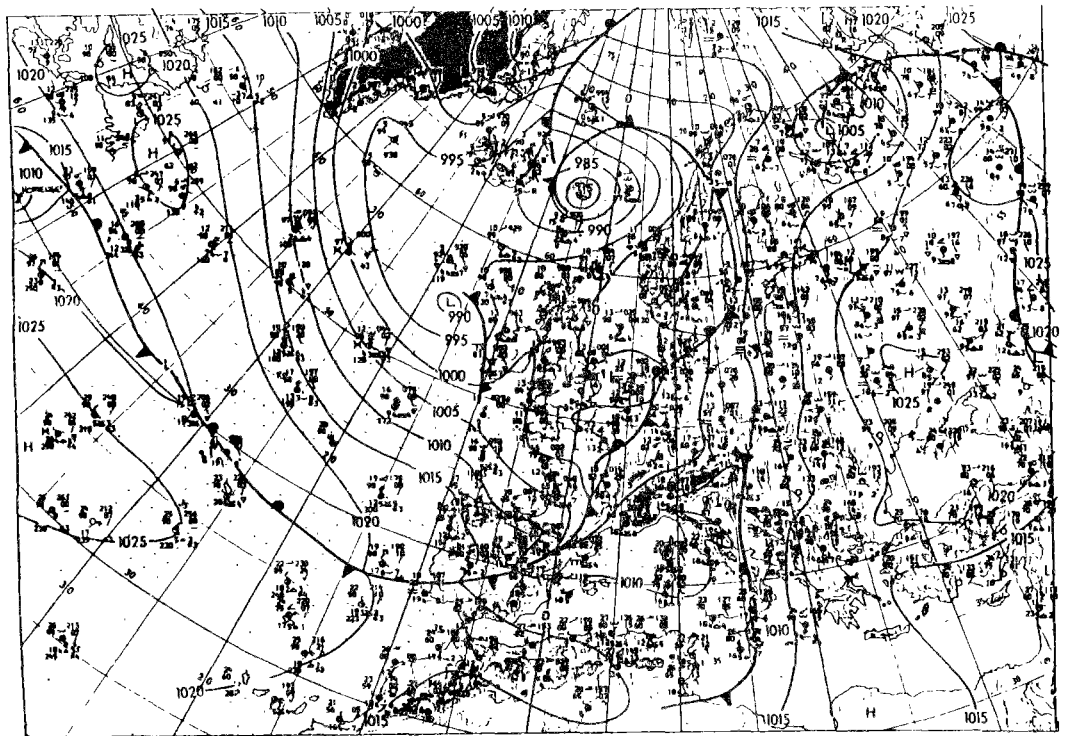
(2) Grossissement de noyaux de condensation (cristaux de glace, très grosses gouttes d'eau) en présence de gouttelettes d'eau surfondue.



LE 8/11/84 A 12h15mn

Figure IV.12

Exemple de bande de précipitations associée à un front froid anabatique
 (en haut: carte analysée à 12h00mn TU;
 en bas: image du radar de Trappes à 12h15mn TU)
 On remarque que la bande de précipitations observée sur l'image radar
 correspond exactement au passage du front froid
 (L'image radar représente une zone de 400 km de côté
 centrée sur Trappes)



LE 1/10/84 A 9h 00mn

Figure IV.13

Bande large de précipitations associée à une perturbation cyclonique extratropicale
 (en haut: carte analysée à 12h00mn TU;
 en bas: image du radar de Trappes à 9h00mn TU)
 La bande de précipitations observée sur l'image radar correspond au passage du front chaud ondulant
 (L'image radar représente une zone de 400 km de côté centrée sur Trappes)

Remarquons pour terminer que l'on rencontre également au sein des perturbations des cellules de convection causées par de l'instabilité sur une couche plus importante (convection profonde), notamment en été dans le secteur chaud (BROWNING 1985).

Les différents systèmes décrits dans ce chapitre sont récapitulés dans le tableau IV.1. Pour chaque système sont reportées les principales caractéristiques susceptibles d'influer sur la qualité de la prévision de pluie par radar. Les éléments rassemblés dans ce chapitre serviront de base, dans le chapitre suivant, à la définition de prédictors potentiels de la qualité de la prévision.

Dénomination	Taille	Durée de vie	Forme	Déplacement	Type de mouvement atmosphérique générateur
Cellule ordinaire	quelques km ² à quelques dizaines	quelques dizaines de minutes	symétrique	avec le vent moyen entre 700 et 500 mb	convection développée
Supercellule	quelques dizaines de km ²	une heure ou plus	idem	idem, mais possibilité d'écarts importants (vitesse inférieure et déviation à droite dans l'hémisphère N)	idem, avec cisaillement de vent
orage à cellules multiples	quelques dizaines à quelques centaines de km ²	quelques heures	idem	translation des cellules + propagation (naissance de nouvelles cellules)	idem
ligne de grain	idem	idem	orientée	idem	idem
bande pluvieuse étroite	quelques km x quelques centaines	idem	allongée	avec la trace au sol du front froid	ceinture chaude d'une perturbation avec front froid de type anabatique
bande pluvieuse large	quelques dizaines de km x quelques centaines	idem	idem	avec la perturbation	ceinture chaude d'une perturbation
cellule génératrice (dans une zone de précipitations stratiformes)	comme cellule ordinaire	comme cellule ordinaire	comme cellule ordinaire	comme cellule ordinaire	convection dans la couche 700mb-500mb

Tableau IV.1

Caractéristiques des principaux systèmes de précipitations à l'échelle d'observation du radar

CHAPITRE V

RECHERCHE DE PREDICTEURS DE LA FIABILITE D'UNE PREVISION DE PLUIE PAR RADAR

Nous avons étudié, au chapitre précédent, les principales caractéristiques des systèmes de précipitations à l'échelle d'observation du radar susceptibles d'influer sur leur prévisibilité. Les structures qui ont été mises en évidence diffèrent de façon importante par:

- le mode de formation,
- la taille,
- la forme,
- la durée de vie,
- le mode de déplacement.

Certaines de ces caractéristiques sont reliées entre elles par des liens de causalité. Ainsi, par exemple, la taille d'une cellule convective détermine en partie sa durée de vie (cf § IV.1.1) et sa forme (cf § IV.2.1). Plus généralement, le mode de formation d'une structure pluvieuse détermine chacune de ses caractéristiques.

Or, les techniques de prévision de pluie par radar étant toutes basées sur l'extrapolation du mouvement des échos (cf chapitre I), on peut s'attendre à ce que la prévisibilité d'une situation météorologique, définie par la possibilité plus ou moins grande de prévoir la quantité de précipitations sur une surface et à une échéance données, soit déterminée principalement par la taille, la durée de vie le mode de formation, et le mode de déplacement des systèmes de précipitations présents sur l'image à la date t_0 de prévision. Nous allons maintenant examiner successivement chacune de ces caractéristiques, afin d'exposer les raisons de cette affirmation.

1) *La taille*

Trois raisons au moins permettent de soupçonner une influence importante de la taille des structures pluvieuses sur la fiabilité des prévisions:

- la prévision en un point est d'autant plus sensible à des erreurs de détermination du déplacement, que la taille de la structure est plus petite;
- la présence d'échos touchant le bord de l'image, qui est une source d'erreurs pour certaines méthodes de prévisions (cf §I.4), est d'autant plus fréquente que les zones de pluie sont plus grandes;

- l'atténuation de l'onde radar par les précipitations, qui peut, dans certains cas, perturber la mesure, donc la prévision, dépend, outre de l'intensité de la pluie, de la longueur du trajet parcouru au sein des zones de précipitations, donc de la taille de celles-ci, et de leur nombre.

2) *La durée de vie*

En effet, si T est la durée de vie maximale des structures présentes sur l'image à t_0 , aucune prévision ne peut évidemment être effectuée par radar au delà de t_0+T (cf §IV.1.1). D'autre part, il est vraisemblable que l'évolution des caractéristiques d'une structure (forme, taille, intensité...) soit d'autant plus rapide que sa durée de vie est plus courte; or, nous avons vu au paragraphe I.4 qu'une évolution rapide des caractéristiques de l'image, au moment de la prévision ou pendant la durée de celle-ci, était une des principales sources d'erreur.

3) *Le mode de déplacement*

L'estimation correcte du déplacement des zones de précipitation conditionne évidemment le succès de la prévision. Or, ce déplacement peut avoir des propriétés non prises en compte par la méthode de prévision utilisée (non uniformité), ou être trop faible pour être mesurable.

4) *Le mode de formation*

Outre qu'elle détermine toutes les autres, cette caractéristique influe également sur les rythmes de naissance et de disparition des échos, qui influent à leur tour sur les performances de la prévision par radar.

En résumé, les performances de toute technique de prévision de pluie par radar dépendront dans une large mesure des caractéristiques des zones de précipitations perceptibles sur l'image radar au moment de la prévision, elles-mêmes liées aux conditions ayant présidé à leur formation.

Ce sont ces réflexions qui vont nous guider dans la définition de prédicteurs potentiels de la qualité de la prévision, par lesquels nous chercherons à caractériser:

- diverses propriétés des zones de pluie présentes sur l'image (forme, taille, intensité ...),
- le déplacement de ces zones,
- leur évolution,
- les conditions de leur formation.

Ces prédicteurs seront extraits des images radar, et des mesures de radiosondages.

V.1 Définition de prédicteurs à partir des images radar

L'image radar elle-même est susceptible de nous fournir un grand nombre de renseignements sur la forme ainsi que les vitesses d'évolution et de déplacement des zones de pluie. Les descripteurs correspondant, que nous avons définis, se rangent assez naturellement en trois catégories:

- de forme,
- d'évolution,
- dynamique.

Avant de présenter, dans cet ordre, ces trois catégories de prédicteurs, nous allons préalablement revenir plus en détail sur la notion d'écho.

V.1.1 Définition des échos

Les systèmes de précipitations décrits au chapitre précédent se traduisent sur l'image radar par des zones de pluie différenciées, ayant des caractéristiques propres (forme, déplacement ...). Afin de caractériser une situation météorologique relativement aux différents systèmes présents sur l'image, nous avons été amenés à emprunter à EINFALT (1988) la notion d'"écho", qui recoupe celle de "zone de pluie" (cf §I.3).

Nous définirons donc un écho comme un ensemble 4-connexe de pixels de réflectivité dépassant un certain seuil s .

Rappelons qu'un ensemble E de pixels est dit 4-connexe si tout pixel de E a en commun au moins un côté avec un autre pixel de E . Par exemple, sur la figure V.1, on considère deux échos, alors qu'une autre définition de la connexité (par exemple la 8-connexité) pourrait conduire à n'en considérer qu'un seul.

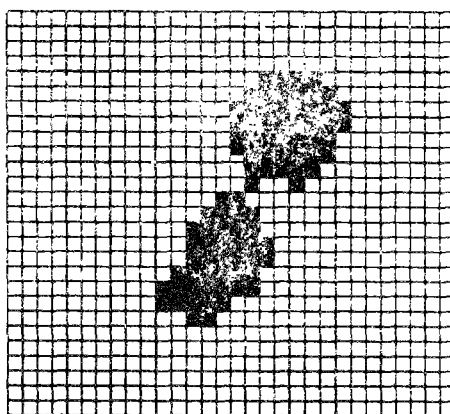


Figure V.1

Illustration de la notion d'écho

L'autre paramètre laissé libre dans la définition d'un écho est le seuil s . Comme nous l'avons vu au chapitre précédent, les structures de précipitations se présentent comme des entités imbriquées les unes dans les autres (par exemple, il arrive fréquemment que des cellules convectives soient incluses dans des zones de précipitations stratiformes). En fonction du seuil de réflectivité choisi, les structures perçues pourront donc être différentes. C'est pourquoi nous avons choisi de considérer deux valeurs différentes de s , qui nous donneront deux catégories d'échos:

- des échos "inférieurs", caractérisés par un seuil s égal à 13dBZ (correspondant au passage du niveau de réflectivité 0 au niveau 1 dans l'échelle Météotel),
- des échos "supérieurs", caractérisés par un seuil s défini de la façon suivante, n_x étant le nombre de pixels sur l'image de réflectivité supérieure ou égale à x :

$$s = \max \{x / n_x > 1500\} \quad \text{si } n_{13} > 1500,$$

$$s = 13 \text{ dBZ} \quad \text{sinon}$$

(Notons que dans le deuxième cas, les échos supérieurs et inférieurs se confondent).

Cette dernière convention a été choisie par référence à la méthode SCOUT (cf §I.3.4), qui est l'une des méthodes de prévision qui seront considérées au chapitre suivant.

La classification des pixels d'une image en échos a été effectuée à l'aide d'un algorithme développé par EINFALT (1988), qui revient à structurer l'ensemble initial de 256 x 256 pixels en un ensemble de vecteurs, chaque vecteur correspondant à un écho.

Notons que le concept d'"écho" défini dans ce paragraphe n'est que l'un des outils théoriques utilisés par EINFALT (1988) pour modéliser les systèmes de précipitations; en particulier, les notions d'"écho imaginaire" (cf §I.3.4) et de "couplage" entre les échos de deux images successives, n'ont pas été reprises ici (').

(') Dans SCOUT, une structure de précipitations est en fait modélisée par un écho, réel ou imaginaire, reconnu dans deux images successives par la procédure de couplage. Cette modélisation s'inspire de la vision humaine, l'oeil étant attiré, au cours de la visualisation d'une séquence d'images, par des groupes de pixels plus intenses que les pixels environnants, et persistants d'une image sur l'autre.

V.1.2 Définition et calcul des paramètres de forme

Soient I_{ij} , l'intensité du pixel j de l'écho i , (X_{ij}, Y_{ij}) ses coordonnées, n_i le nombre de pixels de l'écho i , N le nombre d'échos, et n le nombre de pixels non nuls de l'image:

$$n = \sum_{i=1}^{i=N} n_i$$

Les paramètres extraits de l'image que nous avons considérés sont:

- le nombre d'échos N
- la surface moyenne des échos:

$$S \text{ (km}^2\text{)} = 1/N \cdot \sum_{i=1}^{i=N} n_i \cdot S_p$$

, S_p étant l'aire couverte par un pixel de l'image, soit $1,6 \times 1,6 \text{ km}^2$ dans notre cas.

- l'intensité moyenne des échos:

$$I \text{ (mm/h)} = 1/N \cdot \sum_{i=1}^{i=N} (1/n_i \cdot \sum_{j=1}^{j=n_i} I_{ij})$$

- l'écart-type des intensités:

$$\sigma \text{ (mm/h)} = \sqrt{1/n \sum_{I_{ij}=0} [I_{ij} - (1/n \cdot \sum_{I_{ij}=0} I_{ij})]^2}$$

- la surface totale couverte par les pixels non nuls:

$$S_T = N \cdot S$$

- la moyenne pondérée par la surface de l'élongation des échos, définie comme le rapport des moments principaux d'inertie:

$$E = 1/S_T \cdot \sum_{i=1}^{i=N} S_p \cdot n_i \cdot \frac{J_{Mi}}{J_{mi}},$$

J_{Mi} et J_{mi} étant respectivement la plus grande et la plus petite des valeurs propres de la matrice d'inertie J_i de l'écho i :

$$J_i = \begin{bmatrix} J_{XXi} & J_{YXi} \\ J_{XYi} & J_{YYi} \end{bmatrix}$$

avec:

$$J_{XXi} = 1/n_i \cdot \sum_{j=1}^{j=n_i} (X_{ij} - X_{m_i})^2$$

$$J_{YYi} = 1/n_i \cdot \sum_{j=1}^{j=n_i} (Y_{ij} - Y_{m_i})^2$$

$$J_{XYi} = J_{YXi} = 1/n_i \cdot \sum_{j=1}^{j=n_i} (X_{ij} - X_{m_i})(Y_{ij} - Y_{m_i})$$

et
$$X_{m_i} = 1/n_i \sum_{j=1}^{j=n_i} X_{ij}$$

$$Y_{m_i} = 1/n_i \sum_{j=1}^{j=n_i} Y_{ij}$$

Notons que J_{m_i} et J_{M_i} se calculent directement à partir des formules suivantes:

$$J_{M_i} = 1/2 (J_{XXi} + J_{YYi}) + 1/2 \sqrt{(J_{XXi} - J_{YYi})^2 + 4 J_{XYi}^2}$$

$$J_{m_i} = 1/2 (J_{XXi} + J_{YYi}) - 1/2 \sqrt{(J_{XXi} - J_{YYi})^2 + 4 J_{XYi}^2}$$

Remarquons que le calcul de la surface moyenne des échos s'apparente au problème de la granulométrie par analyse d'images (COSTER et CHERMANT, 1985). On y retrouve en particulier le problème du masque de mesures: en effet, certains échos sont coupés par le bord de l'image. Si on les prend en compte dans le calcul, l'estimation de la surface moyenne est biaisée; dans le cas contraire, on introduit encore un biais, puisque les échos de grande taille ont une probabilité plus élevée de rencontrer le bord de l'image. Des méthodes de correction, assez complexes, sont proposées dans l'ouvrage cité. Nous avons choisi de ne pas les introduire, puisqu'il s'agit ici non pas d'obtenir une estimation précise, mais un critère de comparaison entre plusieurs situations.

Les paramètres définis ci-dessus seront appliqué aux échos inférieurs et supérieurs; dans ce dernier cas, il seront notés N' , S' , I' , σ' , S_T' et E' .

V.1.3 Définition et calcul des paramètres d'évolution et du paramètre dynamique

Treize paramètres ont été introduits pour quantifier l'évolution des caractéristiques des échos entre les deux images M_1 et M_2 , utilisées pour la prévision:

- les variations absolues (ΔN , ΔS_T et ΔI), et relatives (ΔNR , ΔS_{TR} et ΔIR) du nombre d'échos, de la surface totale couverte par les échos, et de l'intensité moyenne, exprimées en pourcentages:

$$\Delta N = |N_2 - N_1|$$

$$\Delta NR (\%) = \frac{\Delta N}{N_2} \times 100$$

$$\Delta S_T = |S_{T2} - S_{T1}|$$

$$\Delta S_{TR} (\%) = \frac{\Delta S_T}{S_{T2}} \times 100$$

$$\Delta I = |I_2 - I_1|$$

$$\Delta IR (\%) = \frac{\Delta I}{I_2} \times 100$$

(Comme précédemment, ces paramètres s'appliquent aux échos inférieurs et supérieurs: il sont alors noté $\Delta N'$, $\Delta NR'$, $\Delta S_{T'}$, $\Delta S_{TR}'$, $\Delta I'$, $\Delta IR'$).

- le coefficient de corrélation maximal COR entre M_1 et M_2

Enfin, le paramètre dynamique calculé est la vitesse apparente V_A (en km/h), égale à la norme du vecteur de déplacement rendant maximal le coefficient de corrélation entre M_1 et M_2 , divisée par la durée séparant ces deux images.

V.2 *Définition de prédicteurs à partir des mesures de radiosondage*

Comme nous l'avons à plusieurs reprises signalé au chapitre IV, les profils thermiques, d'humidité et de vent jouent un rôle prépondérant dans les mécanismes de formation des structures de précipitations. Nous avons même évoqué l'existence de paramètres "synthétiques" assez bien corrélés avec certains types de structures observées (cf §IV.1.2 et IV.1.3). Ces profils étant connus par les mesures de radiosondages, nous consacrerons le paragraphe V.2.1 à la description de ces données. Nous ferons ensuite quelques rappels sur l'instabilité atmosphérique, avant d'exposer en détail le principe et le calcul des indices d'instabilité. Enfin, nous terminerons ce paragraphe par une présentation des descripteurs choisis, liés à l'instabilité et au vent.

V.2.1 Les données et leur exploitabilité

Des radiosondages sont effectués en France par la Météorologie Nationale deux fois par jour (à 0 h TU et 12 h TU). Le seul point de mesure en Région Parisienne est la station de Trappes. Les paramètres mesurés sont la pression, la température, l'humidité relative (rapport de la pression partielle de la vapeur d'eau dans l'air, à la pression partielle maximale de vapeur d'eau correspondant à la température de l'air), la force et la direction du vent.

La faible résolution spatiale et surtout temporelle de ces mesures en limite malheureusement l'intérêt. En effet, les profils verticaux de température et d'humidité peuvent changer de manière importante en quelques heures, par exemple à cause du réchauffement diurne, ou du passage d'un front. Moyennant certaines données supplémentaires, (ensoleillement, température maximale au sol prévue dans la journée...), il est possible, même en temps réel, de tenir compte d'une partie de cette évolution. Etant données la masse d'informations à traiter, la difficulté d'automatiser ces procédures de correction, et l'absence de certaines données complémentaires, nous nous en sommes tenus aux données brutes.

Une autre solution envisageable pour pallier cette rareté des mesures est l'utilisation des sorties d'un modèle atmosphérique de moyenne échelle du type de PERIDOT, développé par la Météorologie Nationale. Nous pensons qu'il s'agit là d'une approche intéressante, que nous n'avons néanmoins pas pu entreprendre, du fait de l'absence de ces données pour une grande partie de la période pour laquelle nous disposons d'images radar. Ceci pourrait constituer une extension possible de ce travail.

Finalement, les mesures de radiosondage sont donc les seules informations dont nous disposons susceptibles de nous fournir des indications sur la structure verticale de l'atmosphère au moment de la prévision.

V.2.2 Rappels sur l'instabilité atmosphérique

Ce paragraphe, qui ne contient que des notions de météorologie élémentaire, est destiné principalement aux lecteurs non spécialistes de ce domaine. Le lecteur qui le souhaite pourra sans inconvénient passer directement au paragraphe V.2.3. Nous utiliserons essentiellement ici l'exposé de TRIPLET et ROCHE (1977).

Soit une particule atmosphérique de masse m , de volume V_0 , de température T_0 , et située au niveau de pression p_0 (¹).

(¹) L'échelle à laquelle nous nous plaçons est l'échelle aérologique: les dimensions des particules atmosphériques que nous considérons (définies comme des domaines élémentaires de l'atmosphère au sein desquels les différentes grandeurs physiques peuvent être considérées comme constantes) sont donc de l'ordre de quelques dizaines de mètres.

Cette particule est initialement en équilibre vertical: on a donc l'égalité suivante:

$$F_{pv} + \Pi = 0 \quad (1)$$

où F_{pv} est la composante verticale des forces de pression appliquées à la particule, et
 Π est le poids de la particule.

L'air atmosphérique étant assimilé à un gaz parfait, on a d'autre part l'équation d'état suivante:

$$p_0 V_0 = m R T_0$$

, où R est la constante de l'air humide, qui dépend de la proportion de vapeur d'eau. En notant r le rapport de mélange dans la particule, égal au rapport de la masse de vapeur d'eau sur la masse d'air sec, il vient:

$$R = \frac{R_a + r R_v}{1 + r} = R_a \left[\frac{1 + (R_v/R_a)r}{1 + r} \right] = R_a \left[\frac{1 + 1,608 r}{1 + r} \right]$$

, R_a et R_v étant les constantes respectives de l'air sec et de la vapeur d'eau ($R_a = 287,05 \text{ J.kg}^{-1}.\text{K}^{-1}$).

L'équation d'état précédente devient donc:

$$p_0 V_0 = m R_a \left[\frac{1 + 1,608r}{1 + r} \right] T_0$$

, soit encore:

$$p_0 V_0 = m R_a T_{v0}$$

, avec:

$$T_{v0} = \left[\frac{1 + 1,608r}{1 + r} \right] T_0$$

(T_{v0} est appelée température virtuelle de la particule).

Dans la suite, nous assimilerons les températures virtuelles aux températures, ce qui constitue une simplification couramment admise (TRIPLET et ROCHE 1977, STONE), l'écart $T_v - T$ étant en général de l'ordre du degré. Remarquons que cette simplification revient à négliger la perte de poids consécutive à la condensation éventuelle d'une partie de la vapeur d'eau contenue dans la particule.

Finalement, l'équation (1) se traduit par:

$$||F_{pv}|| = ||\Pi|| = \frac{p_0 V_0}{R_a T_0} g$$

Supposons maintenant que la particule soit soulevée jusqu'au niveau de pression p_1 . Au cours de ce soulèvement, sa pression s'équilibre avec celle de l'air environnant, tandis que sa température prend une valeur T_p , a priori différente de la température T_1 de l'environnement, et que son volume prend une valeur V_p .

Dans son nouvel état, la particule, saturée ou non, est toujours soumise à son poids, qui cette fois est égal à:

$$||\Pi|| = \frac{p_1 V_p}{R_a T_p} g \quad ,$$

et à la poussée d'Archimède, égale au poids du volume d'air déplacé:

$$||F_a|| = \frac{p_1 V_p}{R_a T_1} g$$

Le comportement de la particule, abandonnée à elle-même dans ce nouvel état, dépend du rapport:

$$\frac{||F_a||}{||\Pi||} = \frac{T_p}{T_1}$$

Si ce rapport est supérieur à 1 ($T_p > T_1$), la résultante verticale des forces appliquées à la particule est dirigée vers le haut, ce qui entraîne une amplification du mouvement initial : il y a *instabilité*.

Dans le cas contraire ($T_p < T_1$), il y a amortissement du mouvement initial, ce qui caractérise un état de *stabilité*.

Si l'on connaît le profil des températures dans une couche atmosphérique donnée (par exemple par des mesures de radiosondage), et la loi d'évolution de la température lors d'un mouvement ascendant, on est en mesure de déterminer le caractère stable ou non de la couche considérée. Il est même possible de quantifier cette stabilité (ou cette instabilité): c'est l'objet des "indices d'instabilité", que nous allons maintenant examiner.

V.2.3 Principe des indices d'instabilité

Un certain nombre d'indices d'instabilité ont été développés dès les années 1950, dans une optique de prévision des orages (ISSAC 1963, TRIPLET et ROCHE 1977, JARMUZYNSKI 1978). On a souvent dénoncé les dangers d'une utilisation "en aveugle" de ces indices, qui ne sont basés que sur les données d'un seul radiosondage, effectué le plus souvent plusieurs heures auparavant, alors que "toute prévision d'orages suppose l'étude des cartes synoptiques, celle des variations éventuelles de température ou d'humidité, celles encore du champ de vent en altitude et des advections thermiques" (TRIPLET et ROCHE 1977).

Cependant, il convient d'insister sur le fait qu'il ne s'agit pas ici d'utiliser ces indices pour la prévision des orages, mais de les proposer, parmi d'autres, comme prédicteurs de la fiabilité de la prévision de pluie par radar. La critique précédemment formulée ne s'applique donc pas dans notre cas.

Schématiquement, les indices d'instabilité les plus utilisés se répartissent en deux catégories, suivant qu'ils sont calculés à partir de la donnée:

- de l'humidité et de la température à la base de la couche considérée, ainsi que de la température du sommet de la couche (catégorie 1);
- de l'humidité à la base de la couche, et du profil complet de température sur toute la couche (catégorie 2).

L'exemple le plus connu d'indice de la première catégorie est l'indice de Showalter:

$$I_S = T - T'$$

où T = température au niveau de pression 500 mb (correspondant à une altitude de 5500 m environ);

T' = température prise par une particule à 850 mb (soit environ 1500 m), amenée adiabatiquement (c'est-à-dire sans échange de chaleur avec l'environnement) au niveau 500 mb.

L'atmosphère est d'autant moins stable dans la couche 850-500 mb que la valeur de I_S est plus faible.

Avant la généralisation de l'informatique, les indices de ce type présentaient l'avantage de pouvoir se calculer à la main, à l'aide des émagrammes (représentations graphiques des mesures de radiosondage en usage à la Météorologie Nationale).

La seconde catégorie contient essentiellement les indices que nous qualifierons d'"énergétiques", et qui s'obtiennent à partir du calcul de la quantité de travail fournie par l'environnement pour amener adiabatiquement une particule d'un niveau p_0 à un niveau p_1 . Soit $W(p_0, p_1)$ cette quantité de travail par unité de masse de la particule.

En négligeant les forces de frottement dues à la viscosité de l'air (ce qui, d'après PEDELABORDE (1982), n'affecte pas de manière importante les résultats), on a :

$$W(p_0, p_1) = \int_{z_0}^{z_1} (F_a + \Pi) \cdot i dz \quad (2)$$

où: Π = poids de la particule,
 F_a = résultante verticale des forces de pression appliquées à la particule,
 z_j = altitude correspondant au niveau de pression p_j
 i = vecteur unitaire dirigé verticalement de bas en haut.

Par projection sur l'axe vertical, l'équation (2) devient:

$$\begin{aligned} W(p_0, p_1) &= \int_{z_0}^{z_1} (F_a - \Pi) \cdot dz \\ &= \int_{z_0}^{z_1} \left[\frac{pV_p}{R_a T} - \frac{pV_p}{R_a T_p} \right] g dz \end{aligned} \quad (3)$$

avec:

p = pression de l'environnement et de la particule à l'altitude z
 (on suppose que la particule est à tout moment en équilibre de pression avec l'environnement),

V_p = volume de la particule à l'altitude z ,

T = température de l'environnement à l'altitude z ,

T_p = température de la particule à l'altitude z .

En transformant l'équation (3), il vient:

$$W(p_0, p_1) = \int_{z_0}^{z_1} \frac{pV_p}{R_a} g \left[\frac{1}{T} - \frac{1}{T_p} \right] dz \quad (4)$$

Or, l'air étant assimilé à un gaz parfait:

$$pV_p = R_a T_p \quad \Leftrightarrow \quad \frac{pV_p}{R_a} = T_p$$

L'équation (4) peut donc s'écrire:

$$\begin{aligned} W(p_0, p_1) &= \int_{z_0}^{z_1} T_p g \left[\frac{T_p - T}{T \cdot T_p} \right] dz \\ &= \int_{z_0}^{z_1} g \left[\frac{T_p - T}{T} \right] dz \end{aligned} \quad (5)$$

L'air environnant étant supposé en équilibre hydrostatique, on a :

$$dp = - \rho g dz \quad (\text{avec } \rho = \text{masse volumique de l'air}),$$

ce qui, combiné avec l'équation d'état :

$$p = \rho R_a T \quad ,$$

donne la relation suivante entre dp et dz :

$$dp = - \frac{\rho g}{R_a T} dz$$

L'équation (5) devient donc finalement :

$$W(p_0, p_1) = R_a \int_{p_0}^{p_1} (T - T_p) \frac{dp}{p} \quad (6)$$

On retrouve que $W(p_0, p_1)$ est *négatif* si, quand on élève la particule du niveau p_0 au niveau p_1 ($p_1 < p_0$), sa température reste toujours plus basse que celle de l'air environnant ($T_p > T$), donc si l'atmosphère est *stable* dans la couche $[p_0, p_1]$ considérée.

Le calcul de I_s et de $W(p_0, p_1)$ à partir de mesures de radiosondage nécessite le calcul de l'évolution de la température d'une particule atmosphérique subissant une ascension du fait de la convection, connaissant son état initial (température, pression, humidité). Le principe de ce calcul est détaillé dans le paragraphe suivant.

V.2.4 Calcul des indices d'instabilité

Le premier principe de la thermodynamique, appliqué à une transformation quelconque d'un gaz parfait, conduit à la relation suivante :

$$dT = \frac{R}{C_p} \frac{T}{P} dP + \frac{1}{C_p} dQ \quad (7)$$

où R est la constante du gaz, et C_p la chaleur massique à pression constante.

Dans le cas d'une transformation adiabatique (c'est-à-dire sans échange de chaleur entre la quantité de gaz considérée et son environnement), la relation (7) devient :

$$dT = \frac{R}{C_p} \frac{T}{P} dP \quad (8)$$

Considérons maintenant une particule d'air sec, de température T_0 , au niveau de pression p_0 , amenée *adiabatiquement* (') au niveau de pression p_1 . Quelle est sa température T_1 ? Il suffit d'intégrer l'équation différentielle précédente:

$$\int_{T_0}^{T_1} \frac{dT}{T} = \frac{R_a}{C_{pa}} \int_{p_0}^{p_1} \frac{dp}{p} \quad (9)$$

(R_a et C_{pa} sont les valeurs de R et C_p pour l'air sec)

Soit:

$$\ln \frac{T_1}{T_0} = \frac{R_a}{C_{pa}} \ln \frac{p_1}{p_0} ,$$

et finalement:

$$T_1 = T_0 \left[\frac{p_1}{p_0} \right]^{R_a/C_{pa}} \quad (10)$$

La relation précédente est encore valable, avec une bonne approximation, pour l'air humide, tant que celui reste non saturé (TRIPLET et ROCHE 1977). Le problème se pose alors de déterminer à partir de quel niveau de pression une particule d'air humide ascendante devient saturée.

Le rapport de mélange de saturation r_s , défini comme le rapport, à saturation, de la masse de vapeur d'eau à la masse d'air sec, s'obtient à partir de la pression de vapeur saturante e_s par la relation:

$$r_s = 0.622 \left[\frac{e_s}{p - e_s} \right] \quad (11)$$

Or, e_s ne dépend que de la température par la relation expérimentale suivante (STACKPOLE 1967):

$$e_s = 6,11 \cdot 10^{at/(t+b)} \quad (12)$$

où $a = 7,5$

$b = 237,3$

et t est la température exprimée en °C.

(') L'hypothèse d'adiabatisme se justifie par la mauvaise conductibilité thermique de l'air.

Les équations (10), (11) et (12) permettent de calculer le niveau de pression p_c à partir duquel une particule de température initiale T_0 , de pression p_0 et de rapport de mélange r devient saturée; il suffit en effet de résoudre numériquement le système suivant:

$$\begin{cases} r = 0.622 \left[\frac{6.11 \cdot 10^x}{p_c - 6.11 \cdot 10^x} \right] \\ T_c = T_0 \left[\frac{p_c}{p_0} \right]^{R_a/C_{pa}} \end{cases}$$

$$\text{avec } x = \frac{a (T_c - 273.16)}{T_c - 273.16 + b}$$

Un algorithme de résolution numérique de ce système est donné dans STACKPOLE (1967). Le niveau de pression p_c est appelé niveau de condensation de la particule.

Arrivée au niveau de condensation, la particule devient saturée: la relation (10) n'est donc plus applicable.

On montre que, lors d'une transformation adiabatique d'une particule atmosphérique saturée, celle-ci restant à la limite de la saturation (ce qui implique que toute l'eau condensée précipite lors d'une détente, et que l'on fournisse de l'eau à la particule lors d'une compression), la grandeur θ_{SE} suivante reste constante (STACKPOLE 1967):

$$\theta_{SE} = \theta \exp\left(-\frac{Lr_s}{C_p T}\right) ,$$

où:

$$\theta = T \left[\frac{1000}{p - e_s} \right]^{2/7}$$

, et L est la chaleur latente d'évaporation, donnée en fonction de la température par la relation:

$$L = 596,73 - 0,601 (T - 273,16)$$

θ_{SE} ne dépend donc que de la pression et de la température. Pour connaître la température T d'une particule élevée à un niveau $p < p_c$, il suffit donc de résoudre l'équation suivante:

$$\theta_{SE}(p_c, T_c) = \theta_{SE}(p, T),$$

ce qui se fait aisément par une méthode numérique proposée par STACKPOLE (1967).

La méthode exposée ci-dessus permet donc de calculer la température T_p d'une particule d'air sec ou humide, de température initiale T_0 et de rapport de mélange r , élevée adiabatiquement du niveau de pression p_0 à un niveau quelconque p . Le calcul de I_s et de $W(p_0, p_1)$, définis au paragraphe précédent, devient donc immédiat.

V.2.5 Définition et calcul de paramètres thermodynamiques

Nous avons retenu comme paramètres thermodynamiques l'indice de Showalter, critère d'instabilité très usité et facile à calculer, ainsi que quatre autres indices basés sur le calcul de grandeurs de type $W(p_0, p_1)$ (cf §V.2.3).

Pour ce dernier type d'indices, le choix des niveaux p_0 et p_1 est fondamental: nous avons donc procédé à un examen des valeurs citées dans la littérature ; BLUESTEIN et JAIN (1985) définissent la CIN ("convective inhibition") comme la quantité de travail par unité de masse nécessaire pour élever une particule initialement stable de la surface jusqu'au niveau de convection libre, c'est-à-dire le niveau à partir duquel cette particule devient plus chaude que son environnement. On a donc, avec nos propres notations:

$$CIN = - W(p_0, p_{CL})$$

où p_0 = niveau de pression au sol,
 p_{CL} = pression au niveau de convection libre.

Si la particule est initialement instable, la CIN est nulle.

Les mêmes auteurs définissent la CAPE ("convective available potential energy", déjà rencontrée au § IV.1.3)) comme la quantité de travail fournie par l'environnement à une particule lorsqu'elle s'élève du niveau de convection libre à son niveau d'équilibre (niveau où sa température devient égale à celle de son environnement). Cette définition est également donnée par OLORY (1982). On a donc:

$$CAPE = + W(p_{CL}, p_e)$$

avec p_e = pression au niveau d'équilibre.

Enfin, STONE propose comme indice global d'instabilité la grandeur suivante, appelée "Energy index":

$$EI = -W(p_{\max}, 400\text{mb})$$

où p_{\max} est le niveau de température potentielle du thermomètre mouillé la plus grande dans les 150 mb inférieurs du sondage. (Rappelons que la température potentielle du thermomètre mouillé est la température prise par une particule d'air humide, amenée à saturation par détente adiabatique, puis maintenue saturée et ramenée au niveau de pression 1000 mb).

Nous avons retenu comme paramètres thermodynamiques ces trois grandeurs (CIN, CAPE et EI). Pour que la CIN et la CAPE soient toujours calculables, nous les avons par convention définies de la façon suivante:

$$CIN = \max(0, -W(p_0, p_{CL})),$$

$$CAPE = \max(0, W(p_{CL}, p_e)).$$

Comme conditions initiales de la particule pour le calcul de la CIN, les valeurs suivantes ont été utilisées :

- $p_0 = 950$ mb,
- T_0 et T_{d0} (température du point de rosée) = moyennes de T et T_d dans la couche sol-950 mb.

Nous avons enfin retenu un cinquième paramètre de type thermodynamique, cité par BLUESTEIN et JAIN (1985) sous le nom de "Bulk Richardson Number" (cf §IV.1.3), et défini précisément de la façon suivante:

$$Ri = \frac{CAPE}{1/2 ||V_{0-6000} - V_{0-500}||^2}$$

où V_{z1-z2} est la moyenne, pondérée par la pression, du vent horizontal entre les altitudes $z1$ et $z2$ (en m).

Ri représente donc le rapport entre l'énergie libérable par convection, et l'énergie libérable par le cisaillement vertical de la composante horizontale du vent. L'intérêt de cet indice réside dans la corrélation qui a été observée avec les caractéristiques des cellules convectives, de faibles valeurs de Ri étant plutôt associées à des supercellules, tandis que de fortes valeurs de Ri sont associées à des cellules moins vigoureuses, mais en plus grand nombre (BLUESTEIN et JAIN, 1985). Ceci est cohérent avec le fait, déjà évoqué, que le développement de supercellules est favorisé par un cisaillement de vent important (cf § IV.1.2).

On peut donc supposer que le paramètre Ri, de par son lien avec les caractéristiques des échos radar, contient une information sur la fiabilité de la prévision.

V.2.6 Définition et calcul des paramètres liés au vent

D'une manière générale, il est admis que la plupart des structures pluvieuses se déplacent approximativement suivant le vent moyen entre 700 et 500 mb, soit 3000 et 5500 m d'altitude environ, même si des écarts importants sont possibles, particulièrement dans le cas des systèmes convectifs organisés (cf IV.1.1, IV.1.2, et IV.2.2).

Après NEWTON et FANKHAUSER (1964), nous proposons d'utiliser une pondération par la pression; notre premier paramètre lié au vent sera donc:

$$V = \frac{\left| \int_{3000}^{5500} p(z)V(z) dz \right|}{\left| \int_{3000}^{5500} p(z) dz \right|}$$

avec $p(z)$ = pression à l'altitude z

$V(z)$ = vecteur vitesse du vent à l'altitude z .

Le second paramètre lié au vent est relatif au cisaillement vertical de la composante horizontale du vent, dont l'influence sur la forme des systèmes convectifs a déjà été signalée (cf § IV.1.2 et IV.1.3). Nous avons repris les modalités de calcul du cisaillement utilisées par BLUESTEIN et JAIN (1985):

$$CIS = \left| \left| v_{500} - v_{6000} \right| \right|$$

où v_{500} et v_{6000} sont les moyennes pondérées par la pression du vecteur vent dans les couches sol-500 m et sol-6000 m.

V.3 *Récapitulation et exemples*

Nous récapitulons, dans le tableau V.1, les différents descripteurs introduits dans ce chapitre, en indiquant à chaque fois le nom, l'unité, les données utilisées pour le calcul, et la définition. Rappelons que les descripteurs calculés à partir de l'image radar seront appliqués aux échos inférieurs comme aux échos supérieurs, sauf C et V_A .

Nom	Données	Unités	Définition
N	I.R.	-	Nombre d'échos
S	I.R.	km ²	Surface moyenne des échos
I	I.R.	mm/h	Intensité moyenne des échos
σ	I.R.	mm/h	Ecart-type des intensités des pixels non nuls
S _T	I.R.	km ²	Surface totale couverte par les pixels non nuls
E	I.R.	-	Moyenne pondérée par la surface de l'élongation des échos
ΔN	I.R.	-	Variation absolue de N
ΔS_T	I.R.	km ²	Variation absolue de S _T
ΔI	I.R.	mm/h	Variation absolue de I
ΔNR	I.R.	%	Variation relative de N
ΔS_{TR}	I.R.	%	Variation relative de S _T
ΔIR	I.R.	%	Variation relative de I
COR	I.R.	-	Coefficient de corrélation maximal entre les deux images utilisées pour la prévision
V _A	I.R.	km/h	Vitesse prévue par la méthode du coefficient de corrélation croisée
V	R.S.	km/h	Moyenne pondérée par la pression du vent entre 3500 et 5000 m
CIS	R.S.	km/h	Cisaillement de vent entre les couches sol-500 m et sol-6000 m
IS	R.S.	°C	Différence entre la température de l'environnement à 500 mb et la température à ce niveau d'une particule atmosphérique élevée adiabatiquement depuis le niveau 850 mb (Indice de Showalter)
CIN	R.S.	J/kg	Quantité de travail par unité de masse nécessaire pour élever une particule initialement stable de la surface jusqu'au niveau de convection libre. CIN = max(0, -W(p ₀ , p _{CL}))

CAPE	R.S.	J/kg	Quantité de travail fournie par l'environnement à une particule lorsqu'elle s'élève du niveau de convection libre jusqu'à son niveau d'équilibre. CAPE = $\max(0, W(p_{CL}, p_e))$
EI	R.S.	J/kg	Quantité de travail fournie par l'environnement à la particule de température du thermomètre maximale dans les 150 mb inférieurs du radiosondage, pour l'amener au niveau 400 mb; en cas d'instabilité, EI est négatif. EI = $-W(p_{\max}, 400 \text{ mb})$
Ri	R.S.	-	Rapport de l'énergie convective à l'énergie due au cisaillement de vent. Ri = $\frac{\text{CAPE}}{1/2 \text{ CIS}^2}$

Tableau V.1

*Différents paramètres introduits dans ce chapitre
(I.R.: images radar; R.S.: radiosondages)*

D'autre part, il nous a paru utile d'indiquer les valeurs prises par ces descripteurs pour quelques situations de caractéristiques très différentes, ce que nous faisons dans le tableau V.2, après avoir présenté dans les figures V.2 à V.7 les images radar et les émagrammes correspondant aux trois situations choisies:

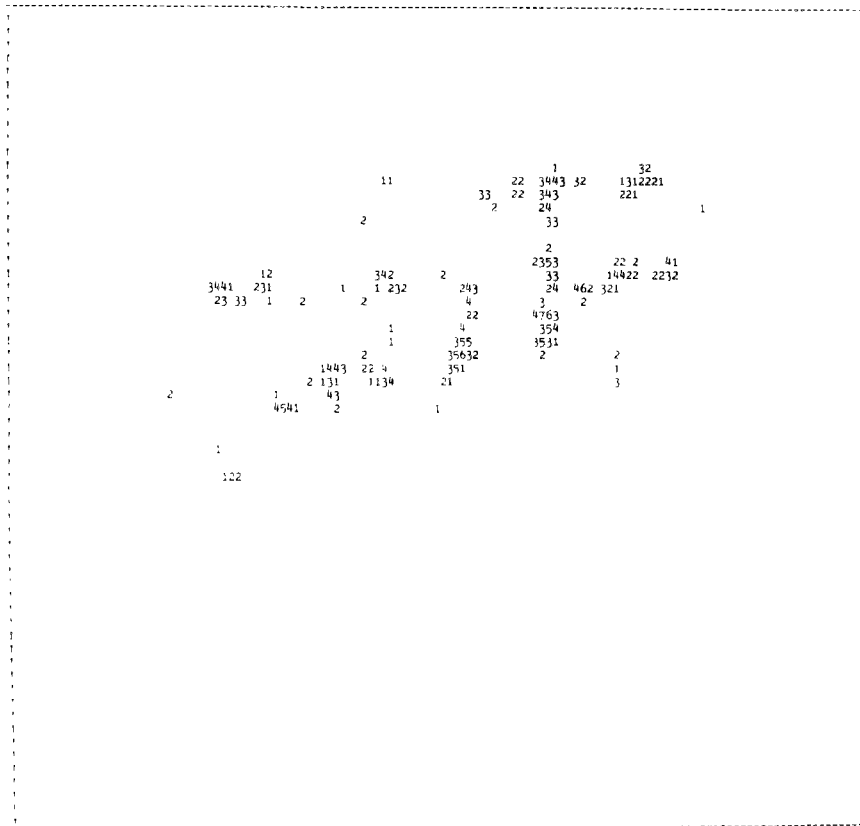
- le 13 juillet 1984 à 12h00mn TU (situation de traîne)
- le 1er octobre 1984 à 9h15mn TU (bande large associée à un front chaud)
- le 8 novembre 1984 à 12h30mn TU (bande étroite associée à un front froid anabatique)

On constate, pour la situation du 13 juillet, un nombre d'échos important, une surface moyenne faible, un coefficient de corrélation maximal entre les images radar à 11h15mn et à 12h00mn presque nul, et un caractère convectif assez marqué (CAPE assez importante, EI négatif). Remarquons que, pour cette situation, les échos inférieurs et supérieurs se confondent (le nombre de pixels étant inférieur à 1500).

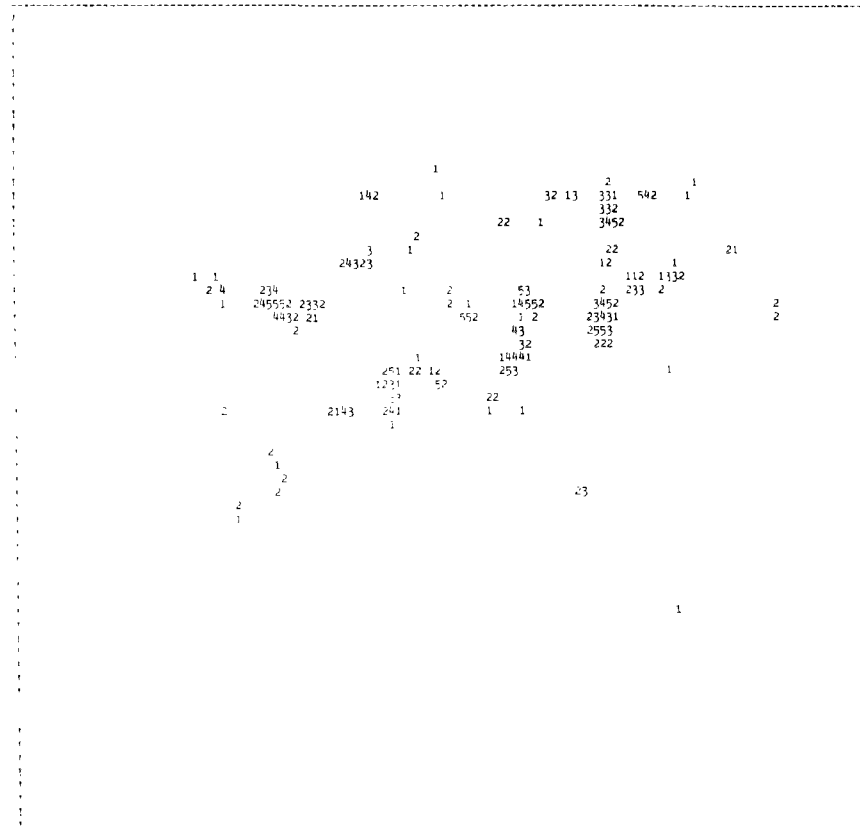
La situation du 1er octobre est en revanche caractérisée par des surfaces moyenne et totale très importantes, une valeur de COR très proche de 1, et l'absence d'instabilité.

Quant à la situation du 8 novembre, elle se différencie de celle du premier octobre essentiellement par des valeurs beaucoup plus élevées de E et E' . On remarque que, pour cette situation comme pour la précédente, les valeurs de V et de V_A sont remarquablement proches (le coefficient de corrélation C étant voisin de 1), ce qui confirme la très forte corrélation déjà soulignée entre le déplacement des structures de précipitation et le vent entre 3000 et 5000 m.

Dans le chapitre suivant, nous étudierons le pouvoir prédictif de descripteurs, en ce qui concerne la fiabilité de la prévision par radar.



LE 13/ 7/84 A 11h30mn

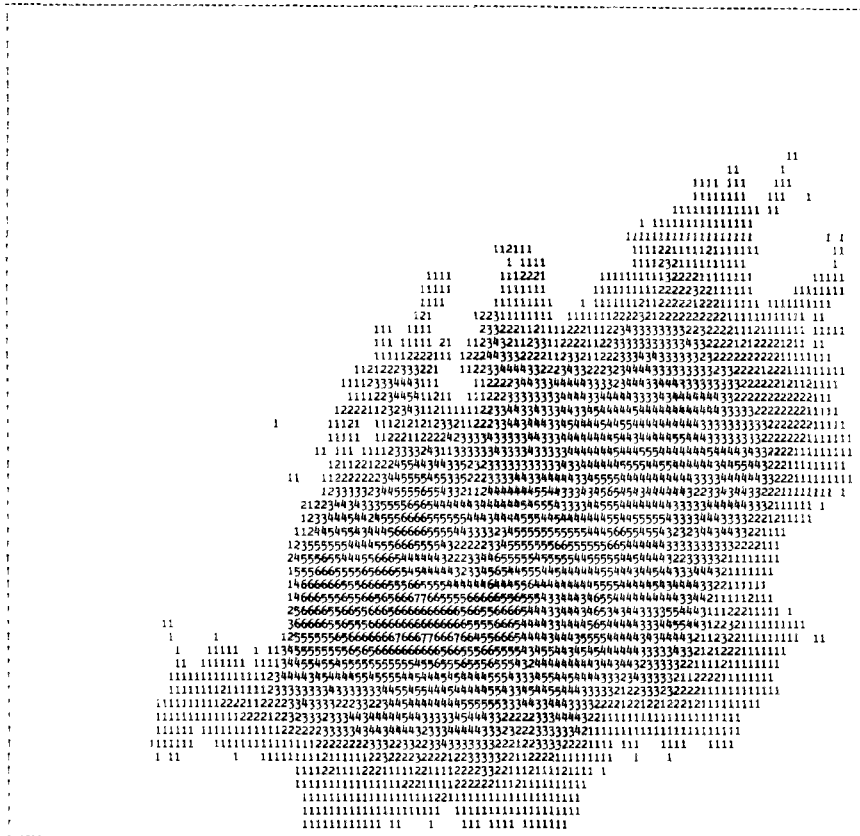


LE 13/ 7/84 A 12h 0mn

Figure V.2

Images du radar de Trappes le 13 juillet 1984 à 11h30mn TU (en haut) et à 12h00mn TU (en bas)

tel-00520757, version 1 - 24 Sep 2010



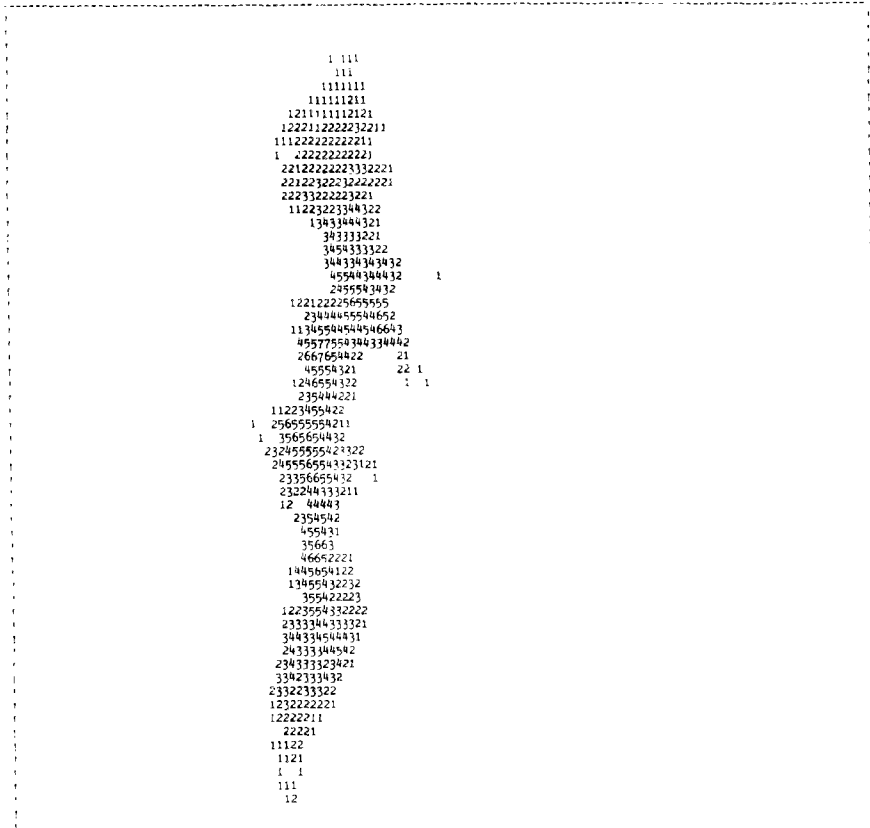
LE 1/10/84 A 9h 00mn



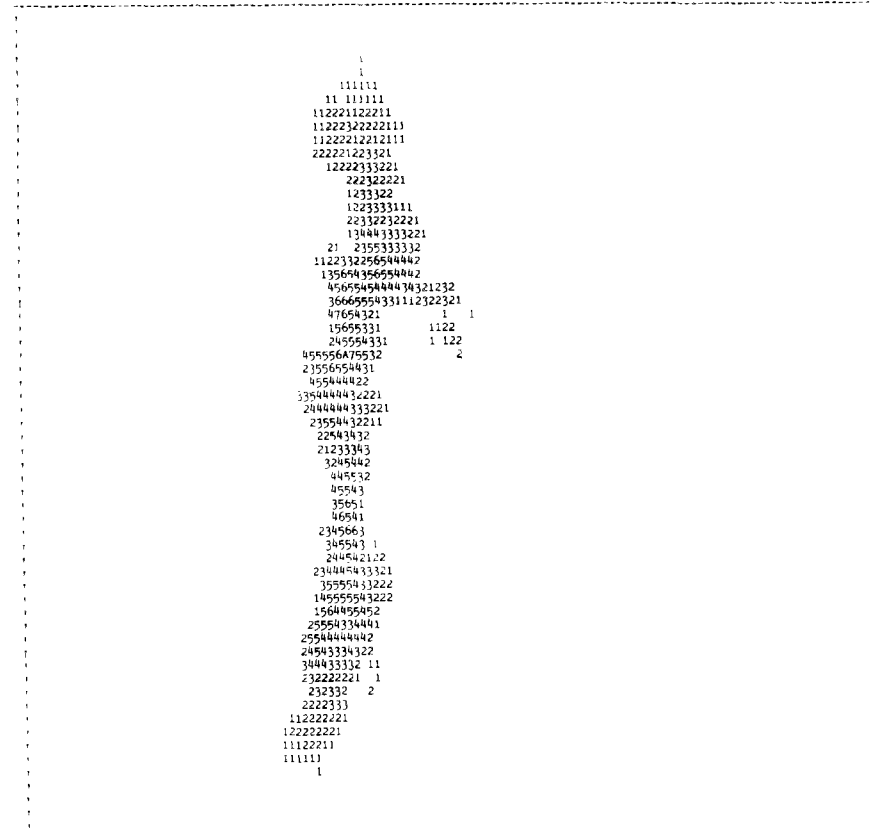
LE 1/10/84 A 9h15mn

Figure V.4

Images du radar de Trappes le 1er octobre 1984 à 9h00mn TU (en haut) et à 9h15mn TU (en bas)



LE 8/11/84 A 12h15mn



LE 8/11/84 A 12h30mn

Figure V.6

Images du radar de Trappes le 8 novembre 1984 à 12h15mn TU (en haut) et à 12h30mn TU (en bas)

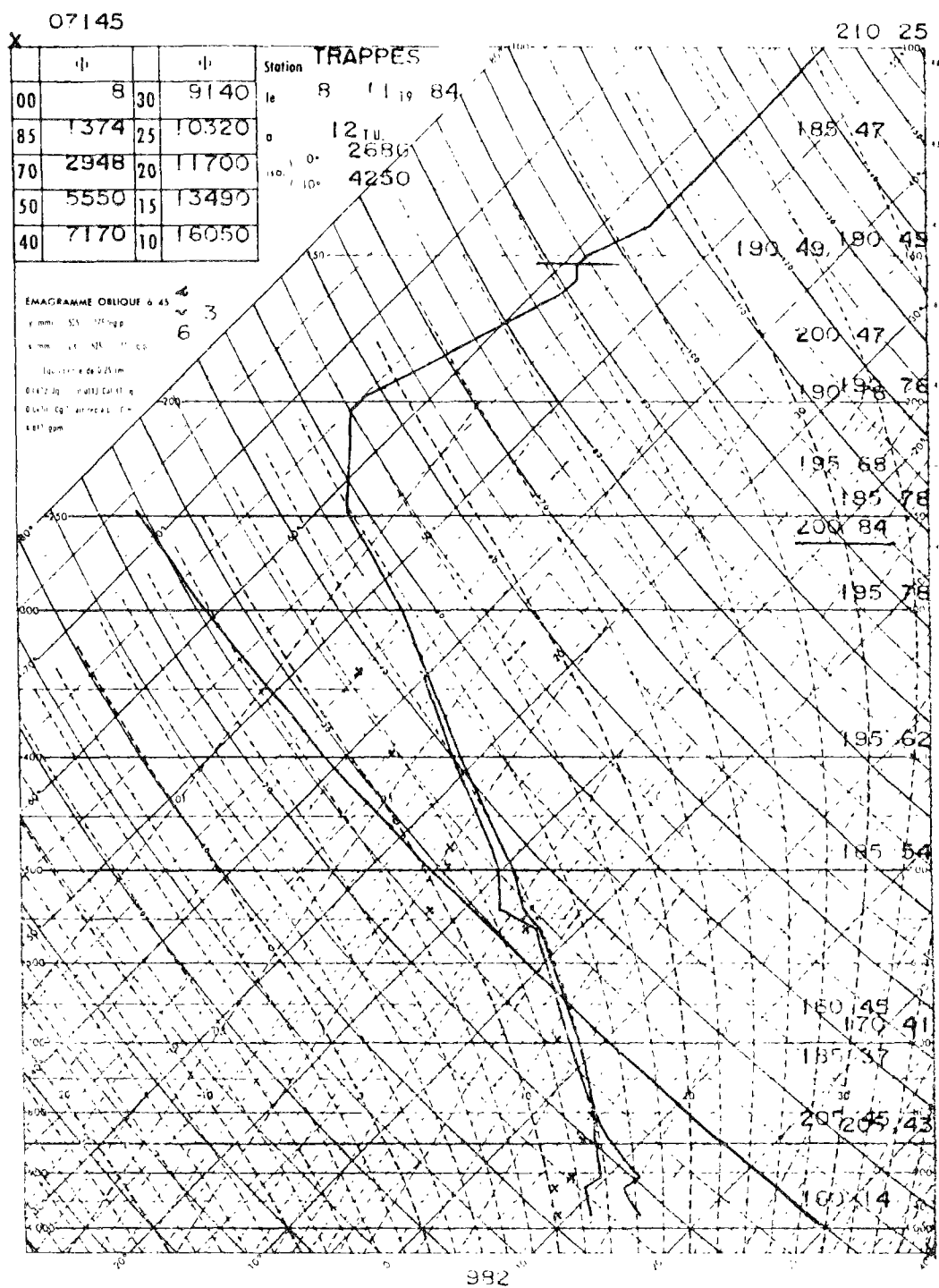


Figure V.7

Emagramme du radiosondage de Trappes le 8 novembre 1984 à 12h TU

Descripteur	13/07/84	1/10/84	8/11/84
N	55	7	10
S	62,5	9168,8	1169,9
I	0,73	0,42	0,42
σ	1,20	1,21	3,73
S _T	3438,1	64181,7	11699,2
E	3,6	2,5	40,9
ΔN	5	7	0
ΔS_T	81,9	2188,8	1441,3
ΔI	0,01	0,06	0,03
ΔNR	9,09	100	0
$\Delta S_{T,R}$	2,4	3,4	12,3
ΔI_R	1,2	14,2	6,6
COR	0,099	0,929	0,866
V _A	80,2	48,7	89,1
V	63,9	47,8	90,3
CIS	5,4	6,7	10,0
IS	8,1	6,4	0,5
CIN	0	0	0
CAPE	145,2	44,5	3,5
EI	-14,9	317,2	234,8
Ri	9,96	1,98	0,07
N'	55	17	7
S'	62,5	491,4	716,1
I'	0,73	3,20	1,29
σ'	1,20	1,35	5,54
S' _T	3438,1	8353,29	5012,49
E'	3,6	6,7	49,3
$\Delta N'$	5	9	2
$\Delta S_{T}'$	81,9	186,9	391,7
$\Delta I'$	0,01	0,28	0,11
$\Delta NR'$	9,09	52,94	28,57
$\Delta S_{T,R}'$	2,4	2,2	7,8
$\Delta I_R'$	1,2	8,8	8,4

Tableau V.2

Valeurs des 33 descripteurs pour trois situations-types

CHAPITRE VI

CARACTERISTIQUES DE LA SITUATION METEOROLOGIQUE ET FIABILITE DE LA PREVISION

Partant d'une réflexion sur les sources d'erreur des méthodes de prévision de pluie par radar, menée au chapitre I, et de considérations générales sur les systèmes de précipitations à l'échelle d'observation du radar, développées au chapitre V, nous avons défini un certain nombre de descripteurs d'une situation météorologique, calculables à partir de l'image radar et du dernier radiosondage le plus proche, et susceptibles de permettre une estimation a priori de la fiabilité de la prévision de pluie par radar.

Dans ce chapitre, nous allons maintenant étudier statistiquement la relation entre ces descripteurs et la qualité des prévisions, mesurée par le critère NMP défini au chapitre III. Deux techniques de prévision de principes très différents seront considérées: une méthode globale, basée sur le calcul du coefficient de corrélation croisée maximal entre deux images (cf §I.3.2), que nous désignerons par CROS, et une méthode de reconnaissance d'échos, baptisée SCOUT, et déjà décrite au chapitre I.

Six cent dix neuf périodes de trente minutes, réparties sur quarante six journées, ont tout d'abord été sélectionnées, selon le même critère qu'au §II.2.1, que nous rappelons ici:

"Existence, dans un rayon de cent kilomètres autour du radar de Trappes, de 10 pixels au moins où la lame d'eau mesurée pendant les trente minutes soit supérieure à 1mm."

Les données radar utilisées incluent celles qui ont été décrites au §II.2.1, et ont les mêmes caractéristiques. Les quarante six journées se répartissent dans l'année de la façon suivante:

- 15 en mars, avril, mai
- 17 en juin, juillet, août
- 14 en septembre, octobre, novembre

Il s'agit donc uniquement de situations de printemps, d'été et d'automne, les situations d'hiver ayant été écartées par la sélection effectuée suivant le critère énoncé ci-dessus.

Dans la suite, nous appellerons "situation de prévision" chacun des 35-uplets définis par l'expression suivante:

$$s_i = ((X_{ij})_{j=1,33}, \text{NMP}CR_i, \text{NMP}SC_i) \quad (i=1,619)$$

, où les X_{ij} désignent les valeurs prises par les descripteurs définis au chapitre V, à un instant $t_0(i)$, et où $\text{NMP}CR_i$ et $\text{NMP}SC_i$ sont les résultats, mesurés par le critère NMP, des prévisions effectuées par CROS et par SCOUT, pour la période $[t_0(i), t_0(i)+30mn]$.

Trois classes de prévisions ont été considérées:

- 1) les "bonnes", caractérisées par une probabilité p très faible d'obtenir sur un bassin versant de la taille d'un pixel une sous-estimation de plus de 50%, ou une surestimation de plus de 150%, c'est-à-dire telles que:

$$NMP = 0$$

- 2) les "moyennes", caractérisées par une probabilité p assez faible, mais non plus négligeable, par exemple de l'ordre de 10 à 20%, donc telles que:

$$0 < NMP \leq 2$$

- 3) les "mauvaises", qui ont une probabilité importante ($> 30\%$) de conduire à une estimation de lames d'eau sur 30 minutes tout à fait erronée, et qui correspondent à:

$$NMP > 3$$

Nous avons donc défini deux partitions de l'ensemble des situations, assez équilibrées de par la distribution des paramètres NMPCR et NMPSC (cf tableau VI.1) ('):

- *Première partition:*

$$P = \{C_1, C_2, C_3\}, \text{ avec:}$$

$$\begin{array}{ll} C_1 = \{s_i / NMPCR_i = 0\} & \text{et } n_1 = \text{card } C_1 = 208 \\ C_2 = \{s_i / 0 < NMPCR_i \leq 2\} & \text{et } n_2 = \text{card } C_2 = 228 \\ C_3 = \{s_i / NMPCR_i > 3\} & \text{et } n_3 = \text{card } C_3 = 183 \end{array}$$

- *Seconde partition:*

$$P = \{C'_1, C'_2, C'_3\}, \text{ avec:}$$

$$\begin{array}{ll} C'_1 = \{s_i / NMPSC_i = 0\} & \text{et } n'_1 = \text{card } C'_1 = 164 \\ C'_2 = \{s_i / 0 < NMPSC_i \leq 2\} & \text{et } n'_2 = \text{card } C'_2 = 201 \\ C'_3 = \{s_i / NMPSC_i > 3\} & \text{et } n'_3 = \text{card } C'_3 = 254 \end{array}$$

(') L'examen du tableau VI.1 révèle une légère supériorité de CROS sur SCOUT, au sens du critère NMP. Cette constatation peut surprendre, étant donnés les résultats du paragraphe II.2.4, et ceux de EINFALT (1988). Une explication possible (à vérifier) pourrait être la prise en compte de l'advection dans le calcul des lames d'eau mesurées, qui favoriserait la méthode du coefficient de corrélation croisée. L'analyse détaillée des situations ayant donné lieu à des résultats très différents par les deux méthodes, qui se situe en dehors du cadre de ce travail, est actuellement effectuée dans le cadre d'une thèse sur l'amélioration de SCOUT par l'introduction de techniques d'Intelligence Artificielle.

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
NMPCR	208	151	77	40	41	16	13	9	16	18	30
NMPSC	164	121	80	63	42	39	27	24	17	13	29

Tableau VI.1

Distribution des valeurs de NMPCR et NMPSC

Notre étude a été menée en deux étapes. Nous avons tout d'abord examiné si, à chacune des classes de prévision, étaient associées des moyennes significativement différentes des descripteurs (cf §VI.1); cette première approche a été complétée par une analyse en composantes principales, dont les résultats sont exposés au paragraphe VI.2, et qui nous a permis de mettre en évidence la répartition des différentes classes sur les premiers axes factoriels. La deuxième étape a consisté à utiliser deux méthodes d'apprentissage de concepts à partir d'exemples, décrites en appendice, pour générer des règles de décision permettant d'estimer la qualité probable des prévisions, sur la base d'un petit nombre de descripteurs parmi les X_j (cf §VI.3).

VI.1. Comparaisons des moyennes

VI.1.1 Méthodologie et résultats

Nous avons fait figurer dans les tableaux VI.1 et VI.2 les grandeurs suivantes:

- M_1 , M_2 et M_3 (respectivement: M'_1 , M'_2 et M'_3), moyennes des descripteurs dans C_1 , C_2 , C_3 (respectivement: C'_1 , C'_2 , C'_3),
- σ_1 , σ_2 et σ_3 (respectivement: σ'_1 , σ'_2 et σ'_3), écarts-types des descripteurs dans C_1 , C_2 , C_3 (respectivement: C'_1 , C'_2 , C'_3),
- T_{12} , T_{23} , T_{13} (respectivement: T'_{12} , T'_{23} , T'_{13}), définis de la façon suivante:

$$T_{ij} = \frac{|M_i - M_j|}{\sqrt{(1/n_i) \sigma_i^2 + (1/n_j) \sigma_j^2}}$$

Rappelons que, pour un nombre d'observations suffisamment grand (ce qui est ici le cas), sous l'hypothèse H_{ij} :

"les valeurs du descripteur X dans C_i et C_j sont des réalisations de variables aléatoires de même moyenne",

la variable aléatoire T_{ij} suit approximativement une loi normale centrée réduite (JAFFARD, 1984). Ce test a été préféré au test d'analyse de la variance, car il ne suppose pas les conditions de normalité, ni d'égalité des variances dans les différentes classes.

Avec un seuil $\epsilon = 0,05$, H_{ij} doit être rejetée lorsque:

$$T_{ij} > 1,64$$

Nous avons souligné, dans les tableaux VI.2 et VI.3, les valeurs de T_{ij} satisfaisant à cette condition. D'autre part, les valeurs de T_{ij} dépassant 2,33, valeur correspondant à un seuil de signification de 1%, ont été indiquées en caractères gras.

Les symboles reportés en dernière colonne de chaque tableau résument la tendance observée: "+" lorsque la moyenne du descripteur X_j est statistiquement différente (avec une probabilité d'erreur inférieure à 5%) dans au moins deux classes de prévision, les plus fortes valeurs de X_j étant associées au plus mauvaises prévisions, "-" dans le cas contraire. Ces symboles ont été doublés lorsque la tendance observée est significative à 1%. Les rares cas ambigus (par exemple M_2 significativement supérieur à M_1 et M_3) n'ont pas été retenus comme apportant une information interprétable.

Descripteur	M ₁ (σ_1)	M ₂ (σ_2)	M ₃ (σ_3)	T ₁₂	T ₂₃	T ₁₃	
J	0.58 (1.21)	0.56 (0.22)	0.83 (1.67)	0.21	<u>2.19</u>	<u>1.70</u>	+
σ	3.47 (7.30)	4.01 (2.83)	5.07 (9.03)	1.00	1.53	<u>1.91</u>	+
E	7.29 (12.01)	7.65 (10.91)	5.83 (7.37)	0.33	<u>2.01</u>	1.46	-
N	38.41 (16.98)	42.59 (18.29)	48.55 (23.02)	<u>2.47</u>	<u>2.85</u>	<u>4.90</u>	++
S	1167.07 (1173.19)	758.79 (763.56)	401.18 (547.16)	<u>4.26</u>	<u>5.52</u>	<u>8.43</u>	--
Δ_{IR}	7.79 (9.85)	18.73 (158.62)	11.25 (12.69)	1.04	0.71	<u>2.98</u>	++
Δ_{NR}	18.77 (19.24)	15.97 (17.27)	14.28 (18.38)	1.59	0.95	<u>2.36</u>	--
$\Delta_{S_{TR}}$	5.25 (7.25)	12.36 (93.46)	9.19 (24.54)	1.15	0.49	<u>2.09</u>	+
V	62.49 (24.47)	60.75 (24.33)	52.20 (27.89)	0.74	<u>3.27</u>	<u>3.85</u>	--
CIS	8.62 (3.76)	8.03 (3.62)	6.76 (4.01)	<u>1.67</u>	<u>3.32</u>	<u>4.71</u>	--
IS	4.73 (4.19)	4.21 (3.95)	3.89 (3.96)	1.34	0.82	<u>2.05</u>	-
CIN	81.54 (440.46)	41.86 (280.05)	6.28 (22.06)	1.11	<u>1.91</u>	<u>2.46</u>	--
CAPE	129.05 (311.07)	217.61 (520.80)	290.61 (492.35)	<u>2.18</u>	1.46	<u>3.82</u>	++
Ri	13.87 (48.94)	17.35 (54.79)	102.57 (344.63)	0.70	<u>3.31</u>	<u>3.45</u>	++
EI	286.57 (528.27)	124.47 (515.98)	-1.07 (564.29)	<u>3.24</u>	<u>2.33</u>	<u>5.18</u>	--
COR	0.77 (0.10)	0.72 (0.11)	0.62 (0.17)	<u>4.53</u>	<u>7.28</u>	<u>10.57</u>	--

Tableau VI.2

Résultats des tests permettant de déterminer si les valeurs prises par les descripteurs sont significativement différents d'une classe de prévision à l'autre (cas de la méthode CROS).

S_T	34725.65 (21582.29)	25642.81 (18180.46)	15793.88 (13062.87)	<u>4.73</u>	<u>6.38</u>	<u>10.63</u>	--
V_A	49.76 (30.75)	42.96 (27.08)	27.00 (27.59)	<u>2.44</u>	<u>5.88</u>	<u>7.72</u>	--
ΔI	0.12 (1.18)	0.15 (1.44)	0.21 (1.62)	0.21	0.41	0.61	
ΔN	5.82 (4.24)	5.76 (4.42)	5.45 (4.88)	0.13	0.68	0.79	
ΔS_T	1518.56 (2026.34)	1330.87 (2274.32)	1056.30 (2372.71)	0.91	1.19	<u>2.06</u>	-
I'	2.64 (6.08)	2.42 (2.26)	2.55 (7.08)	0.48	0.24	0.13	
σ'	6.84 (16.28)	7.15 (4.33)	7.86 (18.35)	0.27	0.51	0.57	
E'	7.02 (5.39)	8.18 (8.72)	5.91 (3.45)	<u>1.70</u>	<u>3.61</u>	<u>2.45</u>	
N'	33.45 (14.83)	35.68 (14.31)	40.52 (20.04)	1.59	<u>2.76</u>	<u>3.92</u>	++
S'	226.66 (141.58)	195.69 (149.77)	163.92 (119.16)	<u>2.22</u>	<u>2.40</u>	<u>4.76</u>	--
$\Delta IR'$	17.99 (42.97)	63.97 (673.58)	20.80 (27.02)	1.03	0.97	0.78	
$\Delta NR'$	21.83 (23.41)	19.50 (26.46)	17.83 (18.40)	0.98	0.75	<u>1.89</u>	-
$\Delta S_{TR}'$	16.23 (25.69)	20.80 (38.08)	23.47 (53.90)	1.48	0.57	<u>1.66</u>	+
S_T'	6295.90 (2390.06)	5707.45 (2165.54)	5563.53 (3276.70)	<u>2.69</u>	0.51	<u>2.50</u>	--
$\Delta I'$	0.76 (5.95)	0.89 (6.15)	0.92 (6.84)	0.23	0.05	0.26	
$\Delta N'$	6.01 (4.87)	5.82 (6.04)	6.10 (5.23)	0.37	0.51	0.17	
$\Delta S_T'$	931.00 (1399.59)	1002.90 (1511.76)	1249.83 (2650.63)	0.52	1.12	1.46	

Tableau VI.2 (suite et fin)

Descripteur	M'_1 (σ'_1)	M'_2 (σ'_2)	M'_3 (σ'_3)	T'_{12}	T'_{23}	T'_{13}	
I	0.48 (0.12)	0.56 (0.21)	0.82 (1.79)	<u>4.39</u>	<u>2.27</u>	<u>2.98</u>	++
σ	3.21 (1.99)	4.11 (2.93)	4.77 (10.02)	<u>3.46</u>	1.00	<u>2.40</u>	++
E	5.83 (11.15)	7.20 (12.27)	7.57 (8.07)	1.12	0.37	<u>1.73</u>	+
N	40.38 (17.74)	46.32 (18.32)	41.94 (21.79)	<u>3.14</u>	<u>2.32</u>	0.81	
S	1132.75 (1240.83)	728.47 (684.72)	618.02 (786.67)	<u>3.73</u>	1.60	<u>4.73</u>	--
ΔIR	7.81 (10.24)	7.68 (7.75)	20.18 (150.43)	0.13	1.32	1.31	
ΔNR	17.87 (19.06)	15.63 (18.81)	16.08 (17.48)	1.12	0.26	0.97	
ΔS_{T-R}	4.91 (4.29)	5.89 (6.85)	14.19 (90.80)	<u>1.67</u>	1.45	1.63	+
V	59.79 (21.30)	60.24 (23.05)	57.04 (30.16)	0.19	1.28	1.09	
CIS	8.49 (3.41)	7.95 (3.40)	7.36 (4.37)	1.53	1.61	<u>2.97</u>	--
IS	4.60 (3.67)	3.74 (3.60)	4.53 (4.54)	<u>2.26</u>	<u>2.07</u>	0.18	
CIN	73.64 (452.53)	42.07 (278.26)	28.05 (193.63)	0.78	0.61	1.22	
CAPE	146.97 (345.03)	234.10 (539.77)	230.24 (443.41)	<u>1.87</u>	0.08	<u>2.15</u>	+
Ri	10.78 (37.04)	15.25 (37.90)	81.81 (298.76)	1.14	<u>3.52</u>	<u>3.74</u>	++
EI	250.81 (508.76)	85.21 (496.26)	116.26 (596.82)	<u>3.13</u>	0.61	<u>2.46</u>	--
COR	0.77 (0.10)	0.71 (0.11)	0.67 (0.17)	<u>5.00</u>	<u>3.56</u>	<u>7.76</u>	--

Tableau VI.3

Résultats des tests permettant de déterminer si les valeurs prises par les descripteurs sont significativement différents d'une classe de prévision à l'autre (cas de la méthode SCOUT).

S_T	35014.99 (22264.20)	27472.02 (19613.25)	18485.99 (14264.30)	<u>3.39</u>	<u>5.45</u>	<u>8.45</u>	--
V_A	40.67 (28.01)	41.69 (26.19)	39.52 (33.71)	0.36	0.77	0.38	
ΔI	0.04 (0.05)	0.05 (0.07)	0.32 (2.20)	1.49	<u>1.95</u>	<u>2.02</u>	+
ΔN	5.85 (4.35)	6.06 (4.92)	5.29 (4.22)	0.42	<u>1.77</u>	1.32	
ΔS_T	1386.66 (1296.65)	1146.32 (1093.77)	1396.77 (3174.77)	<u>1.89</u>	1.17	0.05	-
I'	2.18 (1.51)	2.39 (2.27)	2.88 (8.08)	1.06	0.91	1.34	
σ'	6.13 (3.34)	7.52 (4.59)	7.78 (21.26)	<u>3.33</u>	0.19	1.21	++
E'	5.89 (3.11)	7.33 (6.33)	7.75 (7.96)	<u>2.84</u>	0.62	<u>3.35</u>	++
N'	35.87 (15.69)	38.75 (15.07)	34.80 (18.09)	<u>1.78</u>	<u>2.54</u>	0.64	
S'	209.50 (115.89)	176.78 (131.44)	204.21 (159.60)	<u>2.53</u>	<u>2.01</u>	0.39	
$\Delta IR'$	16.58 (28.75)	21.75 (47.41)	59.22 (638.11)	1.28	0.93	1.06	
$\Delta NR'$	19.42 (19.19)	17.11 (18.28)	22.15 (28.53)	1.17	<u>2.28</u>	1.17	+
$\Delta S_{T'R'}$	15.02 (22.99)	18.81 (32.44)	24.29 (52.41)	1.30	1.37	<u>2.47</u>	++
$S_{T'}$	6267.75 (1903.22)	5773.52 (2104.84)	5671.58 (3296.86)	<u>2.35</u>	0.40	<u>2.34</u>	--
$\Delta I'$	0.38 (0.69)	0.43 (0.70)	1.50 (9.76)	0.68	<u>1.75</u>	<u>1.83</u>	+
$\Delta N'$	5.85 (4.86)	5.58 (4.63)	6.35 (6.27)	0.54	1.50	0.91	
$\Delta S_{T'}$	851.54 (1162.58)	1016.97 (1589.75)	1208.52 (2415.74)	1.15	1.02	<u>2.02</u>	+

Tableau VI.3 (suite et fin)

VI.1.2 Interprétation des résultats

On constate que les situations au cours desquelles la méthode du coefficient de corrélation croisée a donné des résultats bons ou moyens (classes 1 ou 2) se caractérisent par des échos:

- de taille importante (fortes valeurs de S , S' , S_T et S_T'),
- en petit nombre (faibles valeurs de N et N'),
- plutôt allongés (élongation moyenne E élevée),
- peu évolutifs (faibles valeurs de ΔIR , ΔSTR , $\Delta STR'$, fortes valeurs de COR),
- se déplaçant rapidement (fortes valeurs de V et V_A).

D'autre part, ces situations sont plutôt stables thermodynamiquement (fortes valeurs de IS , CIN et EI , faibles valeurs de $CAPE$), avec un cisaillement de vent important, à la fois dans l'absolu (CIS fort), et relativement à la $CAPE$ (Ri faible). Elles sont également associées à une intensité moyenne importante, ainsi qu'à une forte dispersion des valeurs de réflectivité des pixels sur l'image.

Remarquons que l'on observe des moyennes significativement plus élevées de ΔNR et ΔS_T dans le groupe 1 (bonnes prévisions) par rapport au groupe 3 (mauvaises prévisions), ce qui, à première vue, pourrait paraître contradictoire avec les tendances générales énoncées ci-dessus. En fait, la moyenne élevée de ΔNR dans le groupe 1 s'explique par le fait que le nombre d'échos N y est en moyenne plus faible, alors que ΔN est approximativement égal dans les trois groupes. De même, la forte moyenne de ΔS_T s'explique par des valeurs plus élevées de S_T dans ce groupe, alors que ΔS_{TR} y est en moyenne inférieur.

Si l'on s'intéresse maintenant au tableau VI.3, relatif à la partition des situations effectuée à partir des résultats de SCOUT, on observe des similitudes, mais aussi des différences importantes. En ce qui concerne les descripteurs I , σ , S , ΔS_{TR} , CIS , $CAPE$, Ri , EI , COR , S_T , ΔS_T , $\Delta S_{TR}'$, S_T' , les tendances observées précédemment sont encore présentes: la méthode SCOUT semble avoir le moins d'efficacité dans les situations intenses, convectives, donnant lieu à des échos de faible taille, très évolutifs, et occupant globalement une faible partie de l'image radar. Cependant, l'influence de I , σ , et $\Delta S_{TR}'$ semble cette fois plus marquée, tandis que celle de la $CAPE$ apparaît comme étant moins importante.

En revanche, on n'observe plus aucune corrélation entre les valeurs prises par les descripteurs N , ΔIR , ΔNR , V , IS , CIN , V_A , N' , S' , et l'appartenance aux différentes classes. Il semble donc en particulier que le nombre des échos, et leur vitesse de déplacement soit sans influence notable sur la fiabilité de la méthode SCOUT. Il n'en est pas de même en ce qui concerne les descripteurs ΔI , σ' , E' , $\Delta I'$ et $\Delta S_T'$, qui semblent prendre des valeurs plus faibles, en moyenne, parmi les bonnes prévisions.

Notons enfin que la tendance observée concernant l'élongation moyenne des échos est inverse de celle obtenue précédemment: les bonnes prévisions semblent cette fois plutôt associées à de faibles valeurs de E, même si cette tendance est très faible. Peut-être cette constatation peut-elle s'expliquer par le fait que, à taille égale, un écho a une probabilité d'autant plus grande d'intersecter le bord de l'image qu'il est plus allongé; or, ce phénomène, baptisé "effet de bord", a déjà été signalé comme étant une source d'erreur des méthodes à base de reconnaissance d'échos (cf §I.4.2 et introduction du chapitre V).

En conclusion, les résultats présentés dans ce paragraphe confirment l'intérêt des descripteurs choisis au chapitre V: en effet, une relation avec la qualité des prévisions effectuées par CROS a pu être démontrée pour vingt quatre d'entre eux, tandis que vingt apparaissent comme étant corrélés avec la fiabilité de la méthode SCOUT.

Il nous a paru intéressant de compléter ces résultats par une analyse en composantes principales, qui nous a permis d'étudier comment se répartissaient les bonnes, les moyennes et les mauvaises prévisions le long de premiers axes factoriels, qui résument le mieux l'information apportée par l'ensemble des descripteurs. Nous présentons dans le paragraphe suivant les résultats de cette analyse.

VI.2 Analyse en composantes principales

VI.2.1 Rappel de la méthode

L'analyse en composantes principales est l'une des techniques les plus répandues en analyse des données (VOLLE 1981). Elle consiste à faire l'analyse factorielle du nuage des points X^i , dont la jème coordonnée est:

$$x_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_j}{\sigma_j}$$

X_{ij} étant la valeur du descripteur j pour l'observation i, \bar{X}_j la moyenne du descripteur j, et σ_j son écart-type.

Soit N le nombre d'observations (ou "individus"), et K le nombre de descripteurs (ou "variables").

En notant X la matrice (N,K) des x_{ij} , la matrice d'inertie du nuage des points des points X^i , affectés chacun d'une masse unité, est égale à:

$$V = X' X = N C$$

, C étant la matrice de corrélation des K variables.

L'analyse en composantes principales consiste à :

1) *Rechercher les valeurs et les vecteurs propres de V.*

On montre en effet que le vecteur propre U_1 de V , associé à la plus grande valeur propre λ_1 , correspond à la direction le long de laquelle l'inertie du nuage est maximale: c'est le long de ce premier "axe factoriel" que le nuage se présente comme le plus "étalé".

Plus généralement, le sous-espace à p dimensions qui explique la plus grande inertie contient les p vecteurs propres U_1, \dots, U_p de V , associés aux p plus grandes valeurs propres de V .

La part de l'inertie expliquée par le facteur de rang α est égale à :

$$\tau_\alpha = \frac{\lambda_\alpha}{\sum_{i=1}^{i=K} \lambda_i}$$

2) *Interpréter la signification des axes factoriels.*

Pour cela, on est conduit à effectuer l'analyse factorielle du nuage des points variables. En effet, à chaque variable j peut être associé un point Y^j dont la $i^{\text{ème}}$ coordonnée est :

$$y_{ij} = N^{-1/2} x_{ij}$$

La matrice d'inertie Γ de ce nuage, de terme général :

$$\gamma_{ii'} = \sum_j y_{ij} y_{i'j}$$

, est égale à : $1/N X'X$.

Les valeurs propres de Γ ne sont donc autres que $\lambda_1/N, \dots, \lambda_\alpha/N, \dots$, et le vecteur propre unitaire associé à λ_α/N est :

$$W_\alpha = 1/\lambda_\alpha X U_\alpha$$

La coordonnée $G_\alpha(j)$ de Y^j sur l'axe factoriel W_α s'obtient par la formule :

$$G_\alpha(j) = u_{\alpha j} \sqrt{\lambda_\alpha/N}$$

, où $u_{\alpha j}$ est la $j^{\text{ème}}$ coordonnée du vecteur propre unitaire U_α associé à W_α .

G_α s'interprète comme étant le coefficient de corrélation entre les coordonnées $F_\alpha(i)$ des points X^i sur l'axe α et les x_{ij} :

$$G_\alpha(j) = \frac{1/N \sum_i F_\alpha(i)(x_{ij} - \bar{X}_j)}{\sigma_j \sqrt{\lambda_\alpha/N}}$$

Si l'on représente les points variables dans le plan formé par deux axes factoriels α et β , les variables seront donc d'autant mieux représentées dans ce plan que les points correspondants seront proches du cercle centré sur l'origine et de rayon unité.

VI.2.2 Résultats

Le tableau VI.4 indique les pourcentages de la variance totale expliqués par les dix premiers axes factoriels, ainsi que les pourcentages cumulés.

Rang de l'axe factoriel (α)	Pourcentage de variance expliquée (τ_α)	Pourcentage cumulés ($\sum \tau_\alpha$)
1	20,37	20,37
2	12,20	32,57
3	9,49	42,06
4	7,59	49,65
5	7,48	57,13
6	6,08	63,21
7	4,58	67,79
8	4,35	72,14
9	3,36	75,50
10	3,31	78,81

Tableau VI.4

*Pourcentages de la variance totale expliqués
par les dix premiers axes factoriels*

Bien que la croissance du pourcentage cumulé de la variance totale est assez faible, nous avons concentré notre étude sur les deux premiers axes: un examen assez rapide des résultats relatifs aux autres axes nous a montré que ceux-ci étaient plus difficilement interprétables, et ne nous apporteraient donc que peu d'informations supplémentaires.

La figure VI.1 représente le nuage des points variables dans le plan formé par les deux premiers axes factoriels. L'examen de cette figure permet de classer subjectivement les variables en cinq groupes.

Le groupe I, composé des variables ΔI , $\Delta I'$, I , I' , σ , σ' , ΔS_T , et dans une moindre mesure, les groupes II (ΔS_{TR} , ΔIR , $\Delta IR'$) et V (COR), sont bien représentés par l'axe I. Les points-individus (c'est-à-dire les situations) qui auront une coordonnée négative sur cette axe seront donc des situations correspondant à une intensité moyenne forte (fortes valeurs de I , I' , σ , σ') et très évolutives (fortes valeurs de ΔI , $\Delta I'$, ΔS_T , ΔS_{TR} , ΔIR , $\Delta IR'$, faible valeur de COR).

En revanche, l'axe II oppose les variables du groupe IV à celles du groupe VI, c'est-à-dire les situations convectives, avec un nombre d'échos important, un faible cisaillement de vent, et un nombre de Richardson élevé, aux situations stables, avec des échos de taille moyenne importante, et une forte advection.

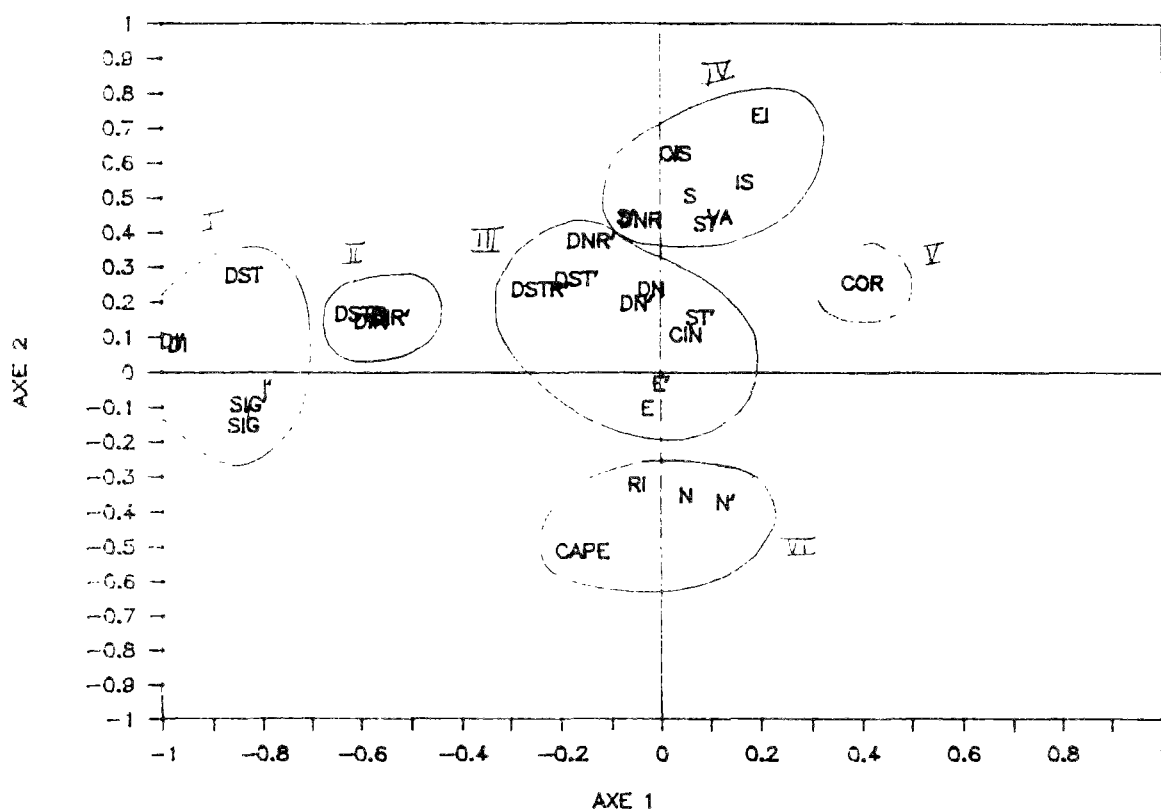


Figure VI.1

Représentation du nuage des points-variables dans le plan formé par les deux premiers axes factoriels (SIG = σ , D = Δ)

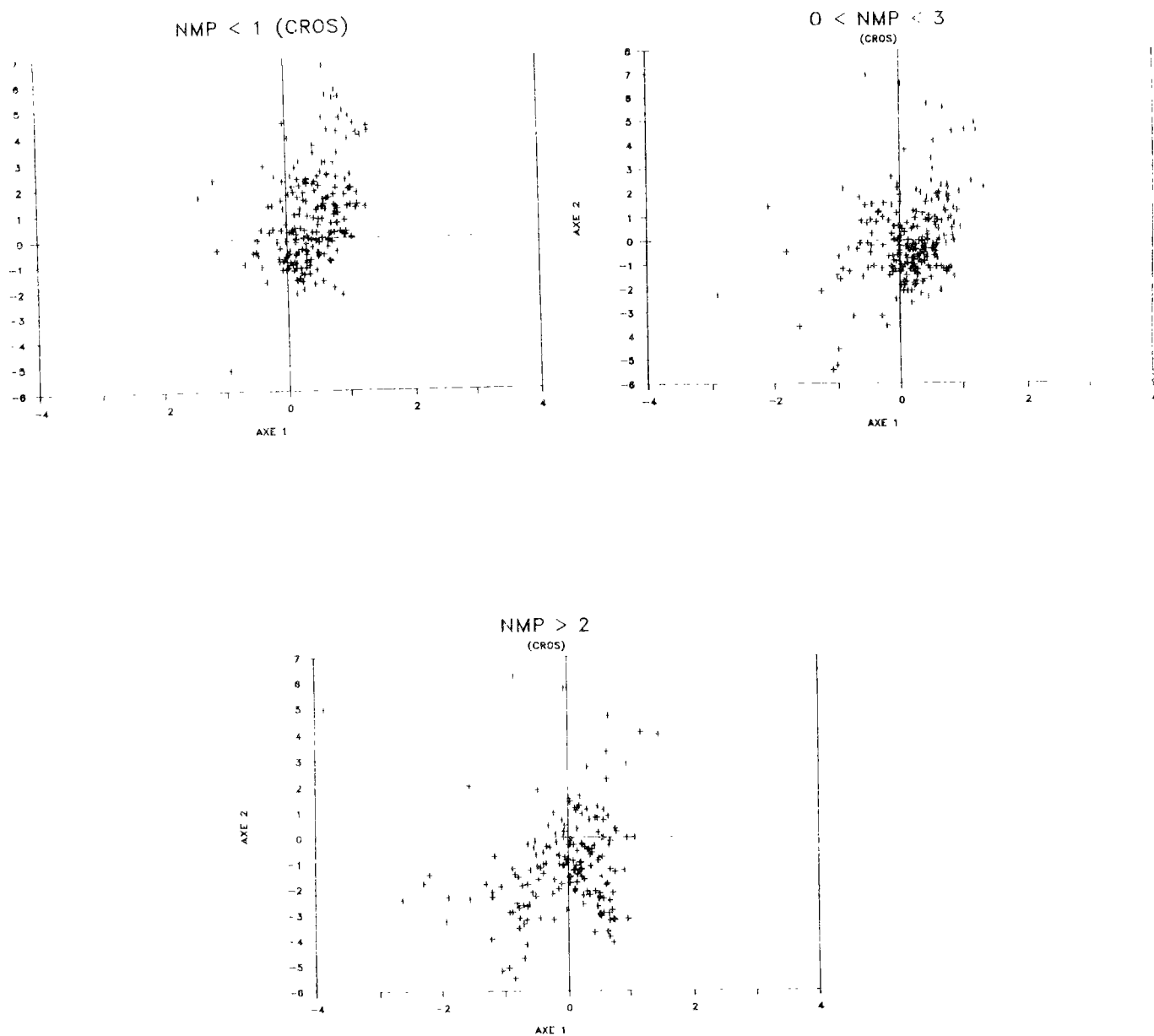


Figure VI.2

Représentation, dans le plan formé par les axes factoriels I et II, des sous-nuages correspondants, de gauche à droite et de haut en bas, aux bonnes, aux moyennes et aux mauvaises prévisions, par la méthode CROS

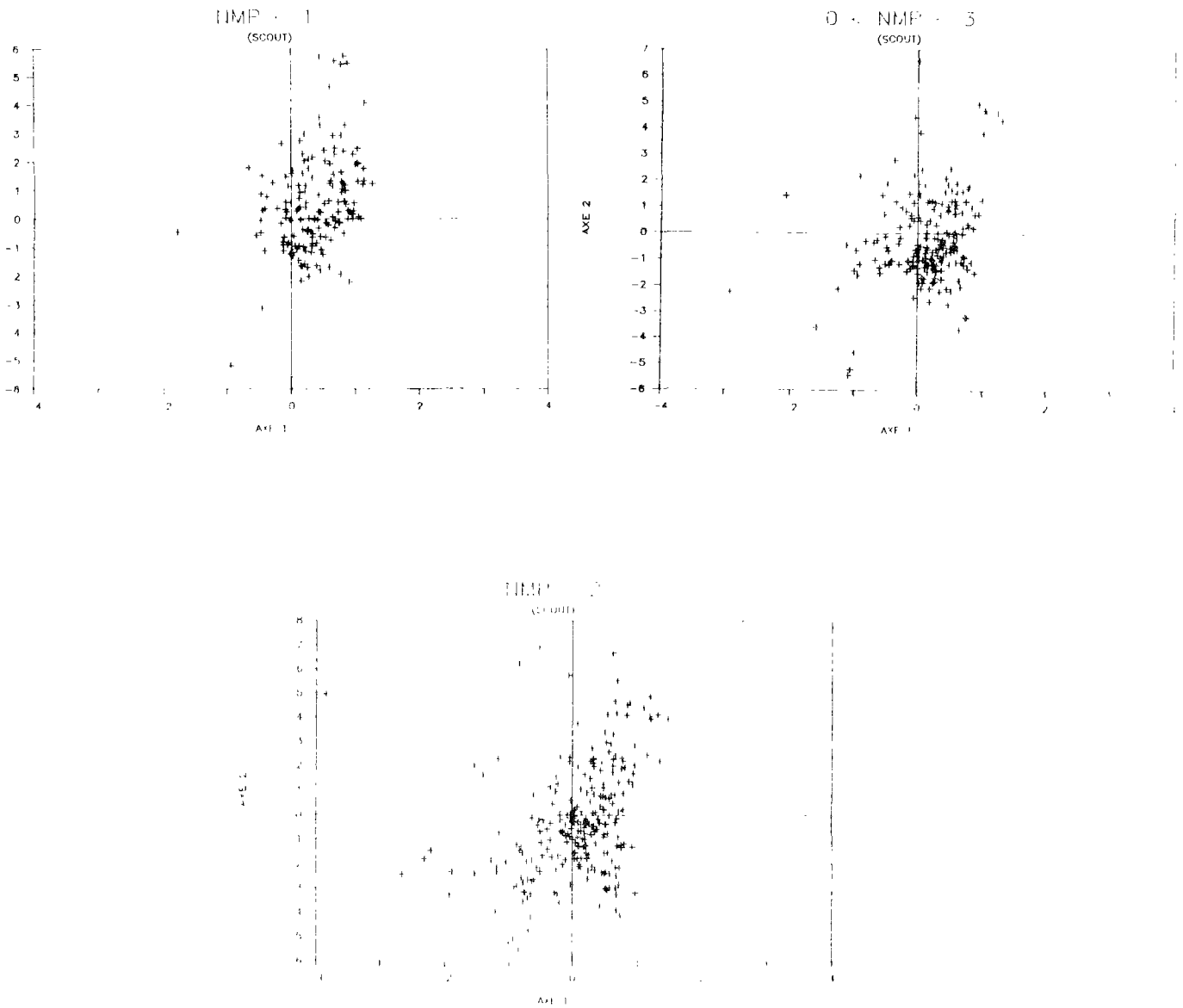


Figure VI.3

Représentation, dans le plan formé par les axes factoriels I et II, des sous-nuages correspondants, de gauche à droite et de haut en bas, aux bonnes, aux moyennes et aux mauvaises prévisions, par la méthode SCOUT

Il est intéressant d'observer comment se répartissent, dans le premier plan factoriel, les situations ayant donné lieu à des prévisions bonnes, moyennes, ou mauvaises, par chacune des deux méthodes utilisées. Les trois sous-nuages relatifs à la méthode CROS ont été représentés, séparément pour plus de clarté, sur la figure VI.2, tandis que la figure VI.3 représente les sous-nuages correspondants pour la méthode SCOUT.

On remarque que les situations bien prises en compte par la méthode CROS sont plutôt situées en haut et à droite par rapport à l'origine, tandis que celle ayant donné lieu à de mauvaises prévisions sont plutôt en bas, et plus à gauche. Les situations "moyennes" occupent une position intermédiaire.

Les mêmes tendances se retrouvent sur la figure VI.3, où les sous-nuages sont définis par rapport aux résultats de SCOUT, avec cependant un effet légèrement plus marqué le long de l'axe I, et un peu moins le long de l'axe II. Ces constatations visuelles se trouvent confirmées par l'examen des coordonnées du centre de gravité de chaque groupe (cf tableaux VI.5 et VI.6).

	Bonnes (208 obs.)	Moyennes (228 obs.)	Mauvaises (183 obs.)	T_{12}	T_{23}	T_{13}
Axe I	0,22 (2,44)	0,01 (2,34)	-0.27 (3,00)	0,92	0,96	<u>1,76</u>
Axe II	0,81 (1,83)	0,08 (1,87)	-1,01 (1,92)	<u>4,12</u>	<u>5,79</u>	<u>9,56</u>

Tableau VI.5

Moyennes et écarts-types des coordonnées sur les axes I et II des sous-nuages correspondants à chaque classe de prévision par CROS (les T_{ij} ont la même signification que dans les tableaux VI.2 et VI.3)

	Bonnes (164 obs.)	Moyennes (201 obs.)	Mauvaises (254 obs.)	T_{12}	T_{23}	T_{13}
Axe I	0,36 (0,47)	0,15 (0,56)	-0.36 (3,97)	<u>3,89</u>	<u>2,02</u>	<u>2,86</u>
Axe II	0,53 (1,68)	-0,18 (1,73)	-0,20 (2,32)	<u>3,96</u>	0,11	<u>3,73</u>

Tableau VI.6

Moyennes et écarts-types des coordonnées sur les axes I et II des sous-nuages correspondants à chaque classe de prévision par SCOUT (les T_{ij} ont la même signification que dans les tableaux VI.2 et VI.3)

Nous avons démontré, dans ce paragraphe et le précédent, qu'aux différentes classes de prévision correspondent des valeurs significatives différentes, en moyenne, de la plupart des descripteurs de la situation météorologique définis au chapitre V. Certaines caractéristiques de la situation météorologique apparaissent comme étant plutôt défavorables à l'une des deux méthodes (par exemple, une faible advection pour CROS), d'autre aux deux (par exemple, une faible surface moyenne des échos).

Nous allons maintenant étudier la possibilité de prévoir l'appartenance à l'une des classes (bonnes, moyennes ou mauvaises prévisions) par la seule considération des valeurs prises par certains de ces descripteurs. Cette possibilité aurait en effet pour conséquence la faisabilité d'une estimation automatique a priori de la fiabilité des prévisions de pluie par radar.

VI.3 Estimation a priori de la fiabilité d'une prévision radar

VI.3.1 Introduction

Le problème que nous cherchons à résoudre consiste en fait à reconnaître, à partir d'un certain nombre d'exemples, les chances de succès de chacune des méthodes de prévisions considérées, dans une situation météorologique donnée.

Pour cela, nous avons extrait au hasard 309 des 619 situations dont nous disposons, afin de constituer un "ensemble d'apprentissage" permettant de mettre en oeuvre les deux méthodes de discrimination, ou d'apprentissage de concepts à partir d'exemples, décrites en appendice: l'analyse discriminante linéaire et la génération de règles par segmentation. Les 310 situations restantes nous ont permis de tester les règles générées.

Chacune des deux méthodes a été mise en oeuvre en trois temps:

- 1) reconnaissance des bonnes prévisions, les deux classes considérées étant C_1 et $C_2 \cup C_3$ (respectivement C'_1 et $C'_2 \cup C'_3$ pour SCOUT);
- 2) reconnaissance des mauvaises prévisions, les classes considérées étant cette fois $C_1 \cup C_2$ et C_3 (respectivement $C'_1 \cup C'_2$ et C'_3);
- 3) la classe finalement prévue $d(X)$ est déterminée en fonction des classes prévues lors de la première étape ($d_1(X)$) et de la seconde ($d_2(X)$), de la façon suivante:

- si $d_1(X) = C_1$ et $d_2(X) = C_1 \cup C_2$ alors $d(X) = C_1$
- si $d_1(X) = C_2 \cup C_3$ et $d_2(X) = C_1 \cup C_2$ alors $d(X) = C_2$
- si $d_1(X) = C_2 \cup C_3$ et $d_2(X) = C_3$ alors $d(X) = C_3$

Le cas où $d_1(X) = C_1$ et $d_2(X) = C_3$ est un cas d'indétermination, où l'on ne prend pas de décision d'affectation à une classe; nous noterons alors : $d(X) = ?$

Les deux méthodes d'apprentissage utilisées sont décrites de manière détaillée en appendice. L'analyse discriminante linéaire suppose que les variables utilisées suivent approximativement une loi normale (cf § A.3.1) et ne soient pas trop corrélées entre elles, ceci fin d'éviter une instabilité du modèle prévisionnel (cf DER MEGREDITCHIAN). Pour cette raison, avant même de mettre en oeuvre la technique de sélection progressive ascendante des prédicteurs, (cf § A.3.2), une présélection a été effectuée (élimination des variables parmi les couples les plus corrélés), et une transformation logarithmique de certaines variables de densité de probabilité très nettement dissymétrique a été opérée.

Finalement, 19 prédicteurs ont été considérés:

$\ln(I)$, N , $\ln(S)$, ΔN , CIS , $\ln(CIN)$, $\ln(CAPE)$, $\ln(Ri)$, EI , COR , $\ln(S_T)$, V_A , ΔN , N' , $\ln(S')$, $\ln(S_T')$, $\Delta N'$, $\Delta S_T'$, E .

La méthode de génération de règles par segmentation n'impose pas les mêmes restrictions sur les prédicteurs. Pour cette raison, l'ensemble des 33 prédicteurs a été soumis au programme. La méthode a été appliquée en prenant comme critère de pureté l'entropie, (cf. §A.4.3), la règle d'arrêt prenant en compte la dégradation des performances sur l'ensemble test, comme indiqué au paragraphe A.4.4.

Les paragraphes VI.3.2 à VI.3.7 suivants reprennent de façon exhaustive et détaillée l'ensemble des résultats obtenus. Le lecteur pressé pourra se reporter directement au paragraphe VI.3.8, où les résultats principaux se trouvent résumés.

VI.3.2 Reconnaissance des situations favorables à la méthode CROS

a) Recherche d'une règle de décision linéaire

Sélection des prédicteurs

Le tableau VI.7 indique les 10 premières variables sélectionnées par la méthode de sélection progressive ascendante, ainsi que les valeurs de la distance de Mahalanobis (Δ^2), et la valeur du test de signification de l'accroissement de Δ^2 , dont la formule est donnée au paragraphe A.3.2. Rappelons que, sous l'hypothèse d'un accroissement non significatif, F suit une loi de Fisher à 1 (nombre de descripteurs apportés à chaque étape) et $309-k-1-1$ (nombre d'éléments de l'ensemble d'apprentissage, diminué du nombre k de prédicteurs déjà sélectionnés, du nombre de descripteurs ajoutés, et d'une unité) degrés de liberté. Pratiquement, pour toutes les valeurs de k qui seront considérées, dans le cas présent et dans les suivants, le seuil de F correspondant à un taux d'erreur $\epsilon = 0,05$ est de 3,84; pour $\epsilon = 0,01$, il est de 6,64.

Au vu du tableau VI.7, on constate que l'accroissement de Δ^2 cesse d'être significatif au delà du 2ème prédicteur.

Prédicteur	Δ^2	F
ln(S)	0,78	
V_A	0,99	12,36
CIS	1,05	2,92
ΔN	1,07	1,11
$\ln(S_T')$	1,09	1,14
COR	1,10	0,56
ΔNR	1,11	0,67
S_T	1,13	0,98
N	1,14	0,94
$\ln(S')$	1,16	0,66

Tableau VI.7

*Les dix meilleurs prédicteurs sélectionnés
(Discrimination entre les classes C_1 et $C_2 \cup C_3$)*

Calcul de l'équation discriminante

Comme nous l'avons signalé en appendice, deux conventions sont souvent utilisées pour l'estimation des probabilités à priori p_1 et p_2 :

- 1) p_1 et p_2 sont prises égales aux fréquences d'apparition f_1 et f_2 de chaque classe dans l'ensemble d'apprentissage, ou
- 2) on considère que f_1 et f_2 ne sont pas représentatives des fréquences réelles dans la population d'origine, et on pose arbitrairement:

$$p_1 = p_2 = 1/2$$

Avec la première convention, nous avons obtenu la règle de décision R_1 suivante:

$$R_1: \text{NMPCR} = 0 \Leftrightarrow 0,958 \ln(S) + 1,611 \cdot 10^{-2} V_A - 7,472 \geq 0$$

Avec la seconde convention:

$$R_2: \text{NMPCR} = 0 \Leftrightarrow 0,958 \ln(S) + 1,611 \cdot 10^{-2} V_A - 6,779 \geq 0$$

Notons que l'on retrouve à travers ces équations discriminantes l'influence positive exercée par la surface moyenne des échos et par leur déplacement sur la qualité des prévisions. L'ensemble d'apprentissage est représenté avec les deux droites discriminantes sur la figure VI.4. Les performances sur l'ensemble test des règles R_1 et R_2 sont résumées par les tableaux de contingence ci-dessous (tableaux VI.8 et VI.9).

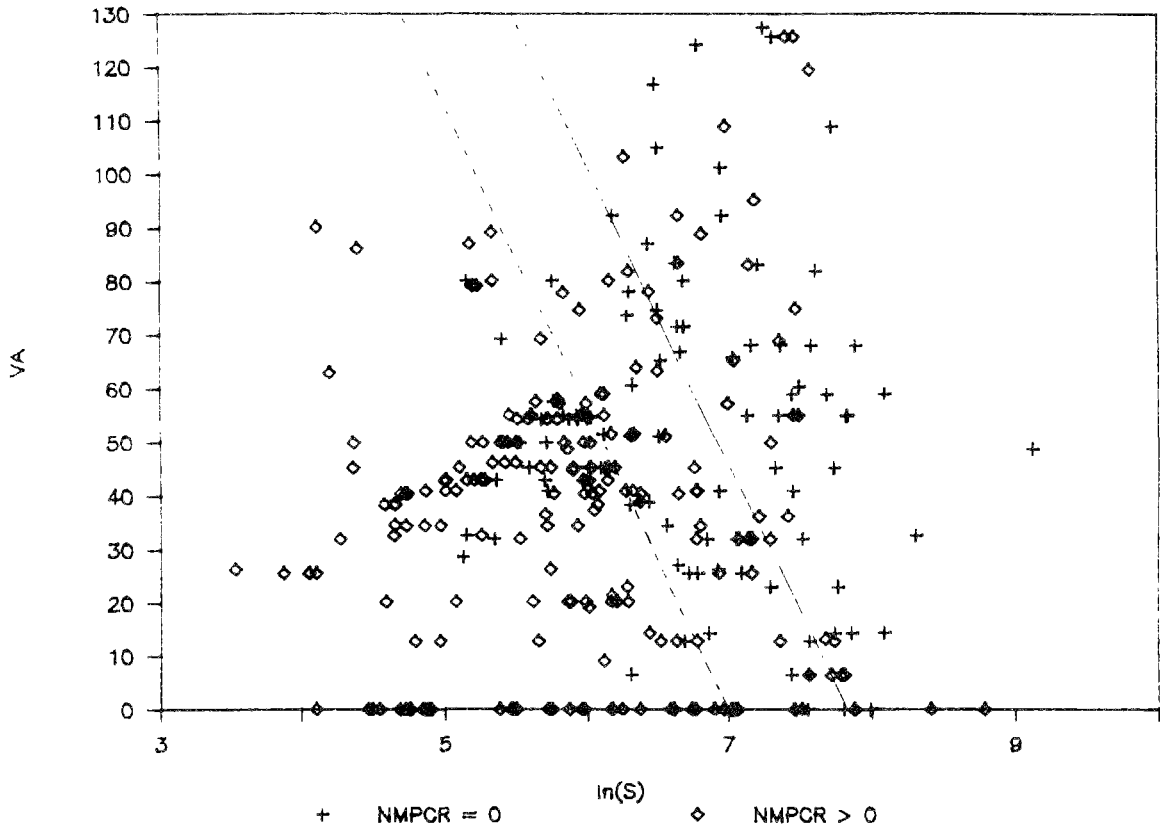


Figure VI.4

Représentation de l'ensemble d'apprentissage et des droites discriminantes correspondant à R_1 (trait plein) et R_2 (pointillés) dans le plan $(\ln(S), V_A)$

	PREVU		
	C_1	$C_2 \cup C_3$	
O			
B	C_1	11	94
S	$C_2 \cup C_3$	7	198

Tableau VI.7

Tableau des performances de la règle R_1

	PREVU		
	C_1	$C_2 \cup C_3$	
O			
B	C_1	64	41
S	$C_2 \cup C_3$	59	146

Tableau VI.8

Tableau des performances de la règle R_2

Le problème de l'évaluation de la qualité d'une prévision est un problème délicat, que nous avons déjà abordé dans un autre contexte (cf chapitre II), et que nous retrouvons ici: lequel des deux tableaux de contingence ci-dessus caractérise-t-il la meilleure règle de décision ? Pour répondre à cette question, nous supposerons qu'une procédure de discrimination est d'autant meilleure:

- qu'elle conduit à une probabilité d'erreur de classification plus faible,
- et qu'elle réalise l'affectation à une classe avec une fréquence plus proche de la fréquence d'apparition de cette classe dans la population d'origine.

La première de ces caractéristiques peut être mesurée par le pourcentage e de mal classés sur l'ensemble test, qui est une estimation non biaisée de la probabilité d'erreur. La seconde peut l'être par l'indice de Rousseau IR (cf §II.1.2) qui, à e égal, pénalise les procédures de prévisions les plus biaisées.

Dans le cas de la règle R_1 , on a:

$$e = 32,5 \%$$

$$IR = -0,02$$

En ce qui concerne R_2 :

$$e = 32,26 \%$$

$$IR = 0,31$$

R_2 doit donc être nettement préférée à R_1 , ce que confirme l'observation des tableaux de performance: en effet, dans le cas de R_1 , la probabilité d'erreur est très mal répartie entre les deux classes, puisque le taux de mal classés parmi C_1 est de 89,5%, tandis que le taux de mal classés parmi $C_2 \cup C_3$ est de 3,4%. Dans le second cas, ces valeurs sont respectivement de 39,1% et 29,8%.

Ces résultats sont à comparer à ceux que l'on obtiendrait par la prévision climatologique (cf §II.1.1), c'est-à-dire en réalisant l'affectation à une classe au hasard, en respectant simplement la fréquence des différentes classes. Le tableau de contingence de cette prévision est représenté ci-après (tableau VI.10).

		PREVU	
		C_1	$C_2 \cup C_3$
O			
B	C_1	36	69
S	$C_2 \cup C_3$	69	136

Tableau VI.10

Tableau des performances de la prévision climatologique

On a pour cette prévision:

$$e = 44,52 \%$$

$$IR = 0$$

La règle de décision R_2 permet donc de réduire de 28% environ la probabilité d'une erreur de classification, par rapport à la prévision au hasard respectant simplement les fréquences d'apparition des classes.

b) Recherche d'un arbre de décision

L'arbre de décision obtenu par segmentation (cf appendice) est représenté sur la figure VI.5. A chaque feuille terminale correspondent quatre nombres n_1 , n_2 , n_{t1} , n_{t2} , notés:

$$\begin{matrix} n_1/n_2 \\ (n_{t1}/n_{t2}) \end{matrix}$$

n_i désigne le nombre d'éléments de la classe i (ici C_1 pour $i=1$, $C_2 \cup C_3$ pour $i=2$) dans la feuille, sur l'ensemble d'apprentissage. Les n_{ti} sont les grandeurs correspondantes, relativement à l'ensemble test.

Rappelons qu'un tel arbre de décision s'interprète de la façon suivante:

- sur 61 éléments de l'ensemble test vérifiant la condition:

$$I > 0,725$$

, 9 appartiennent à la classe C_1 , et 53 à la classe $C_2 \cup C_3$;

- sur 87 éléments de l'ensemble test vérifiant la condition:

$$I \leq 0,725 \text{ et } COR > 0,769$$

, 46 appartiennent à C_1 et 41 à $C_2 \cup C_3$.

- etc ...

Une représentation visuelle d'un sous-ensemble de l'ensemble d'apprentissage est donnée par la figure VI.6.

On retrouve à l'examen de cet arbre la constatation déjà faite auparavant (cf §VI.1 et §VI.2) que les bonnes prévisions sont plutôt associées à de faibles valeurs de I , et à des valeurs élevées de COR et de S .

Les résultats sur l'ensemble test de la règle de discrimination R_3 correspondant à l'arbre de décision obtenu sont donnés ci-dessous sous la même forme que précédemment (tableau VI.11, taux d'erreur et indice de Rousseau).

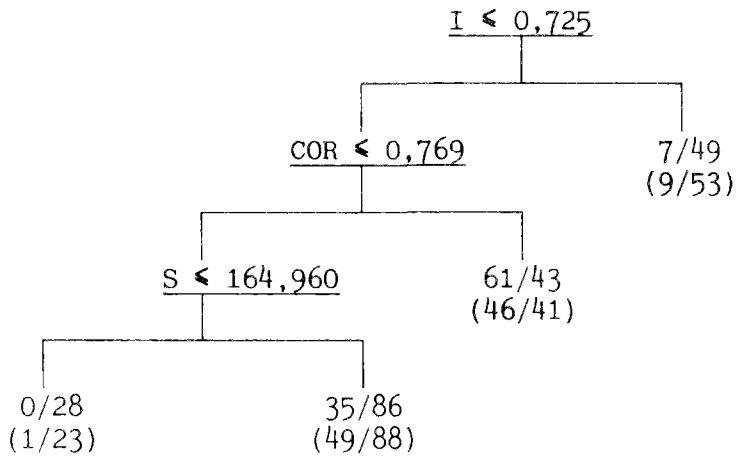


Figure VI.5

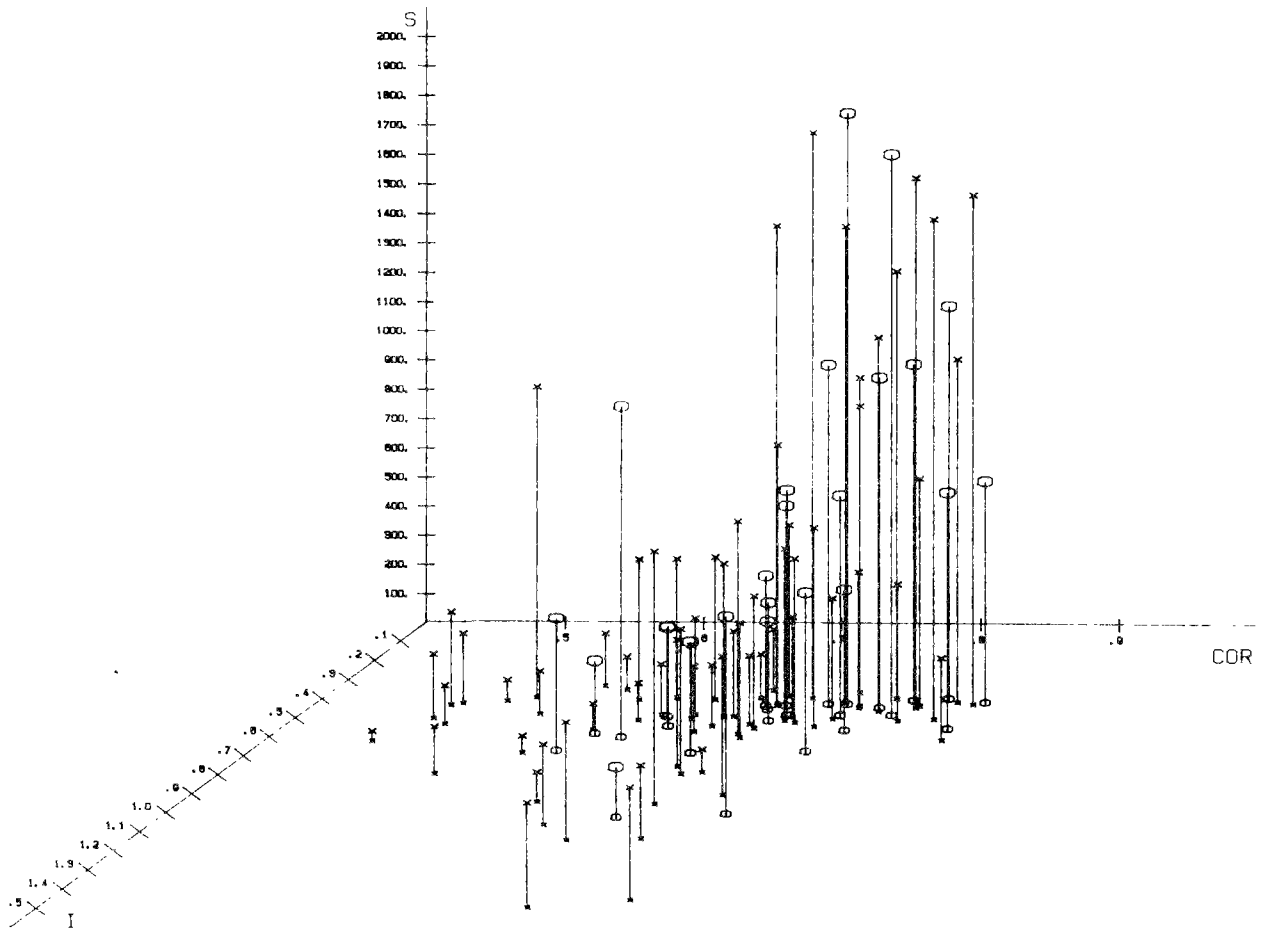


Figure VI.6

Représentation dans l'espace (I, COR, S) d'un échantillon de 100 points extrait aléatoirement de l'ensemble d'apprentissage.
 (o: NMPCR=0; x: NMPCR > 0)

Tableau de contingence

		PREVU	
		C ₁	C ₂ ∪C ₃
O			
B	C ₁	46	59
S	C ₂ ∪C ₃	41	164

Tableau VI.11

e = 32,26 %
IR = 0,25

On constate que le taux d'erreur de R₃ est exactement identique à celui de R₂, pour un indice de Rousseau légèrement inférieur.

VI.3.3 Reconnaissance des situations défavorables à la méthode CROS

Sélection des prédicteurs

Les résultats de la sélection progressive ascendante des prédicteurs sont présentés dans le tableau VI.12 ci-dessous. On constate que cette fois l'accroissement de Δ^2 est significatif, avec une probabilité d'erreur inférieure à 1 %, jusqu'au troisième prédicteur inclus.

Prédicteur	Δ^2	F
COR	0,98	
V _A	1,29	16,6
ln(S _T)	1,63	16,8
ln(CIN)	1,70	3,12
N'	1,79	4,14
$\Delta S_T'$	1,85	2,65
ln(I)	1,89	1,90
CIS	1,95	2,46
ln(Ri)	1,99	1,96

Tableau VI.12

*Les neuf meilleurs prédicteurs sélectionnés
(Discrimination entre les classes C₁∪C₂ et C₃)*

Calcul de l'équation discriminante

Comme précédemment, nous établirons deux règles de décision:

- Règle R_4 (hypothèse : $p_1 = 215/310$ $p_2 = 95/310$)

$$\text{NMPCR} > 2 \Leftrightarrow 4,608 \text{ COR} + 0,794 \ln(S_T) + 2,238 \cdot 10^{-2} V_A - 10,735 < 0$$

- Règle R_5 (hypothèse: $p_1 = p_2 = 1/2$)

$$\text{NMPCR} > 2 \Leftrightarrow 4,608 \text{ COR} + 0,794 \ln(S_T) + 2,238 \cdot 10^{-2} V_A - 11,656 < 0$$

Il convient de noter encore une fois la cohérence de ces résultats avec ceux obtenus dans les paragraphes VI.1 et VI.2: de faibles valeurs de COR, S_T et V_A apparaissent cette fois encore comme défavorables à une bonne fiabilité de la méthode CROS. Une représentation d'un sous-ensemble de l'ensemble d'apprentissage dans l'espace $(\text{COR}, \ln(S_T), V_A)$ est donnée en figure VI.7.

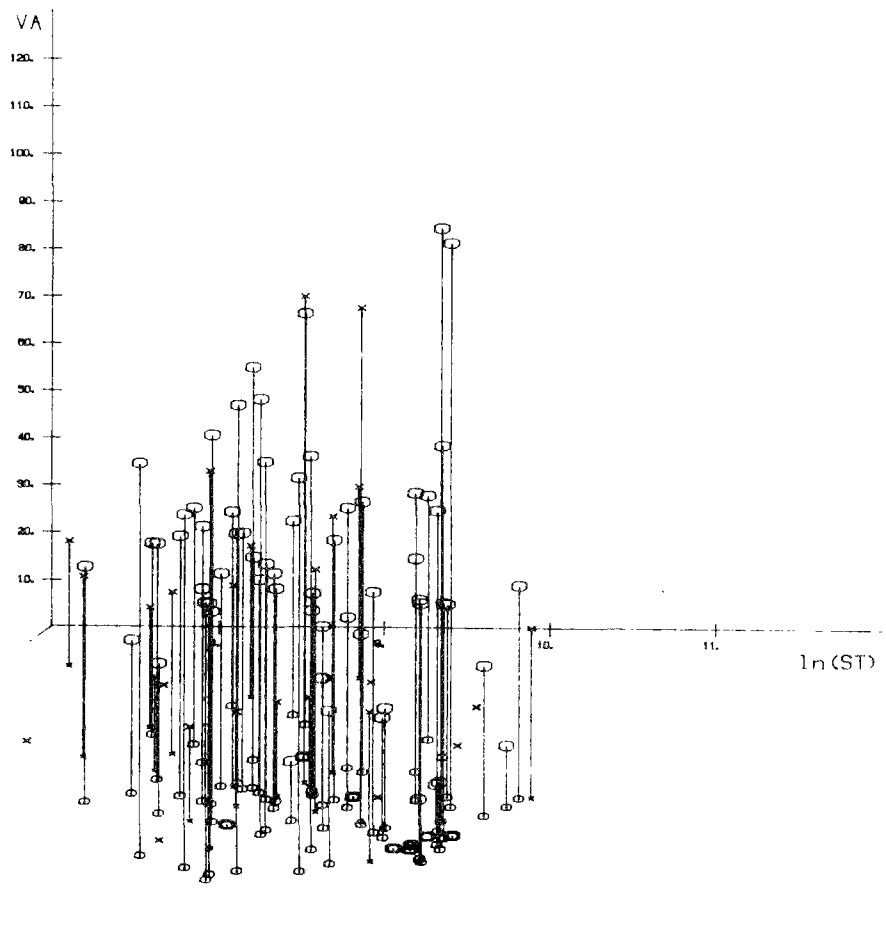


Figure VI.7

Représentation dans l'espace $(\text{COR}, \ln(S_T), V_A)$ d'un échantillon de 100 points extrait aléatoirement de l'ensemble d'apprentissage (o: $\text{NMPCR} \leq 2$ x: $\text{NMPCR} > 2$)

Résultats sur l'ensemble test

- Règle R_4

	PREVU	
	$C_1 \cup C_2$	C_3
O		
B	$C_1 \cup C_2$	206
S	C_3	57
		9
		38

Tableau VI.13

e = 21,29 %

IR = 0,40

- Règle R_5

	PREVU	
	$C_1 \cup C_2$	C_3
O		
B	$C_1 \cup C_2$	157
S	C_3	22
		58
		73

Tableau VI.14

e = 25,81 %

IR = 0,44

Les règles R_4 et R_5 apparaissent cette fois comme étant à peu près équivalentes, R_5 se caractérisant par un taux d'erreur et un indice de Rousseau légèrement supérieurs.

Comme précédemment, nous reproduirons ci-après, à titre de comparaison, le tableau de contingence de la prévision climatologique.

	PREVU	
	$C_1 \cup C_2$	C_3
O		
B	$C_1 \cup C_2$	149
S	C_3	66
		66
		29

Tableau VI.15

e = 42,58 %

IR = 0

On remarque que l'information apportée par les prédicteurs permet cette fois de réduire de 50% la probabilité d'une erreur de classification, par rapport à la prévision climatologique.

b) Recherche d'un arbre de décision

L'arbre de décision obtenu est représenté ci-dessous (figure VI.8), et une représentation dans l'espace (COR,EI,S) d'un sous-ensemble de l'ensemble d'apprentissage est donnée par la figure VI.9.

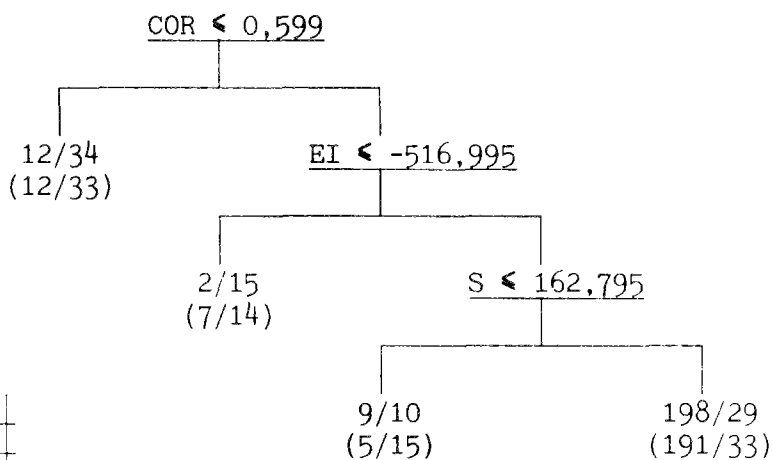


Figure VI.8

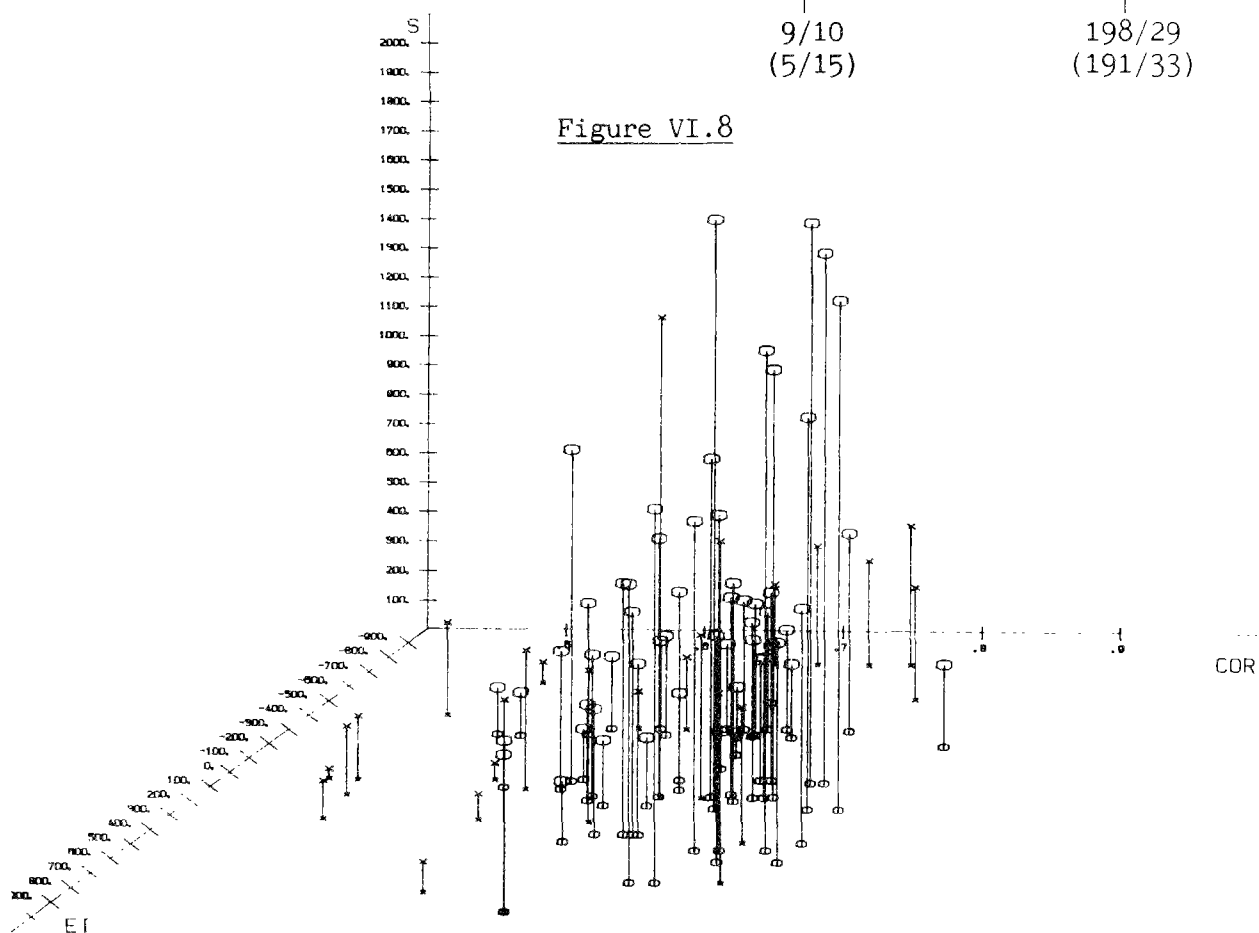


Figure VI.9

Représentation dans l'espace (COR,EI,S) de 100 éléments extraits aléatoirement de l'ensemble d'apprentissage.

(o:NMPCR≤2; x:NMPCR>2)

Résultats sur l'ensemble test de la règle R_6 correspondante

	PREVU	
	$C_1 \cup C_2$	C_3
O		
B	$C_1 \cup C_2$ 191	24
S	C_3 33	62

Tableau VI.16

e = 18,39 %
IR = 0,56

Les performances de la règle R_6 sont cette fois nettement supérieures à celles de R_4 et R_5 , au sens des deux critères considérés. De plus, l'examen de l'arbre de décision est riche d'enseignements: on constate que les mauvaises prévisions sont associées soit à un coefficient de corrélation faible (témoignant d'une évolution importante des caractéristiques de l'image radar pendant la phase de prévision), soit à des valeurs de EI fortement négatives (caractéristiques de situations convectives), soit enfin à la présence d'échos de grandes tailles.

D'autre part, on peut se demander si, dans un contexte opérationnel où l'on ne disposerait pas des données de radiosondage, donc de la connaissance du prédicteur EI, la qualité de la discrimination serait dégradée. Pour répondre à cette interrogation, nous avons préféré, plutôt que d'employer la méthode de prise en compte des données manquantes décrite en appendice (§A.4.5), relancer la procédure de segmentation en interdisant au programme de sélectionner les prédicteurs calculés à partir des données de radiosondage. On constate, au vu de la figure VI.10 représentant le nouvel arbre obtenu, qu'aucun prédicteur n'est venu se substituer à EI: la règle de décision est donc toute entière basée sur le prédicteur COR.

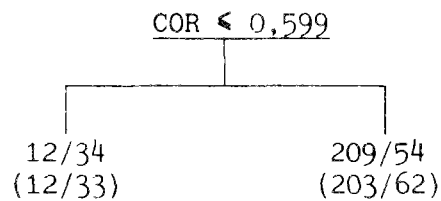


Figure VI.10

Résultats sur l'ensemble test de la règle correspondante

	PREVU	
	$C_1 \cup C_2$	C_3
O		
B	$C_1 \cup C_2$	12
S	C_3	33

Tableau VI.17

$e = 23,87 \%$
 $IR = 0,32$

Il est clair que la suppression de l'information relative à la stabilité atmosphérique, fournie par les données de radiosondage, a pour conséquence une baisse des performances de la procédure de classification. Néanmoins, celles-ci restent acceptables, et comparables à celles des règles décisionnelles R_4 et R_5 .

VI.3.4 Prévision de la fiabilité de la méthode CROS

Nous étudions dans ce paragraphe les résultats de règles de décisions obtenues par combinaison des règles décrites précédemment, et permettant de classer une situation quelconque dans l'une des trois classes C_1 , C_2 ou C_3 (cf §VI.3.1).

La règle R_7 , combinaison des règles R_2 et R_5 , et la règle R_8 , combinaison des règles R_3 et R_6 , seront seules considérées.

Performances de la règle R_7

		PREVU			
		C_1	C_2	C_3	?
O	C_1	63	19	22	1
B	C_2	45	30	31	4
S	C_3	10	12	73	0

Tableau VI.18

Le tableau de performances de la règle R_7 est donné ci-dessus. Pour évaluer la qualité des procédures de discrimination en trois classes, nous utiliserons quatre critères:

- le taux de mal classés e , défini comme précédemment,
- le taux "d'erreur grave" e' , que nous définirons comme le pourcentage de cas où C_1 a été prévu, et C_3 réalisé, ou vice versa,
- le taux d'indécision $e_?$, égal au pourcentage de cas où aucune décision d'affectation n'a pu être prise,

- l'indice de Rousseau généralisé IR (ROUSSEAU 1985), égal à :

$$IR = 1 - \frac{1 - \sum_{k=1}^{k=n} a_{kk}}{1 - \sum_{k=1}^{k=n} P_k^2}$$

, les a_{kk} désignant les éléments du tableau de contingence normalisé situés sur la diagonale, et P_k la demi-somme la ligne k et de la colonne k de ce même tableau (P_k^2 n'est autre qu'un élément diagonal du tableau de contingence normalisé de la prévision climatologique, en prenant P_k comme fréquence de prévision de la classe k).

Dans le cas de R_7 , on a :

$$\begin{aligned} e &= 46,5 \% \\ e' &= 10,3 \% \\ e_? &= 1,6 \% \\ IR &= 0,32 \end{aligned}$$

Performances de la règle R_8

		PREVU			
		C_1	C_2	C_3	?
O	C_1	47	51	7	0
B	C_2	35	58	17	0
S	C_3	7	26	62	0

Tableau VI.19

$$\begin{aligned} e &= 46,13 \% \\ e' &= 4,52 \% \\ e_? &= 0 \% \\ IR &= 0,36 \end{aligned}$$

La règle R_8 a donc des performances supérieures à R_7 au sens des quatre critères: en particulier, le taux "d'erreur grave" est particulièrement faible, et le taux d'indécision est nul.

Performance de la prévision climatologique

Les résultats que nous venons de présenter sont à comparer à ceux que l'on obtiendrait en appliquant la prévision climatologique, et que nous donnons ci-après (tableau VI.20).

		PREVU			
		C ₁	C ₂	C ₃	?
O B S	C ₁	36	37	32	0
	C ₂	37	39	34	0
	C ₃	32	34	29	0

Tableau VI.20

$e = 66,45 \%$
 $e' = 20,65 \%$
 $e_2 = 0 \%$
 $IR = 0$

On voit que l'application des règles de décision R₇ et R₈ permet de réduire d'environ 30% le taux d'erreur par rapport à la prévision climatologique. Quant au taux d'erreur grave, il est réduit de 50% par R₇, et de près de 80% par R₈.

On peut néanmoins se demander si l'amélioration constatée par rapport à la prévision climatologique est significative ou non. Pour répondre à cette question, il suffit d'appliquer un test du χ^2 (PRESS 1972). En effet, sous l'hypothèse H₀ : "Les classifications correctes sont dues au hasard", la grandeur Q suivante obéit à une loi du χ^2 à 1 degré de liberté:

$$Q = \frac{(n-n')^2}{n'} + \frac{(m-m')^2}{m'}$$

n et m désignant respectivement le nombre de bonnes et de mauvaises classifications, n' est m' les grandeurs correspondantes dans le cas d'une simple prévision climatologique.

Avec une probabilité d'erreur inférieure à 1 %, il faut donc considérer que H₀ est vérifiée si $Q \geq 6,63$.

Q vaut 55,62 dans le cas de R₇, et 57,43 dans le cas de R₈. On peut donc sans hésitation rejeter l'hypothèse H₀.

VI.3.5 Reconnaissance des situations favorables à la méthode SCOUT

a) Recherche d'une règle de décision linéaire

Sélection des prédicteurs

Les résultats de la procédure de sélection progressive ascendante sont synthétisés dans le tableau VI.21 ci-après.

Prédicteur	Δ^2	F
$\ln(S_T)$	0,38	
$\ln(I)$	0,46	4,12
$\Delta S_T'$	0,50	2,54
N	0,53	1,55
CAPE	0,57	2,14
N'	0,60	1,51
COR	0,62	1,03
V_A	0,64	0,94
$\ln(R_i)$	0,66	1,17
CIS	0,69	1,53

Tableau VI.21

Les dix meilleurs prédicteurs sélectionnés

On constate que l'apport du descripteur $\ln(I)$ a pour résultat une augmentation de la distance de Mahalanobis significative à 5 %, mais pas à 1 %. La prise en compte de $\ln(I)$ ne modifiant pas le taux de mal classés sur l'ensemble d'apprentissage, nous avons décidé de nous en tenir au seul descripteur $\ln(S_T)$.

Calcul de l'équation discriminante

Comme nous l'avons fait précédemment, nous calculerons deux règles décisionnelles, correspondant à deux hypothèses pour les probabilités a priori.

- Règle R_9 (hypothèse: $p_1 = 82/310$ $p_2 = 227/310$):

$$\text{NMPSU} = 0 \Leftrightarrow d_1(X) = C_1 \Leftrightarrow 0,728 \ln(S_T) - 8,296 > 0$$

- Règle R_{10} (hypothèse: $p_1 = p_2 = 1/2$):

$$\text{NMPSU} = 0 \Leftrightarrow 0,728 \ln(S_T) - 7,278 > 0$$

Dans le premier cas, le tableau de contingence est:

O	PREVU	
	C_1'	$C_2' \cup C_3'$
B	0	82
S	0	228

Tableau VI.22

e = 26,45 %
IR = - 0,15

On constate que la règle R_9 revient à classer systématiquement toutes les observations dans $C_2 \cup C_3$. Le taux d'erreur global, égal à 26,45 %, ne reflète donc pas la qualité de la procédure de décision, puisque aucune bonne prévision n'a été reconnue comme telle. Ceci se traduit par un indice de Rousseau particulièrement faible.

En revanche, la règle R_{10} conduit à un tableau de contingence plus équilibré:

		PREVU	
		C_1	$C_2 \cup C_3$
O	C_1	45	37
	$C_2 \cup C_3$	89	139

Tableau VI.23

$e = 40,65 \%$
 $IR = 0,10$

Malgré un taux de mal classés très supérieur, la règle R_{10} est préférable à R_9 , car beaucoup moins biaisée, ce qui se traduit par une valeur supérieure de l'indice de Rousseau.

b) Recherche d'un arbre de décision

L'arbre de décision obtenu est reproduit ci-dessous (figure VI.11), et une représentation d'un sous-ensemble de l'ensemble d'apprentissage dans l'espace (COR,S,IS) est donnée par la figure VI.12.

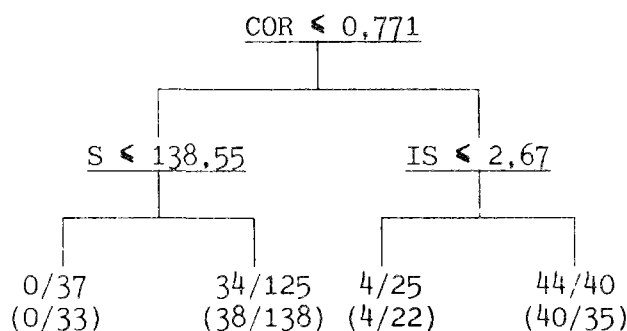


Figure VI.11

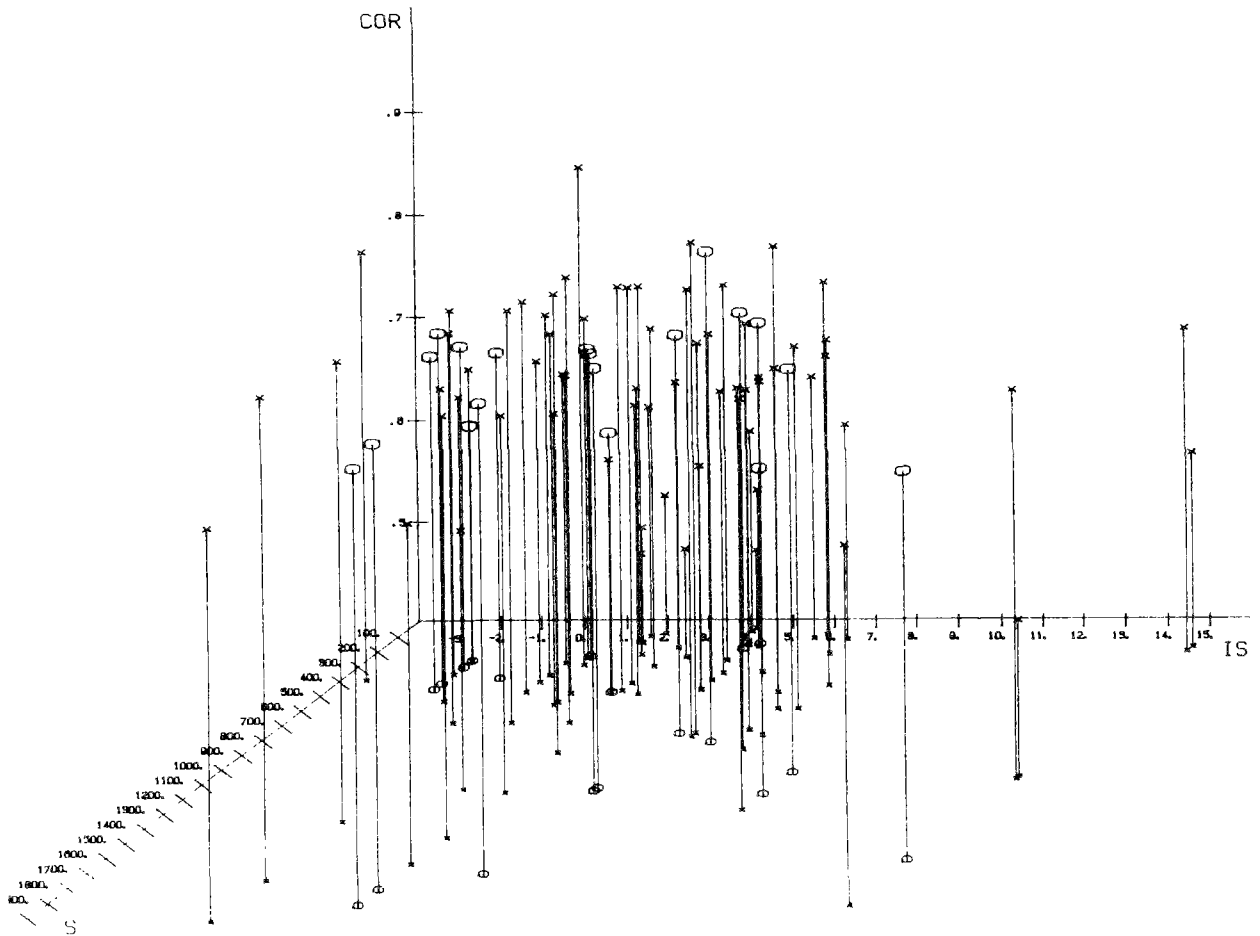


Figure VI.12

Représentation dans l'espace (COR,S,IS) d'un échantillon de 100 points extraits aléatoirement de l'ensemble d'apprentissage
(o: NMPSC=0; x NMPSC >0)

Les résultats de l'application de la règle décisionnelle R_{11} sur l'ensemble test sont donnés ci-dessous (tableau VI.24).

	PREVU	
	C'_1	$C'_2 \vee C'_3$
O		
B	C'_1	40
S	$C'_2 \vee C'_3$	193

Tableau VI.24

e = 24,84 %
IR = 0,34

On voit que la procédure de génération d'arbre de décision par segmentation a, cette fois encore, abouti à une règle de décision R_{11} plus performante que celles obtenues par analyse discriminante linéaire. Comme au paragraphe VI.3.3, il nous a semblé intéressant d'observer comment évoluaient les performances de la règle R_{11} , qui fait appel au paramètre IS calculé à partir des données de radiosondage, si l'on s'interdisait d'utiliser les prédicteurs issus de ces données. La figure VI.13 représente l'arbre de décision obtenu dans ce cas. Cette fois encore, la variable caractérisant l'instabilité n'a pas été remplacée, et l'arbre obtenu est tout simplement tronqué. Dans le cas présent, ceci présente un grave inconvénient, car toutes les feuilles terminales contiennent une majorité d'éléments de la classe 2: la procédure de discrimination correspondante conduit donc à classer toutes les observations dans C_2 C_3 , avec cependant un facteur de certitude plus ou moins grand suivant les cas.

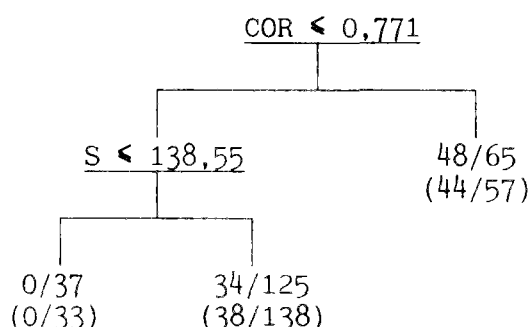


Figure VI.13

Pour tirer parti de l'information contenue dans ces facteurs de certitude, nous avons exploité l'arbre de la figure VI.13 dans un but décisionnel de la façon suivante: à un élément de l'ensemble test situé dans une feuille étiquetée n_{t1}/n_{t2} , a été attribuée aléatoirement la classe 1 avec une probabilité:

$$\pi_1 = n_{t1}/(n_{t1}+n_{t2})$$

, et la classe 2 avec une probabilité:

$$\pi_2 = 1-\pi_1.$$

Les résultats obtenus par ce procédé sont donnés ci-dessous (tableau VI.25).

		PREVU	
		C_1'	$C_2' \cup C_3'$
O	C_1'	30	52
	$C_2' \cup C_3'$	41	187

Tableau VI.25

$e = 30,00 \%$
 $IR = 0,19$

De cette façon, les performances de la règle de décision sont certes dégradées, mais elles restent supérieures à celles de R_9 et de R_{10} , et à celles de la prévision climatologique, que nous donnons ci-dessous (tableau VI.26).

O	PREVU	
	C'_1	$C'_2 \cup C'_3$
B	C'_1	22
S	$C'_2 \cup C'_3$	60
		60
		168

Tableau VI.26

$e = 38,71 \%$
 $IR = 0$

Remarquons que la règle R_{10} donne une probabilité d'erreur légèrement supérieure à celle de la prévision climatologique, qui est au contraire divisée par deux dans le cas de R_{11} .

VI.3.6 Reconnaissance des situations défavorables à la méthode SCOUT

Le tableau VI.27 ci-dessous reprend les résultats de la procédure de sélection des prédicteurs.

Prédicteur	Δ^2	F
$\ln(S_T)$	0,48	
COR	0,56	5,38
$\ln(S')$	0,66	6,45
EI	0,72	3,51
$\ln(I)$	0,80	4,90
$\Delta S_T'$	0,84	2,41
ΔN	0,86	1,40
$\ln(R_i)$	0,88	1,25
CAPE	0,95	4,08
CIS	1,01	3,56

Tableau VI.27

Les dix meilleurs prédicteurs sélectionnés

Les trois premiers prédicteurs ($\ln(S_T)$, COR, $\ln(S')$) ont été retenus.

Calcul de l'équation discriminante

- Règle R_{12} (hypothèse: $p_1 = 180/310$ $p_2 = 130/310$):

$$\text{NMPSC} > 2 \Leftrightarrow 2,750 \text{ COR} + 0,690 \ln(S_T) - 0,625 \ln(S') - 5,100 < 0$$

- Règle R_{13} (hypothèse: $p_1 = p_2 = 1/2$):

$$\text{NMPSC} > 2 \Leftrightarrow 2,750 \text{ COR} + 0,690 \ln(S_T) - 0,625 \ln(S') - 5,500 < 0$$

Un sous-ensemble de l'ensemble d'apprentissage est représenté dans l'espace $(\text{COR}, \ln(S_T), S')$ sur la figure VI.14.

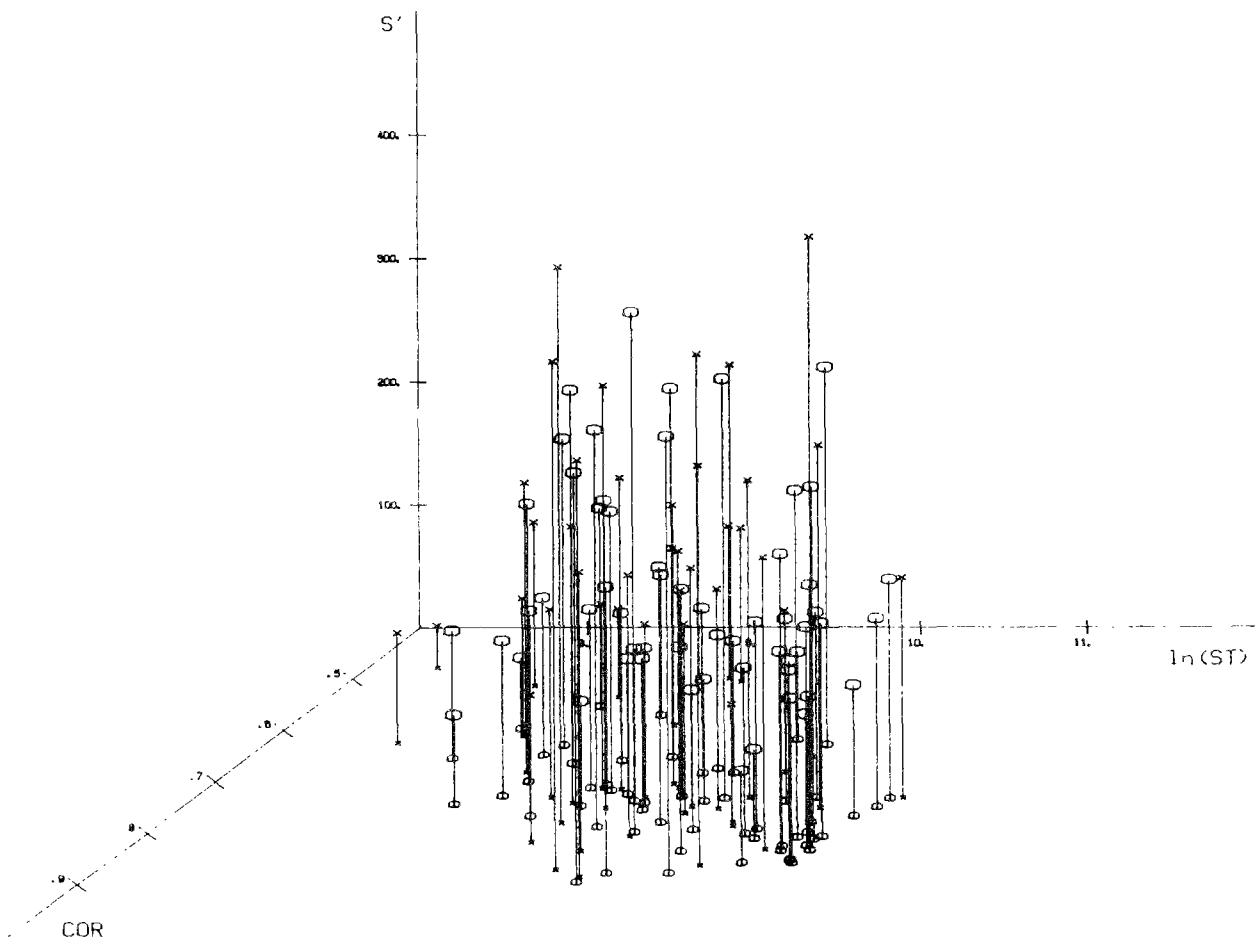


Figure VI.14

Représentation dans l'espace $(\text{COR}, \ln(S_T), S')$ d'un échantillon de 100 points extrait de l'ensemble d'apprentissage (o: $\text{NMPSC} \leq 2$; x: $\text{NMPSC} > 2$)

Performances de R_{12} sur l'ensemble test

	PREVU	
	$C'_1 \cup C'_2$	C'_3
O		
B	$C'_1 \cup C'_2$	138
S	C'_3	75
		42
		55

Tableau VI.28

$e = 37,74 \%$
 $IR = 0,19$

Performances de R_{13} sur l'ensemble test

	PREVU	
	$C'_1 \cup C'_2$	C'_3
O		
B	$C'_1 \cup C'_2$	109
S	C'_3	48
		71
		82

Tableau VI.29

$e = 38,39 \%$
 $IR = 0,23$

Les règles R_{12} et R_{13} apparaissent comme approximativement équivalentes, la première étant légèrement plus exacte, mais aussi un peu plus biaisée.

b) Recherche d'un arbre de décision

Comme précédemment, nous donnons ci-dessous (cf. figure VI.15) l'arbre de décision obtenu en prenant en compte toutes les variables comme prédicteurs potentiels, et les performances de la procédure de discrimination correspondante. Puis, nous présentons les résultats obtenus sans les paramètres calculés à partir des données de radiosondage, avant d'exposer, à titre de comparaison, ceux de la prévision climatologique.

Arbre de décision avec prise en compte de toutes les variables

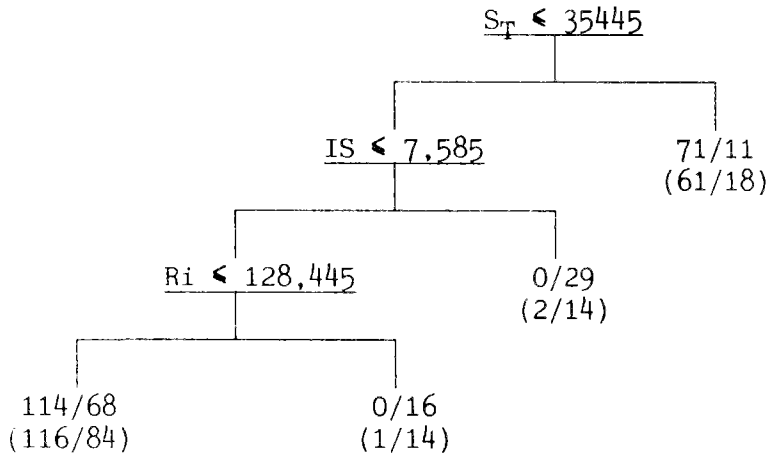


Figure VI.15

Performances sur l'ensemble test de la règle R_{14} correspondante

	PREVU	
	$C'_1 \cup C'_2$	C'_3
O		
B	$C'_1 \cup C'_2$	177
S	C'_3	102
		3
		28

Tableau VI.30

$e = 33,87 \%$
 $IR = 0,12$

Arbre de décision avec exclusion des variables issues des données de radiosondage

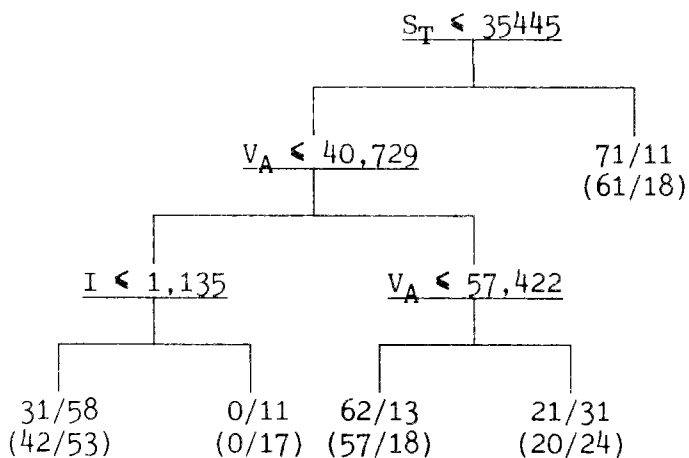


Figure VI.16

Performances sur l'ensemble test de la règle R_{15} correspondante

	PREVU	
	$C'_1 \cup C'_2$	C'_3
O		
B	$C'_1 \cup C'_2$	118
S	C'_3	94

Tableau VI.31

$e = 31,61 \%$
 $IR = 0,36$

Assez curieusement, l'exclusion des variables calculées à partir des données de radiosondage a cette fois conduit à une meilleure procédure de discrimination. Tant du point de vue de la probabilité d'erreur que de celui de l'indice de Rousseau, la règle R_{15} correspondant à l'arbre de la figure VI.16 est également supérieure aux règles R_{12} et R_{13} . Une représentation visuelle de l'ensemble d'apprentissage dans l'espace (I, S_T, V_A) est donnée sur la figure VI.17.

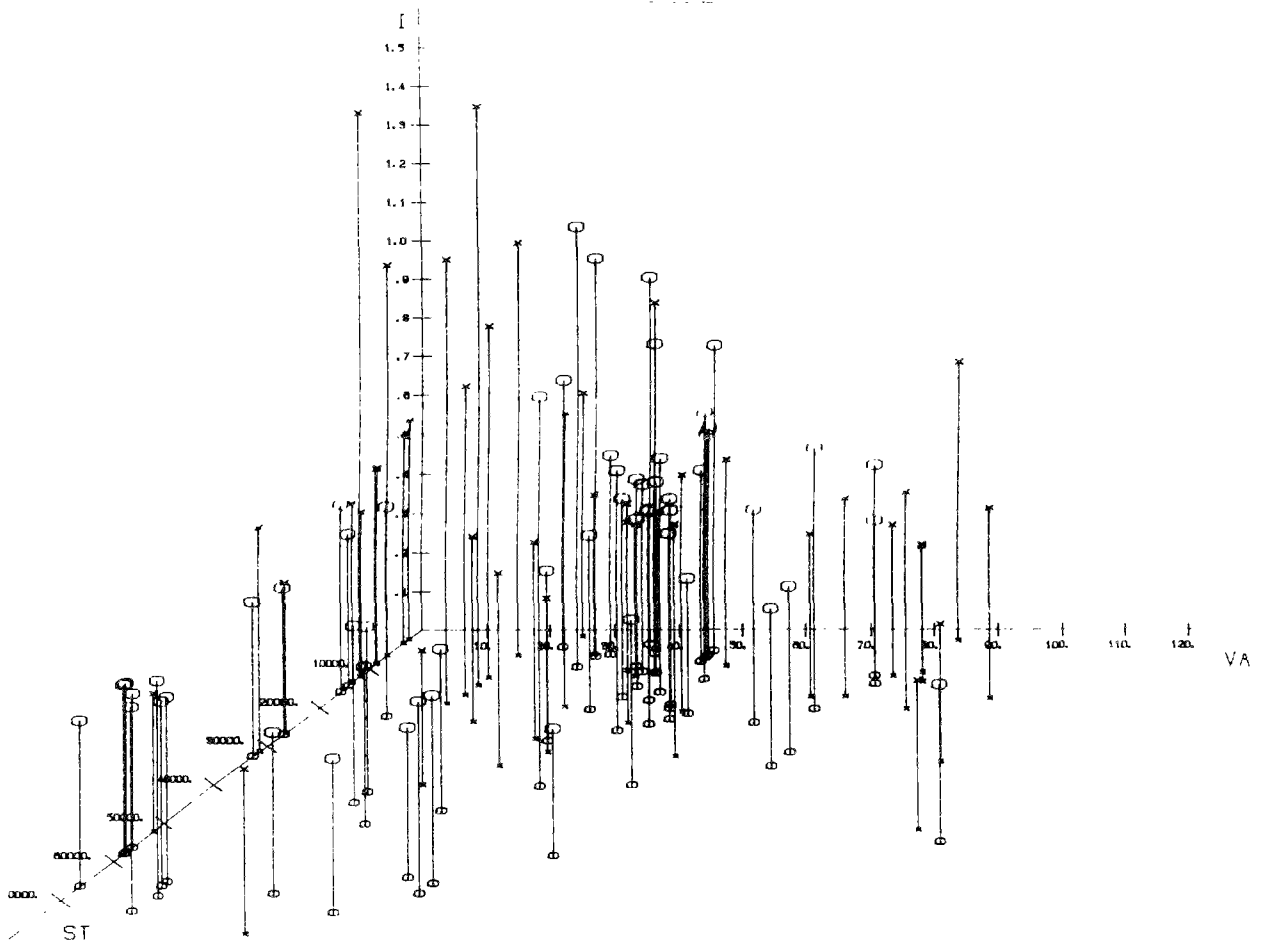


Figure VI.17

Représentation dans l'espace (S_T, V_A, I) d'un échantillon de 100 points extrait de l'ensemble d'apprentissage (o: $NMPSC \leq 2$; x: $NMPSC > 2$)

Performances de la prévision climatologique

		PREVU	
		C ₁ 'C ₂ '	C ₃ '
O			
B	C ₁ 'C ₂ '	105	75
S	C ₃ '	75	55

Tableau VI.32

e = 48,39 %

IR = 0

On constate que la règle décisionnelle R₁₅ permet une réduction d'environ 35% de la probabilité d'erreur, par rapport à la prévision climatologique.

VI.3.7 Prévision de la fiabilité de la méthode SCOUT

Nous exposons, dans ce paragraphe, les résultats obtenus par les règles décisionnelles R₁₆, combinaison de R₁₀ et R₁₃, et R₁₇, combinaison de R₁₁ et R₁₄.

Performances de la règle R₁₆

		PREVU			
		C ₁ '	C ₂ '	C ₃ '	?
O	C ₁ '	44	9	28	1
B	C ₂ '	44	12	37	5
S	C ₃ '	33	15	75	7

Tableau VI.33

e = 57,74 %

e' = 19,68 %

e_? = 4,19 %

IR = 0,13

Performances de la règle R₁₇

		PREVU			
		C ₁ '	C ₂ '	C ₃ '	?
O	C ₁ '	40	42	0	0
B	C ₂ '	19	76	1	2
S	C ₃ '	10	92	26	2

Tableau VI.34

$e = 54,19 \%$
 $e' = 3,23 \%$
 $e_? = 1,29 \%$
 $IR = 0,14$

Performance de la prévision climatologique

		PREVU			
		C'_1	C'_2	C'_3	?
O	C'_1	22	26	34	0
B	C'_2	26	31	41	0
S	C'_3	34	41	55	0

Tableau VI.35

$e = 65,16 \%$
 $e' = 21,94 \%$
 $e_? = 0 \%$
 $IR = 0$

Le taux d'erreur de la prévision climatologique se trouve donc réduit de 11% par l'application de R_{16} , et de 17% par l'application de R_{17} . Quant au taux d'erreur grave, il reste à peu près inchangé par rapport à celui de la prévision climatologique dans le premier cas, tandis qu'il est réduit de 85% environ dans le second. L'application du même test statistique qu'au paragraphe VI.3.4 donne:

- $Q = 11,14$ pour R_{16} ,
- $Q = 18,42$ pour R_{17} .

L'amélioration des performances par rapport à celles de la prévision climatologique est donc bien significative.

VI.3.8 Récapitulation

Le tableau VI.36 reprend de façon synthétique l'essentiel des résultats obtenus dans ce troisième paragraphe.

Trois conclusions ressortent à la lecture de ce tableau:

- 1) En ce qui concerne la méthode SCOUT, la meilleure règle de reconnaissance des bonnes prévisions est plus performante que la meilleure règle de reconnaissance des mauvaises prévisions (le taux d'erreur est de 24,8% dans le premier cas, de 31,6% dans le second); au contraire, on observe, dans le cas de CROS, la tendance inverse: ce sont cette fois les mauvaises prévisions qui s'avèrent être les plus faciles à reconnaître, avec un taux d'erreur de 18,4%, contre 32,3%.

Nom	Règle	e (%)	e' (%)	r (%)	IR
R ₂	NMPCR = 0 <=> 0,958 ln(S) + 1,611 . 10 ⁻² V _A - 6,779 > 0	32,3		28	0,31
R ₃	NMPCR = 0 <=> (I < 0,725) ET (COR > 0,769)	32,3		28	0,25
R ₅	NMPCR > 2 <=> 4,608 COR + 0,794 ln(S _T) + 2,238 . 10 ⁻² V _A - 11,656 < 0	25,8		39	0,44
R ₆	NMPCR > 2 <=> (COR < 0,599) OU (EI < -516,995) OU (S < 162,795)	18,4		57	0,56
R ₇	combinaison R ₂ /R ₅	46,5	10,3	30	0,32
R ₈	combinaison R ₃ /R ₆	46,1	4,52	31	0,36
R ₁₀	NMPSC = 0 <=> 0,728 ln(S _T) - 7,278 > 0	40,7		0	0,10
R ₁₁	NMPSC = 0 <=> (COR > 0,771) ET (IS > 2,67)	24,8		36	0,34
R ₁₂	NMPSC > 2 <=> 2,750 COR + 0,690 ln(S _T) - 0,625 ln(S') - 5,1 < 0	37,7		22	0,19
R ₁₅	NMPSC > 2 <=> (S _T < 35445) ET ((V _A < 40,729) OU (V _A > 57,422))	31,6		35	0,36
R ₁₆	R ₁₀ + NMPSC > 2 <=> 2,750 COR + 0,690 ln(S _T) - 0,625 ln(S') - 5,5 < 0	57,7	19,68	11	0,13
R ₁₇	R ₁₁ + NMPSC > 2 <=> (S _T < 35445) ET ((IS > 7,585) OU (RI > 128,445))	54,2	3,23	17	0,14

Tableau VI.36

Performances des règles de décisions obtenues
(e = taux d'erreur ; e' = taux d'erreur grave ; r = pourcentage de réduction du taux d'erreur
par rapport à la prévision climatologique ; IR = indice de Rousseau)

- 2) D'une manière générale, les prédicteurs sélectionnés semblent avoir apporté plus d'information sur la fiabilité de CROS que sur celle de SCOUT; en effet, nous sommes parvenu, dans le premier cas, à prévoir l'appartenance à l'une des trois classes de fiabilité considérées ("bonne", "moyenne", "mauvaise") dans 53,9% des cas (soit une réduction de 31% de la probabilité d'erreur par rapport à une prévision au hasard respectant simplement la fréquence d'apparition des différentes classes); dans le second cas, le taux de succès n'a été au mieux que de 45,8% (soit une réduction de la probabilité d'erreur de 17% seulement par rapport à la prévision climatologique).
- 3) Enfin, il convient de remarquer que la segmentation a, dans la majorité des cas, fourni des règles de décision de performances supérieures à celles obtenues par analyse discriminante linéaire.

VI.4 Conclusion

Les différents résultats présentés dans ce chapitre montrent que les descripteurs de la situation météorologique définis au chapitre V sont bien, dans leur majorité, statistiquement corrélés avec la fiabilité de la prévision.

Dans une première étape, essentiellement descriptive, nous avons démontré que les situations favorables à de bonnes performances de la méthode CROS, se caractérisent, par rapport aux autres situations, par la présence d'échos de taille plus importante, en plus petit nombre, plus allongés, moins évolutifs, d'intensité moyenne inférieure, et se déplaçant plus rapidement. De plus, ces situations apparaissent comme étant plus stables thermodynamiquement, et comme étant associées à un cisaillement de vent plus important. La plupart de ces caractéristiques se retrouvent parmi les situations plutôt favorables à une bonne fiabilité de la méthode SCOUT, sauf en ce qui concerne le nombre, la vitesse de déplacement, et l'élongation des échos. En revanche, l'intensité moyenne des échos, et la dispersion des valeurs de réflectivité sur l'image, semblent caractériser de façon plus marquée ce dernier type de situations.

Ces résultats se sont trouvés confirmés par une analyse en composantes principales: en particulier, nous avons pu montrer que les situations associées aux différentes classes de fiabilité, pour chacune des deux méthodes de prévision considérées, se répartissent différemment dans le plan formé par les deux premiers axes factoriels, le premier axe caractérisant plutôt l'intensité et le caractère évolutif de la situation, le second la stabilité thermodynamique, ainsi que la taille des échos, et leur vitesse de déplacement.

La deuxième étape du travail décrit dans ce chapitre a été menée dans un but prédictif. Elle a abouti à un certain nombre de règles de décision, générées par deux méthodes différentes, et permettant d'estimer le degré de fiabilité d'une prévision effectuée par l'une ou l'autre des deux techniques considérées, dans une situation donnée. Les taux d'erreur constatés, de l'ordre de 20% à 30% dans le cas d'une discrimination en deux classes, et de 45% à 55% dans celui d'une discrimination en trois classes, ont pu être comparés à ceux qui auraient été obtenus si l'affectation aux différentes classes avait été réalisée aléatoirement, en respectant simplement les fréquences d'apparition de ces classes: la réduction du taux d'erreur varie, suivant les cas, de 11 à 57%.

Pour terminer, deux résultats importants obtenus dans cette dernière partie de l'étude méritent que l'on s'y arrête:

- 1) Une intensité moyenne des échos élevée est apparue comme étant un facteur défavorable à de bonnes prévisions par l'une et l'autre des deux méthodes étudiées; si ce résultat se confirmait, il serait de nature à inquiéter le gestionnaire de réseau d'assainissement, pour qui les crues rapides, c'est-à-dire provoquées par des intensités fortes, revêtent une importance particulière. Néanmoins, il reste à déterminer si les prévisions obtenues dans ce type de situation, bien que comparativement moins fiables, sont, ou non, utiles pour la gestion des réseaux.
- 2) Parmi les descripteurs choisis a priori, la plupart se sont révélés être effectivement corrélés, de manière plus ou moins forte, avec la qualité de la prévision. Cependant, et contrairement à notre attente, il est apparu que l'information issue des radiosondages n'apporte qu'une amélioration pratiquement négligeable dans la reconnaissance de la fiabilité des prévisions. Cette constatation nous semble pouvoir s'expliquer de deux façons:
 - d'une part, par la faible résolution spatiale (1 seul point de mesure pour la région parisienne), et surtout temporelle (2 sondages par 24 heures) de ces données (cf. §V.2.1); cet inconvénient pourrait peut-être, dans l'avenir, être compensé par la prise en compte de sorties de modèles atmosphériques;
 - d'autre part, il est possible que cette information soit en grande partie redondante avec celle apportée directement par l'image radar; d'un point de vue pratique, il s'agirait là d'un point plutôt positif, puisque cela dispenserait les hydrologues de l'acquisition et du traitement de données supplémentaires.

CONCLUSION GENERALE

Cette étude a montré la possibilité d'une estimation en temps réel de la fiabilité de la prévision de pluie par radar, dans l'optique de la gestion automatisée d'un réseau d'assainissement.

Une attention toute particulière a tout d'abord été accordée au problème de la quantification de la qualité de la prévision. En effet, les différents critères d'évaluation utilisés jusqu'à présent, basés sur les erreurs de détermination du déplacement, de cartes de pluie, ou de hyétogrammes, se sont avérés susceptibles d'ordonner un même ensemble de prévisions de manières très différentes: il faut donc se poser la question de l'adéquation d'un critère de qualité à une utilisation donnée des prévisions, c'est-à-dire de la cohérence de ce critère avec les préférences de l'utilisateur. Lorsque celles-ci ne peuvent être facilement explicitées, nous avons montré qu'il était possible de les déduire de préférences entre les résultats des actions, dans les cas où un modèle décisionnel permet de relier une action à une prévision. Cette méthodologie générale d'évaluation de la pertinence d'un critère de qualité a été appliquée au cas particulier de la gestion automatisée du réseau de la Morée, en Seine-Saint-Denis, et a permis de dégager un critère de qualité respectant les particularités du problème, c'est-à-dire :

- 1) basé sur le calcul des erreurs sur les lames d'eau, pour des points où la lame d'eau réelle n'est pas négligeable hydrologiquement ;
- 2) ne pénalisant pas les erreurs en-dessous de seuils de surestimation et de sous-estimation ;
- 3) tenant compte de l'assymétrie entre surestimation et sous-estimation, et appliquant des seuils différents pour ces deux types d'erreurs.

Moyennant certaines hypothèses (assimilation des bassins versants "numériques" aux bassins versants réels, possibilité de compenser le faible nombre d'événements pluvieux étudiés par un grand nombre de simulations de prévisions différentes), nous avons pu montrer que ce critère était plus cohérent que le critère hydrologique classique (moyenne des valeurs absolues des écarts entre lames d'eau mesurées et prévues) avec les préférences des exploitants du réseau d'assainissement de Seine-Saint-Denis, exprimées au travers de la fonction objectif du modèle d'optimisation.

Un intérêt évident de notre démarche est d'être reproductible pour d'autres applications, à condition de disposer de modèles décisionnels permettant d'associer une action à une prévision, et d'avoir modélisé les préférences de l'utilisateur sous la forme d'une fonction d'utilité.

Il faut cependant souligner que ces conditions ne sont que très rarement réunies dans la pratique: nous avons eu la chance de bénéficier des résultats de plusieurs années-hommes de travaux en Seine-Saint-Denis, qui ont conduit à la mise au point de modèles hydrologiques et hydrauliques fiables, et à la conception de méthodes de gestion en temps réel du réseau adaptées aux besoins. Notre démarche vient donc bien en aval du processus de mise en place d'une gestion automatisée d'un réseau d'assainissement.

Il convient également d'insister sur le fait qu'un nouveau critère de qualité devra être recherché chaque fois que le modèle décisionnel, la fonction objectif, ou la méthode de prévision, seront modifiés.

Ayant traité le problème du choix d'un critère de qualité, nous avons pu aborder celui de la recherche de descripteurs de la situation météorologique, susceptibles d'apporter une information sur la fiabilité de la prévision, au sens de ce critère.

L'étude des sources d'erreurs de prévision, et celle des systèmes de précipitations à l'échelle d'observation du radar, nous ont amené à chercher à caractériser diverses propriétés des structures pluvieuses présentes sur l'image radar (forme, taille, intensité), ainsi que le déplacement, l'évolution, et les conditions de formation de ces structures. A cette fin, trente trois descripteurs ont été définis, à partir soit de l'image radar elle-même, soit du dernier radiosondage le plus proche.

L'étude, sur un échantillon de 619 situations, réparties sur 46 journées, des relations entre ces descripteurs et la qualité, au sens du critère précédemment défini, des prévisions effectuées par deux méthodes de principes très différents, a finalement été entreprise. Une comparaison des moyennes des différents descripteurs dans chacune des trois classes de prévisions considérées (bonnes, moyennes, mauvaises) a permis de mettre en lumière certains liens statistiques entre une majorité de ces descripteurs, pris individuellement, et la qualité des prévisions. Des règles de décision, permettant d'estimer le degré de fiabilité d'une prévision effectuée par l'une ou l'autre des deux techniques considérées, ont ensuite été générées par analyse discriminante et par segmentation, puis évaluées sur un ensemble test. L'analyse des taux d'erreur obtenus, de l'ordre de 20 à 30 % dans le cas d'une discrimination en deux classes, a permis de démontrer l'intérêt de l'information apportée par les descripteurs. Cependant, l'utilisation des données de radiosondage n'a pas apporté d'amélioration significative dans la reconnaissance a priori de la fiabilité des prévisions.

Là encore, l'apport principal de cette partie de l'étude est d'ordre méthodologique: de nouvelles règles de décision pourront être générées, en suivant la même démarche, lorsque l'on souhaitera travailler avec un autre type de radar, dans une autre zone géographique, ou avec un autre critère de qualité. La condition sera cette fois de disposer d'un grand nombre de données radar de bonne qualité.

D'un point de vue pratique, les résultats obtenus déboucheront rapidement sur des applications opérationnelles, les règles de décision devant prochainement être intégrées dans le système d'aide à la conduite du réseau d'assainissement de Seine-Saint-Denis. Mais les quelques réponses apportées au cours de cette recherche soulèvent, bien évidemment, d'autres interrogations. Les possibilités d'amélioration dans la mise en oeuvre de la démarche (étude d'un plus grand nombre d'évènements pluvieux pour le choix d'un critère de qualité, utilisation de sorties de modèles atmosphérique pour la définition de prédicteurs de la fiabilité de la prévision) devront, en particulier, être examinées. D'autre part, la transposition de cette démarche dans d'autres contextes (même en dehors de l'hydrologie) pourrait s'avérer d'une grande utilité, et apporter de nombreux enseignements.

APPENDICE

DEUX TECHNIQUES D'APPRENTISSAGE DE REGLES DE CLASSIFICATION
A PARTIR D'EXEMPLES

A plusieurs reprises, dans ce travail, a été abordé le problème du classement d'observations en deux groupes, sur la base de l'information apportée par des descripteurs. Afin de rendre compte de la réflexion qui a conduit aux choix des deux méthodes utilisées - l'analyse discriminante linéaire et la génération de règles par segmentation, il nous a paru utile d'inclure dans cet appendice une description de ces méthodes, après les avoir situées dans un contexte plus général. Pour cela, deux points de vue étaient possibles: celui de la statistique, et celui de l'intelligence artificielle. Nous avons choisi le second pour trois raisons:

- d'une part, une très bonne présentation générale des méthodes statistiques de reconnaissance des formes a déjà été faite par GAILLAT (1983), et de façon abrégée par SIMON (1985); nous n'aurions pu que reprendre des extraits de ces synthèses très complètes;
- d'autre part, la méthode de génération de règles de discrimination par segmentation a surtout été étudiée ces dernières années dans le domaine de l'Intelligence Artificielle: voir par exemple les travaux de QUINLAN (1984, 1986, 1987) et les présentations de RENDELL et al (1988) et de GAMS et PETKOVSEK (1988) aux huitièmes journées d'Avignon sur les systèmes experts et leurs applications;
- enfin, l'Intelligence Artificielle nous semble offrir, avec la notion d'apprentissage, un cadre théorique probablement moins bien formalisé, mais plus général que ceux dérivés de la statistique ou de l'analyse des données.

La première partie de cette annexe sera consacrée à une présentation générale des techniques d'apprentissage. Bon nombre de ces techniques relèvent de l'apprentissage inductif qui sera plus particulièrement étudié dans le second paragraphe. L'analyse discriminante linéaire et la génération de règles par segmentation seront ensuite successivement présentées.

A.1 Généralités sur l'apprentissage

Herbert Simon, cité par COHEN et FEIGENBAUM (1982), définit l'apprentissage comme "tout processus par lequel un système améliore sa performance".

Cette définition suppose qu'un système a une tâche à remplir, et qu'il utilise certaines informations soit pour appliquer de nouvelles connaissances ou de nouvelles méthodes, soit pour mieux employer des connaissances ou des méthodes existantes, de façon à mieux s'acquitter de cette tâche, au sens d'un certain critère d'évaluation.

COHEN et FEIGENBAUM (1982) proposent un modèle très général de l'apprentissage qui s'inspire de cette définition, et qui, bien que très simplifié, permet de dégager une typologie de l'ensemble des techniques existantes. Selon ce modèle, un *module d'apprentissage* (constitué d'un ensemble de procédures) utilise certaines informations fournies par l'environnement pour constituer ou modifier une base de connaissance, qui est à son tour utilisée par un *module d'exécution* qui remplit la tâche proposée au système (cf figure A.1). Parfois, le module d'exécution modifie en retour l'environnement qui fournit à nouveau de l'information au module d'apprentissage: on a alors un phénomène de feedback. Cette caractéristique n'est cependant pas présente dans tous les systèmes.

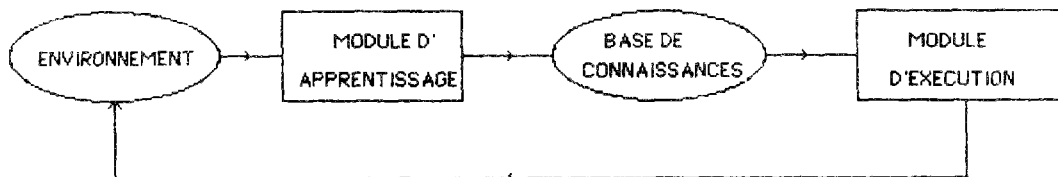


Figure A.1

*Modèle général de l'apprentissage
(d'après COHEN et FEIGENBAUM 1982)*

COHEN et FEIGNBAUM opèrent une distinction très intéressante entre les différentes méthodes d'apprentissage, en fonction du niveau, c'est-à-dire du degré de généralité, de l'information fournie par l'environnement au système; pratiquement, on distingue quatre cas:

- 1) Il arrive d'abord que l'environnement fournisse au système une information possédant un degré de généralité tel qu'elle soit directement exploitable par le module d'exécution. La tâche du module d'apprentissage se résume dans ce cas essentiellement à organiser cette information de façon à ce qu'elle soit facilement accessible au module d'exécution. On parle alors d'*apprentissage par coeur*, ou par mémorisation. La méthode des *k* plus proches voisins (GAILLAT 1983) peut se ranger dans cette catégorie.

- 2) Lorsque l'environnement fournit au système une information trop générale pour qu'elle soit directement exploitable par le module d'exécution, le module d'apprentissage doit opérer certaines déductions pour transformer cette information en une autre plus spécifique et, le cas échéant, demander des données supplémentaires. On trouve dans MICHALSKI et al (1984) la description de plusieurs programmes dits d'*apprentissage par instruction* fonctionnant sur ce principe.
- 3) La troisième situation correspond à l'*apprentissage inductif*: il s'agit dans ce cas d'émettre des hypothèses de manière à induire des règles générales à partir d'une série d'observations, ou d'exemples, trop spécifiques pour être directement exploitables par le module d'exécution.
- 4) Enfin, l'*apprentissage par analogie* consiste à utiliser pour effectuer une tâche une connaissance relative à une autre tâche. Le système doit alors examiner les ressemblances et les différences entre les deux tâches, de façon à générer une connaissance qui permette au module d'exécution de résoudre le problème posé.

Les recherches sur l'apprentissage inductif, commencées à la fin des années 1950, ont connu un regain d'intérêt dans les années 1970, avec l'émergence du problème de la réalisation des systèmes experts. La tâche la plus délicate et la plus longue de la mise au point de ces systèmes réside en effet dans l'extraction et la formalisation de la connaissance détenue par des "experts", à propos d'un problème particulier. Or, ces experts tirent en général leur expérience de l'observation d'un grand nombre de cas particuliers. D'où l'idée suivante, formulée très simplement par DER MEGREDITCHIAN et SOULAN (1987) :

"L'informaticien (...) s'efforce d'utiliser la base de règle que l'expert lui fournit. Pourquoi ne pas sauter cette étape intermédiaire et demander à un Expert Automatique d'aller chercher directement dans le fichier des données la base de règles décisionnelles qu'elles recèlent intrinsèquement".

Cette élaboration d'un "expert automatique" est en quelque sorte l'objet de l'apprentissage inductif, que nous allons maintenant plus particulièrement présenter.

A.2 L'apprentissage inductif

A.2.1 Définitions

MICHALSKI (1984) définit l'inférence inductive de la façon suivante:

- Etant donnés:

- . un ensemble de faits F, représentant des connaissances spécifiques sur des objets, situations, processus...

. un ensemble de connaissances a priori, C, qui par exemples imposent des contraintes sur les hypothèses pouvant être générées, ou permettent de définir un ordre de préférence entre plusieurs hypothèses,

- Trouver :

. une assertion inductive (ou hypothèse) H, qui implique totalement ou partiellement F, et est cohérente avec C.

H est dit impliquer totalement F si F est une conséquence logique de H. Au contraire, H n'implique que partiellement F si seule une partie de F découle logiquement de H.

Remarquons que la plupart des programmes d'apprentissage incluent des mécanismes d'induction, mais que le terme "apprentissage inductif" est habituellement réservé à la résolution des problèmes pour lesquels l'induction est un mécanisme central, c'est-à-dire l'apprentissage à partir d'observations, et l'apprentissage à partir d'exemples, ou acquisition de concepts.

L'apprentissage à partir d'observations consiste à produire des descriptions générales (théories, taxonomies) caractérisant un ensemble d'observations. Un problème classique consiste ainsi à distinguer des classes dans un ensemble d'observations, ce qui revient à "inventer des concepts" : on reconnaît là l'objectif de la "classification automatique" en Analyse des Données.

En revanche, lorsque les classes des objets sont déjà données, il s'agit de trouver des descriptions, ou règles représentant ces classes, dans l'espoir de pouvoir classer d'autres objets : il s'agit alors "d'apprentissage à partir d'exemples", ou "avec professeur" selon une terminologie plus propre au domaine de la Reconnaissance des Formes. Pour reprendre le modèle décrit au premier paragraphe, l'environnement fournit au système une information sous forme "d'exemples", constituant une information de très bas niveau, c'est-à-dire très spécifique; à partir de ces exemples, le système produit alors, par induction, une connaissance d'un niveau supérieur, composée d'un ensemble de règles de classification permettant de déduire à partir de sa description, la classe d'un objet quelconque, celle-ci étant supposée initialement inconnue.

Très souvent, l'ensemble des objets soumis au système, appelé "ensemble d'apprentissage", est supposé extrait d'une population plus vaste, voire infinie. On espère alors que les règles générées à partir d'un petit nombre d'exemples seront applicables à un objet quelconque de la population d'origine.

Comme au premier paragraphe, nous allons maintenant utiliser un modèle général, cette fois de l'apprentissage à partir d'exemples, de manière à mettre en évidence les différences entre les diverses méthodes.

Selon COHEN et FEIGENBAUM (1982), l'apprentissage à partir d'exemples peut être vu comme une exploration d'un "espace des règles", guidée par l'interprétation d'exemples sélectionnés dans un "espace des exemples" (cf figure A.2).

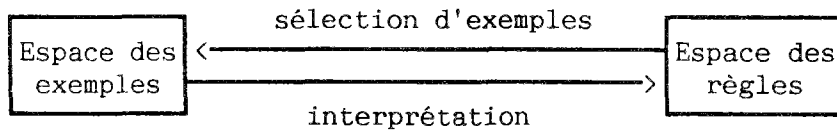


Figure A.2

*Modèle général de l'apprentissage à partir d'exemples
(d'après COHEN et FEIGENBAUM 1982)*

L'examen des quatre éléments que sont les espaces des exemples et des règles, et les procédures de sélection d'exemples et d'interprétation, éclaire bon nombre d'aspects liés aux différentes méthodes d'acquisition de concepts.

A.2.2 L'espace des exemples

Les programmes d'apprentissage diffèrent par le mode de représentation et la qualité des exemples qu'ils sont capables d'appréhender.

Tout d'abord, les exemples sont fournis aux systèmes sous la forme d'un ensemble de descripteurs, dont MICHALSKI (1984) distingue trois catégories:

- 1) Les descripteurs "nominiaux", qui prennent leurs valeurs dans un ensemble non ordonné. C'est le cas par exemple d'un descripteur "couleur" à valeur dans l'ensemble C:

$$C = \{ \text{bleu, jaune, rouge} \}$$

Evidemment, un tel ensemble peut toujours être artificiellement muni d'une relation d'ordre quelconque, mais ceci ne présente pas d'intérêt si cette relation n'apporte rien dans la description du problème.

- 2) Les descripteurs "linéaires", qui, en revanche, prennent leur valeurs dans un ensemble totalement ordonné. C'est le cas en particulier des descripteurs numériques tels que résultats de mesure (température, longueur...), notations subjectives ou objectives...

- 3) Les descripteurs "structurés", dont l'ensemble des valeurs est naturellement organisé en une taxonomie. A cette dernière catégorie appartiendrait par exemple une variable "endroit", dont les valeurs possibles seraient "France", "Ile-de-France", "Paris" etc...

La plupart des programmes d'apprentissage permettent de prendre en compte des descripteurs nominaux ou ordonnés, tandis que seuls un petit nombre d'entre eux, dont le programme INDUCE de Michalski, sont en mesure de gérer des descripteurs structurés.

L'autre aspect important concernant l'espace des exemples est la qualité de ceux-ci, au sens de la plus ou moins grande ambiguïté des données fournies. Une ambiguïté peut résulter :

- d'une erreur "d'étiquetage", c'est-à-dire d'une affectation erronée d'un exemple à une classe,
- d'erreurs ou d'incertitudes dans les descripteurs (erreurs de mesure par exemple),
- de l'absence de descripteurs apportant une information importante sur l'appartenance à une classe.

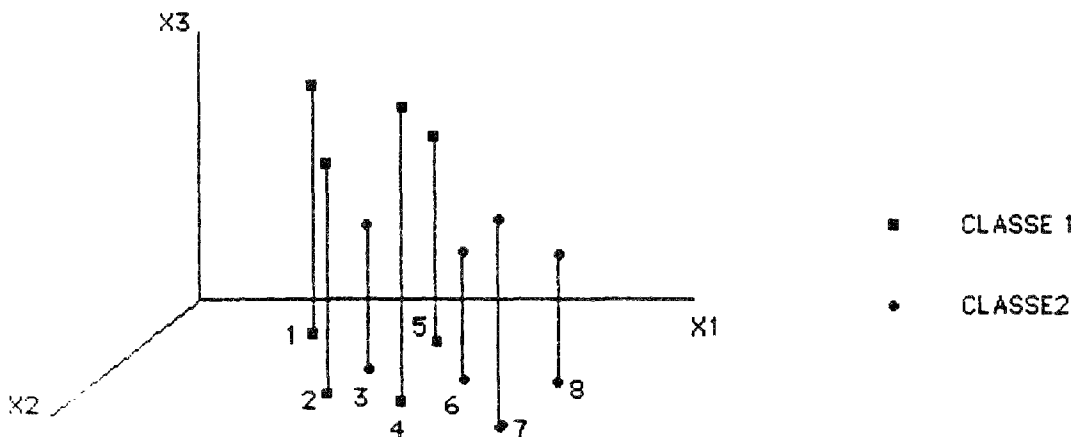


Figure A.3

Exemple d'ambiguïté dans les données résultant de l'absence d'un descripteur pertinent (X3)

Par exemple, sur la figure A.3, l'objet n° 3 appartenant à la classe 2 est plus près dans le plan (X_1, X_2) des objets de la classe 1 (■) que de ceux de la classe 2 (●). Cette ambiguïté est levée si l'on introduit le descripteur X_3 , qui permet de séparer correctement les objets des deux classes.

A.2.3 L'espace des règles

Le formalisme adopté pour la représentation des règles de reconnaissance des concepts, est une caractéristique importante des programmes d'apprentissage: il peut s'agir d'arbres de décision (cf §A.IV), de règles de production (BEAGLE: FORSYTH et RADA 1986) d'assertions en logique des prédicats (INDUCE: MICHALSKI 1984), de frames (AM: LENAT 1984), de polynômes (cf §A.III).

Une distinction est souvent établie entre les représentations plutôt numériques (polynômes, matrices) et les représentations symboliques (logique, réseaux sémantiques ...).

Cette distinction n'est pas sans rapport avec une caractéristique importante des langages de représentation, qui est leur "intelligibilité", définie par MICHALSKI (1984) en ces termes:

"The results of computer induction should be symbolic descriptions of given entities semantically and structurally similar to those a human expert might produce observing the same entities".

Dans le même ordre d'idées, DER MEGREDITCHIAN ET SOULAN (1987) soulignent que la représentation de règles de discrimination sous forme de règles de production apparaît comme étant "plus concrète aux yeux de l'utilisateur" qu'une fonction polynômiale produite par une analyse discriminante classique.

Remarquons enfin que le langage de représentation de la connaissance utilisé limite dans une large mesure les performances potentielles des programmes d'apprentissage. Ainsi, dans l'exemple de la figure A.4, aucune combinaison linéaire des descripteurs X_1 et X_2 ne permet de discerner les exemples des deux classes, ce qui est très facile par une règle de type:

$$(X_2 < k_2) \text{ ou } (X_1 > k_1) \Rightarrow \text{classe 1}$$

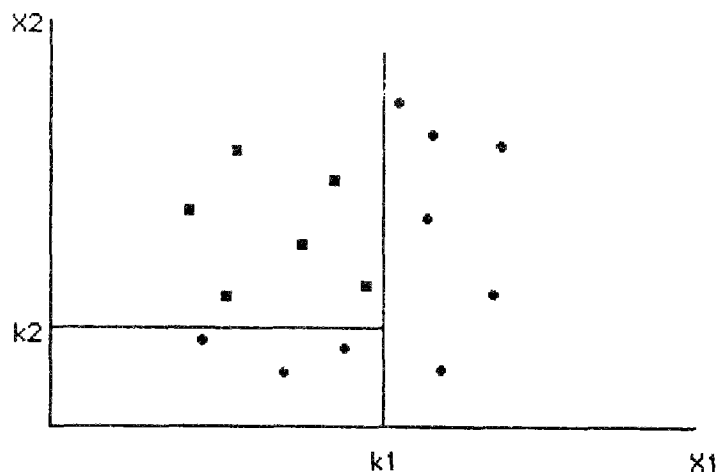


Figure A.4

A.2.4 La sélection des exemples

Les programmes d'apprentissage fonctionnent de l'une des deux façons suivantes: incrémentale ou non incrémentale. Dans le premier cas, les exemples sont présentés au système un à un, et la base de connaissance (ensemble des règles produites) est réexaminée à chaque itération; l'inconvénient de ce type de méthodes réside en général dans une faible résistance au bruit : le programme fonctionne mal avec des données de mauvaise qualité. Dans le second cas, les exemples sont traités "en bloc". En cas d'apport de données supplémentaires, il faut alors en général relancer le programme sur tous les exemples, ce qui peut parfois poser des problèmes de temps de calcul.

Notons que dans le cas de l'apprentissage incrémental, les exemples peuvent être présentés dans un ordre quelconque, ou, plus rarement, être choisis par le programme afin de vérifier telle ou telle hypothèse particulière.

A.2.5 L'interprétation des exemples

Nous regroupons, sous le terme d'"interprétation des exemples", l'ensemble des procédures permettant d'exploiter les données afin de guider la recherche dans l'espace de règles. On distingue deux catégories de méthodes.

Les méthodes dites "dirigées par les données" (*data driven*) consistent, à mesure que sont examinés les exemples, à raffiner progressivement un ensemble initial d'hypothèses en appliquant des "opérateurs de raffinement d'hypothèses". Ainsi, à une règle de production de la forme :

$$(X_1 < k_1) \text{ et } (X_2 > k_2) \Rightarrow C$$

peuvent être appliqués différents opérateurs de généralisation, donnant par exemple les résultats suivants:

$$(X_1 = k_1) \Rightarrow C \quad \text{[suppression d'une condition conjonctive]}$$

$$(X_1 < k_1) \text{ et } (X_2 > k_2) \text{ ou } (X_3 = k_3) \Rightarrow C \quad \text{[ajout d'une condition disjonctive]}$$

$$(X_1 < k'_1) \text{ et } (X_2 > k_2) \Rightarrow C, \text{ avec } k'_1 > k_1 \quad \text{[augmentation d'un seuil supérieur]}$$

$$(X_1 < k_1) \text{ et } (X_2 > k'_2) \Rightarrow C, \text{ avec } k'_2 < k_2 \quad \text{[abaissement d'un seuil inférieur]}$$

Notons que la principale difficulté consiste en général à appliquer ces opérateurs avec discernement. Nous reviendrons plus loin sur les heuristiques susceptibles de guider la recherche dans l'espace des règles.

Dans les méthodes du second type, dites "dirigées par un modèle" (*model driven*), ce ne sont plus les données, mais un modèle déterminé a priori qui guide la recherche dans l'espace des règles.

Ceci peut être réalisé par une méthode de type de "génération et test" (*generate and test*) : des hypothèses sont alors générées, de façon purement aléatoire ou à l'aide d'heuristiques *ad hoc*, puis testées sur les exemples. Le "modèle" dont il est ici question comprend donc un ensemble de lois de probabilité permettant un tirage aléatoire, ou un ensemble d'heuristiques pour la génération de règles.

Il arrive également que le modèle soit un ensemble de "règles-types", qui sont instanciées par les exemples. Les méthodes dites "d'apprentissage de paramètres", comme les méthodes statistiques paramétriques, entrent dans cette dernière catégorie.

Terminons en remarquant qu'il existe en général une infinité d'hypothèses compatibles avec un ensemble de faits, ce qui fait toute la difficulté de l'induction. Par exemple, dans le plan, deux groupes de points séparables par une droite le sont aussi par une infinité de courbes polynomiales de degrés quelconques. Tous les programmes d'apprentissage incluent donc, de façon plus ou moins explicite, des "critères de préférence" entre hypothèses, qui constituent une partie de ce que nous avons appelé "connaissances a priori" dans la définition de l'inférence inductive donnée au début de ce paragraphe. Il peut s'agir (MICHALSKI 1984) :

- de mesures de simplicité, basées par exemple sur le nombre de descripteurs ou d'opérateurs intervenant dans la règle,
- de mesures de concordance de l'hypothèse avec les faits,
- de considérations pratiques tels que le temps de calcul nécessaire pour évaluer l'assertion, la place mémoire nécessaire pour la stocker, etc...

Parmi ces familles de critères, les deux dernières jouent des rôles très facilement compréhensibles. La première famille, plus difficile à définir précisément, n'en est pas moins très importante dans la pratique, car elle conditionne la stabilité des performances des règles de classifications lorsque l'on passe de l'ensemble d'apprentissage à un autre ensemble extrait de la même population.

Ce fait, assez difficilement démontrable de manière très générale, est cependant très clair dans de nombreux cas particuliers, comme nous le verrons par la suite.

Après avoir esquissé une typologie des techniques d'apprentissage, et présenté en termes généraux les principales caractéristiques des méthodes d'apprentissage de concepts à partir d'exemples, nous allons maintenant présenter deux techniques particulières: l'analyse discriminante linéaire, plutôt issue des domaines de la Reconnaissance des Formes et de l'Analyse des Données, et la génération de règles par segmentation, davantage étudiée en Intelligence Artificielle. Les notions générales présentées jusqu'à présent seront utiles pour comprendre les similitudes et les différences entre ces deux méthodes.

A.3 L'analyse discriminante linéaire

A.3.1 Exposé de la méthode

Dans cette section et la suivante, nous supposons que le problème consiste à générer une règle d'affectation d'un objet à l'une d'entre deux classes. Cette simplification n'est pas restrictive, car tout problème de discrimination en k classe peut se ramener à k problèmes de discrimination en 2 classes, chaque classe étant opposée à la réunion des $k-1$ autres classes.

La théorie bayésienne de la décision, dont découle l'analyse discriminante linéaire, fournit, moyennant quelques hypothèses, un cadre théorique très bien formalisé au problème de l'apprentissage à partir d'exemples.

Considérons en effet l'ensemble des exemples A , ou ensemble d'apprentissage, comme un échantillon de deux populations P_1 et P_2 (ou de k populations dans le cas de k classes). Comme dans le cas général exposé précédemment, chaque exemple est connu par une description X , exprimée dans un certain langage de représentation.

On suppose que, pour toute description X , il est possible de définir deux nombres $p(1|X)$ et $p(2|X)$, définis comme les probabilités conditionnelles qu'un objet de P_1 ou P_2 soit extrait des populations P_1 et P_2 respectivement, si sa représentation est X . Si l'on suppose connus ces deux nombres, on montre (ANDERSON 1958, GAILLAT 1983) que l'application de la règle de décision suivante, dite règle de décision bayésienne:

$$d(X) = C_1 \Leftrightarrow p(1|X) > p(2|X) \quad (1)$$

ou $d(x)$ est la classe prévue au vu de X , conduit à minimiser la probabilité d'une erreur de classification.

Dans la pratique, l'espace de représentation, ensemble de toutes les valeurs possibles de X , est malheureusement le plus souvent infini, d'où l'impossibilité de calculer $p(1|X)$ et $p(2|X)$ à l'aide d'un ensemble d'exemples nécessairement fini, sans faire d'hypothèses supplémentaires.

Concrètement, les méthodes bayésiennes sont appliquées dans le cas où l'espace de représentation est R^p : la description d'un exemple consiste alors en un vecteur de p descripteurs ordonnés et continus.

Supposons qu'il soit possible de définir les fonctions suivantes de R^p dans R_+ : $f(X)$, densité de probabilité de X sur R^p , et $f(X|i)$, densité de probabilité de X conditionnelle à l'appartenance à la classe i .

Soient d'autre part p_1 et p_2 les probabilités a priori qu'un élément de $P_1 \cup P_2$ appartienne à P_1 et P_2 , respectivement.

L'application du théorème de Bayes permet de transformer la règle (1) de façon à la rendre utilisable en pratique. En effet, on a, d'après ce théorème:

$$p(i|X) = \frac{f(X|i)p_i}{f(X)}$$

La règle (1) peut donc s'écrire:

$$d(X) = C_1 \Leftrightarrow f(X|1)p_1 \geq f(X|2)p_2 \quad (2)$$

Les méthodes bayésiennes consistent à estimer, à partir de l'ensemble d'apprentissage, les densités de probabilités conditionnelles, et les probabilités a priori. La règle (2) constitue un modèle général, qui est "instancié" par les exemples: en ce sens, les méthodes d'apprentissage qui consistent à appliquer cette règle sont "dirigées par un modèle". Plus exactement, la règle réellement appliquée est la suivante:

$$d(x) = C_1 \Leftrightarrow \hat{f}(X|1) \hat{p}_1 \geq \hat{f}(X|2) \hat{p}_2 \quad (2')$$

où le $\hat{}$ signifie que la grandeur correspondante est estimée. Il convient de remarquer, après ANDERSON (1958), que, si la règle (2) est optimale, dans le sens où elle minimise la probabilité d'erreur, la règle (2') ne l'est pas en général; cependant, elle est d'autant plus proche de la règle (2), et donc d'autant plus efficace, que les estimations des densités de possibilité et des probabilités a priori sont meilleures, et donc que le nombre d'exemples utilisés pour les estimations est plus important.

Il existe un grand nombre de méthodes pour estimer, à partir d'un échantillon représentatif, une densité de probabilité f . Les plus utilisées, car plus simples à mettre en oeuvre, sont les méthodes paramétriques: on suppose a priori une forme générale paramétrée pour f , et on ajuste les paramètres à l'aide des données, par exemple par la méthode du maximum de vraisemblance.

L'analyse discriminante linéaire est une méthode bayésienne paramétrique, très utilisée dans la pratique selon GAILLAT (1983), SIMON (1985) et DER MEGREDITCHIAN, et qui consiste à faire l'hypothèse que les lois de probabilité de X conditionnelles à l'appartenance aux classes 1 et 2, sont des gaussiennes de même matrice de covariance. Dans ce cas, les règles (2) et (2') définissent une surface séparatrice qui est un hyperplan. En effet, on a:

$$f(X|i) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp \left(-\frac{1}{2} (X-\mu_i)' \Sigma^{-1} (X-\mu_i) \right),$$

L'équation (2) devient:

$$d(X) = C_1 \Leftrightarrow -\frac{1}{2} (X-\mu_1)' \Sigma^{-1} (X-\mu_1) + \frac{1}{2} (X-\mu_2)' \Sigma^{-1} (X-\mu_2) > \ln \frac{p_2}{p_1}$$

$$\Leftrightarrow (\mu_1 - \mu_2)' \Sigma^{-1} X + \ln \frac{p_1}{p_2} - \mu_1' \Sigma^{-1} \mu_1 + \mu_2' \Sigma^{-1} \mu_2 > 0 \quad (3)$$

L'équivalent de l'équation (2') s'obtient en remplaçant dans (3) Σ , μ_i et p_i par leurs estimations calculées à l'aide de l'ensemble d'apprentissage:

$$\hat{\mu}_i = \frac{1}{\text{card}(P_i \cap A)} \sum_{X \in P_i \cap A} X$$

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{\text{card}(A) - 1} \sum_{X \in A} (X - \hat{\mu})(X - \hat{\mu})'$$

$$\text{avec } \hat{\mu} = \frac{1}{\text{card}(A)} \sum_{X \in A} X$$

$$\hat{p}_i = \frac{\text{card}(P_i \cap A)}{\text{card}(A)}$$

Remarquons que, lorsque l'on considère que les fréquences de réalisation de chaque classe dans l'ensemble d'apprentissage ne sont pas représentatives, il est courant de poser arbitrairement:

$$p_1 = p_2 = 1/2$$

Malgré le caractère quelque peu restrictif et, de surcroît, difficilement vérifiable dans la pratique, des hypothèses à la base de l'analyse discriminante linéaire (normalité, et égalité des matrices de covariance dans les deux groupes), deux arguments militent en faveur de cette méthode:

- 1) la simplicité de la règle générée: l'hyperplan est en effet l'une des surfaces les plus "simples" dans \mathbb{R}^P ;
- 2) en supposant égales les probabilités a priori, et en remplaçant les μ_i et Σ par leurs estimations, la règle (3) s'écrit:

$$(X - \hat{\mu}_1)' \hat{\Sigma}^{-1} (X - \hat{\mu}_1) \leq (X - \hat{\mu}_2)' \hat{\Sigma}^{-1} (X - \hat{\mu}_2) \quad (4)$$

soit encore:

$$d(X, \hat{\mu}_1) \leq d(X, \hat{\mu}_2),$$

$d(x, y)$ désignant la distance de Mahalanobis entre x et y .

La règle (4) peut donc s'interpréter, indépendamment de toute hypothèse statistique, comme réalisant l'affectation d'un objet X quelconque à la classe dont le centre de gravité est le proche, au sens de la distance de Mahalanobis. C'est ainsi que la méthode est généralement introduite en analyse des données (ROMEDER 1973, VOLLE 1981).

A.3.2 Sélection des prédicteurs

Un aspect essentiel que nous n'avons pas encore abordé est celui de la sélection des descripteurs. En effet, nous avons évoqué au paragraphe II les deux critères importants pour juger de la qualité d'une règle que sont la simplicité d'une part et, d'autre part, la concordance avec les faits, c'est-à-dire en pratique le taux d'erreur apparent sur l'ensemble d'apprentissage. Or, ces deux aspects sont souvent antagonistes : plus on complique la règle, plus celle-ci semble s'accorder aux faits de l'ensemble d'apprentissage, c'est-à-dire plus le taux d'erreur apparent décroît. Jusqu'à un certain point, les performances de la règle sur un ensemble test augmentent également, après quoi la complexité de la règle se paye par une baisse des performances sur l'ensemble test (DER MEGREDITCHIAN). Il existe donc en général un niveau de complexité optimal (cf figure A.5).

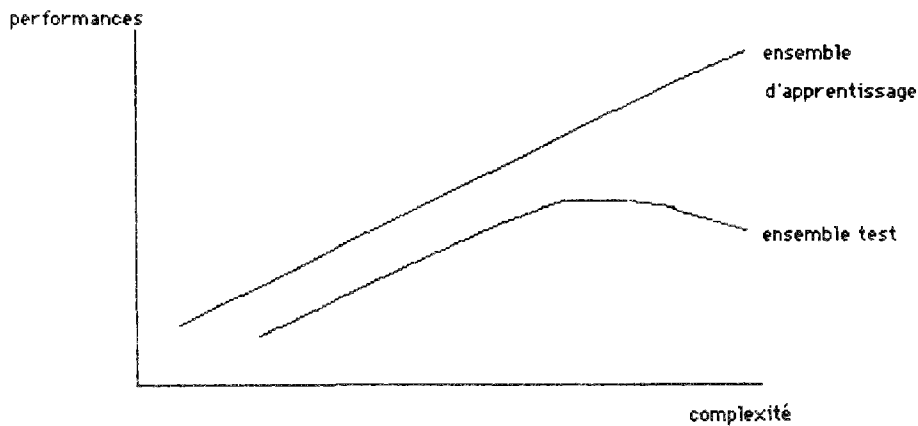


Figure A.5

Illustration de l'existence d'un niveau de complexité optimal

Cette remarque très générale vaut pour l'analyse discriminante; la complexité se mesurant alors par le nombre de descripteurs. C'est pourquoi une procédure de sélection d'un nombre optimal de descripteurs doit nécessairement être incluse en amont de la méthode.

DER MEGREDITCHIAN (1979) cite cinq méthodes différentes de sélection de descripteurs. Nous en décrivons deux exemples: la sélection progressive ascendante, et la sélection aléatoire adaptative.

a) La sélection progressive ascendante

Il s'agit d'une méthode itérative. Soit L_k la liste des descripteurs sélectionnés au pas de temps k , et $Q(L_k)$ un critère de qualité de L_k . On sélectionne un pas de temps 1 le meilleur descripteur au sens du critère Q , puis, pour k plus grand que 1 , on ajoute à L_{k-1} le descripteur X_i rendant maximal $Q(L_{k-1} \cup \{X_i\})$. Il s'agit bien entendu d'une méthode suboptimale : pour $k > 1$, L_k n'est en général pas le meilleur ensemble de k descripteurs.

M. Der Megredetchian cite plusieurs critères de qualité (divergence de Kullback, distance de Bhattacharyga, distance de Mahalanobis).

La distance de Mahalanobis, déjà définie plus haut, a l'avantage d'être reliée simplement à la probabilité d'erreur théorique $p(e)$:

$$p(e) = \phi(-\Delta/2)$$

où ϕ désigne la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite, et Δ la distance de Mahalanobis, dont on ne connaît cependant qu'une estimation $\hat{\Delta}$.

Signalons également que l'on dispose avec cette méthode d'un critère d'arrêt intéressant: dans l'hypothèse d'un accroissement de Δ_k à Δ_{k+1} non significatif, la grandeur:

$$F = \frac{n-k-L-1}{L} \frac{n_1 n_2 [\hat{\Delta}_{k+1}^2 - \hat{\Delta}_k^2]}{n(n-2) + n_1 n_2 \hat{\Delta}_k^2}$$

, L étant le nombre de nouveaux descripteurs apportés à l'étape $k+1$, suit en effet une loi de Fisher à L et $n-k-L-1$ degrés de libertés.

b) La sélection aléatoire adaptative

On tire au hasard 2 séries initiales de prédicteurs d'indices (i_1, \dots, i_k) et (j_1, \dots, j_k) , chaque descripteur étant au départ équiprobable. Puis, si

$$Q(i_1, \dots, i_k) > Q(j_1, \dots, j_k)$$

, on augmente légèrement au tirage suivant les probabilités de sortie des (i_1, \dots, i_k) , on diminue celles des (j_1, \dots, j_k) , et on laisse inchangées les probabilités de sortie des autres descripteurs. Cette méthode semble donner d'excellents résultats, pour un nombre de tirage de l'ordre de 1000.

A.4 La génération de règles par segmentation

A.4.1 Principes généraux

La méthode que nous venons de présenter bénéficie d'un cadre théorique bien formalisé, d'une grande simplicité d'utilisation, et d'une efficacité constatée dans de très nombreux cas. Elle présente en revanche deux inconvénients:

- un langage de représentation des exemples relativement pauvre, n'admettant que des descripteurs linéaires,
- un formalisme d'expression des règles purement numérique, très éloigné de celui utilisé par un expert lorsqu'il résout un problème de type analogue, et donc difficilement interprétable par un utilisateur.

C'est pourquoi la recherche en Intelligence Artificielle s'est assez tôt orientée vers des techniques d'apprentissage de concepts utilisant d'une part des langages de représentation des exemples plus riches, et produisant d'autre part une connaissance sous une forme plus symbolique, donc plus facilement interprétable, et pouvant être aisément confrontée à l'avis d'experts humains du domaine.

La plus simple et la plus répandue de ces méthodes est la segmentation, désignée dans la littérature anglo-saxonne sous les noms de "CLS algorithm" ou "ID3 algorithm". Son principe est généralement attribué à Hunt (HUNT et al 1966), mais il semble qu'elle ait déjà été connue à cette époque des statisticiens sous le nom de "méthode ELISEE" (MULLER 1969). Malgré sa simplicité, on reconnaît à cet algorithme une grande efficacité pour une large gamme de problèmes (du jeu d'échecs au diagnostic médical, d'après QUINLAN 1986), et la quasi-totalité des programmes d'apprentissage actuellement commercialisés sont basés sur cette technique (EXPERT-EASE, RULE-MASTER, KATE, ...).

Dans sa forme la plus générale, l'algorithme fonctionne avec des exemples exprimés sous la forme de vecteurs de descripteurs pouvant être linéaires (continus ou discrets) ou nominaux. La règle de discrimination est générée sous la forme d'un arbre de décision par la procédure que nous allons maintenant décrire.

Nous reprendrons pour cela les notations A , P_1 et P_2 , avec les mêmes significations qu'au précédent paragraphe. L'algorithme est le suivant :

1. La "feuille" courante est initialisée à A
2. Tant qu'il reste des feuilles divisibles:

DEBUT

- sélection d'une feuille divisible F
- recherche du descripteur X_i le plus discriminant pour F , et création de k feuilles filles F_1, \dots, F_k de F , constituant une partition de F

FIN

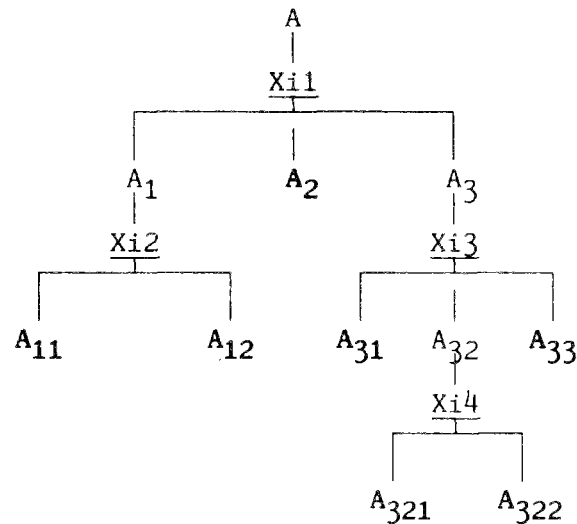


Figure A.6

Exemple d'arbre de décision

*(les feuilles terminales sont indiquées en caractères gras;
les tests sont soulignés)*

Le résultat de l'algorithme est un arbre de décision tel que celui illustré par la figure A.6. L'arbre se compose de feuilles non terminales et de feuilles terminales (en gras). La réunion des feuilles terminales est égale à A . Chaque partition d'une feuille non terminale se fait par application d'un test sur un descripteur; par exemple, les feuilles A_{11} et A_{12} peuvent être définies de la façon suivante, en supposant que X_{i2} soit un descripteur linéaire:

$$A_{11} = \{x \in A_1 / X_{i2}(x) \leq s\}$$

$$A_{12} = \{x \in A_1 / X_{i2}(x) > s\}$$

Chaque feuille terminale constitue ainsi l'aboutissement d'une succession de tests. Le classement d'un objet quelconque se fait, une fois l'arbre de décision élaboré, en appliquant successivement les tests dans l'ordre où ils apparaissent dans l'arbre, et en attribuant à l'objet la classe majoritaire dans la feuille terminale à laquelle aboutit la série de tests.

Afin de présenter plus concrètement cette méthode, il nous faut maintenant distinguer entre les différentes implantations de l'algorithme qui diffèrent essentiellement par:

- le mode de partition d'une feuille par un descripteur,
- la caractérisation du pouvoir discriminant d'un descripteur,
- la règle d'arrêt, qui détermine le caractère divisible au terminal d'une feuille.

Nous allons maintenant examiner successivement ces trois aspects.

A.4.2 Partition d'une feuille par un descripteur

Une implantation assez ancienne de l'algorithme (ID3: QUINLAN 1983) n'admettait que des descripteurs nominaux, à petit nombre de modalités. Une partition d'une feuille F par un descripteur X_i à k modalités $\{x_{i1}, \dots, x_{ik}\}$ était obtenue de la façon suivante:

$$P = (\{a \in F / X(a) = x_{ij}\})_{j=1,k}$$

Une version plus récente (ASSISTANT, cité par QUINLAN 1986) accepte des descripteurs nominaux mais aussi linéaires. La partition d'une feuille F se fait en 2 sous-ensembles, de la façon suivante :

- si X_i est un descripteur nominal, une partition de F par X_i s'obtient en sélectionnant un sous-ensemble S de l'ensemble des modalités de X_i , et en posant:

$$P = (\{a \in F / X_i(a) \in S\}, \{a \in F / X_i(a) \notin S\})$$

- si X_i est un descripteur linéaire, on choisit un seuil s , et on pose:

$$P = (\{a \in F / X_i(a) \leq s\}, \{a \in F / X_i(a) > s\})$$

Nous avons également adopté cette option dans notre implantation de l'algorithme.

A.4.3 Pouvoir discriminant d'un descripteur

Soit F une feuille, c'est-à-dire un sous-ensemble de A , et $P = \{F_1, F_2\}$ une partition de cette feuille réalisée d'une certaine façon par un descripteur X_i . Notons:

$$\left. \begin{array}{l} n = \text{card}(F \cap P_1) \\ n' = \text{card}(F \cap P_2) \\ n_i = \text{card}(F_i \cap P_1) \\ n'_i = \text{card}(F_i \cap P_2) \end{array} \right\} \text{ pour } i \in \{1, 2\}$$

L'effet recherché de l'application du test sur X_i est l'obtention de feuilles F_1 et F_2 plus "pures" que F en éléments de l'une des classes. On peut définir différents *critères de pureté*, dont les plus utilisés sont, appliqués à F et en posant:

$$p = \frac{n}{n+n'} \quad \text{et} \quad p' = \frac{n'}{n+n'}$$

- l'entropie (QUINLAN 1983):

$$e(p, p') = -p \log_2 p - p' \log_2 p'$$

- le critère de Gini (BREIMAN et al 1984):

$$g(p, p') = 2pp'$$

- le taux de mal classés:

$$m(p,p') = \min(p,p')$$

Ces trois critères prennent la valeur 0 lorsque:

$$F \cap P_1 = \emptyset \quad \text{ou} \quad F \cap P_1 = F$$

et sont maxima lorsque:

$$p = p' = 1/2$$

Le critère de pureté de la partition $P = (F_1, F_2)$ pourra être défini à l'aide d'un critère de pureté ϕ par la quantité:

$$\phi_P = \frac{n_1+n'_1}{n+n'} \phi(p_1, p'_1) + \frac{n_2+n'_2}{n+n'} \phi(p_2, p'_2)$$

$$\text{avec } p_i = \frac{n_i}{n_i+n'_i} \quad \text{et} \quad p'_i = \frac{n'_i}{n_i+n'_i}, \quad \text{pour } i \in \{1, 2\}$$

Or, à un descripteur X_i correspond en général une famille de partitions de F : $(P_i)_{i=1,q}$, à laquelle on peut associer une famille de critères de pureté $(\phi_{P_i})_{i=1,q}$. On pourra donc définir le pouvoir discriminant de X_i par rapport à F comme étant inversement proportionnel à:

$$\phi_{\min} = \min_{i=1,q} \phi_{P_i}$$

Pour illustrer ces notions, considérons une feuille F composée de 2 objets de la classe 1, et 3 objets de la classe 2, caractérisés chacun par 2 descripteurs linéaires X_1 et X_2 (cf figure A.7).

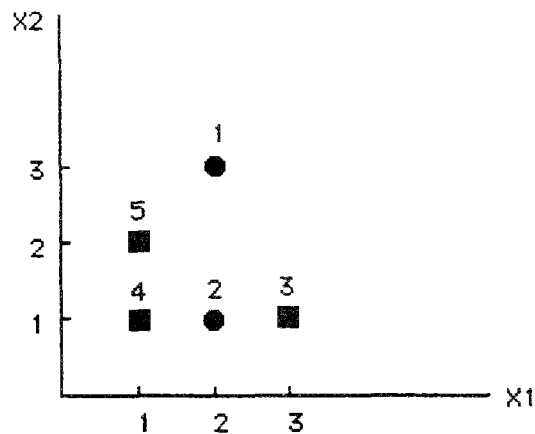


Figure A.7

Le descripteur X_2 produit 2 partitions:

$$P = (\{1,5\}, \{2,3,4\}) \text{ et } P' = (\{1\}, \{2,3,4,5\})$$

A la première est associé un critère de Gini moyen:

$$g_P = 2/5 (1/2) + 3/5 (4/5) = 0,47$$

à la seconde:

$$g_{P'} = 1/5 (0) + 4/5 (6/16) = 0,3$$

La seconde partition doit donc être selon ce critère considérée comme plus "pure".

Le descripteur X_1 produit également 2 partitions:

$$Q = (\{4,5\}, \{1,2,3\}) \text{ et } Q' = (\{1,2,4,5\}, \{3\})$$

, de critères de pureté moyens $g_Q = 0,22$ et $g_{Q'} = 0,4$

La meilleure des partitions produites par X_1 est donc Q , et, cette partition étant plus pure que P' , X_1 est considéré comme ayant un pouvoir discriminant supérieur celui de X_2 .

Terminons cette section par deux remarques:

- 1) L'entropie et le critère de Gini ont la propriété d'avoir des dérivées secondes par rapport à p négatives: ils décroissent donc plus vite que linéairement lorsque p s'éloigne de $1/2$, ce qui a pour effet de "récompenser" toute augmentation de la proportion d'éléments de l'une des classes davantage que ne le fait le taux de mal classés, qui, à l'expérience, s'avère en effet être une moins bonne heuristique d'évaluation de la pureté d'une classe que les deux autres critères. (BREIMAN et al 1984)
- 2) La différence entre l'entropie de F et l'entropie moyenne de la partition P n'est autre que la quantité d'information apportée par le test du descripteur X_1 : ceci constitue en quelque sorte une justification théorique du choix de l'entropie comme critère de pureté.

A.4.4 Règle d'arrêt

Nous avons esquissé, dans le second paragraphe de cette annexe, une distinction entre les méthodes d'induction dirigés par les données, et celles qui sont dirigées par un modèle. La segmentation appartient à la première catégorie: chaque partition d'une feuille pour un descripteur peut être vue comme l'application d'un *opérateur de spécialisation*, consistant à approfondir l'arbre de décision.

Nous avons déjà signalé (cf paragraphe A.2) que la principale difficulté dans ce type de méthode réside dans l'application judicieuse des opérateurs dits "de raffinement d'hypothèse", qui doit être guidée par des heuristiques. Ceci est vrai en particulier dans le cas présent. En effet, l'approfondissement de l'arbre jusqu'à obtention de feuilles absolument pures est toujours possible, mais, dans le cas de données bruitées, l'arbre obtenu sera extrêmement touffu, chaque feuille terminale contenant un très petit nombre d'observations : le résultat sera une règle de discrimination excellente sur l'ensemble d'apprentissage, mais très mauvaise sur un ensemble test contenant d'autres données.

Si l'on veut que la méthode soit applicable à des données bruitées, il faut donc renoncer à obtenir systématiquement un arbre de décision parfait, et se donner des règles d'arrêt qui interdisent, à partir d'un moment, la division d'une feuille, même si celle-ci n'est pas absolument pure.

Ces règles peuvent faire intervenir:

- la taille de la feuille,
- son degré de pureté,
- la quantité d'information apportée par le descripteur le plus discriminant (on déclare la feuille indivisible quand cette quantité devient inférieure à un certain seuil),
- un test statistique sur l'indépendance entre le descripteur le plus discriminant, et l'appartenance à l'une des classes.

Supposons par exemple que le meilleur descripteur X_i ait produit la partition (F_1, F_2) , et attribuons à n_i et n'_i ($i \in \{1, 2\}$) leurs significations précédentes. Pourvu que:

$$\min(n_1, n_2, n'_1, n'_2) > 5 \quad (\text{hypothèse 1})$$

, on peut tester l'indépendance de X_i avec l'appartenance à l'une des classes, en appliquant le test du χ^2 (QUINLAN 1984).

Lorsque l'hypothèse (1) n'est pas vérifiée, on peut remplacer le test du χ^2 par un test non paramétrique (cf par exemple VIALAR 1977).

Dans notre implantation de la méthode, nous utilisons également comme critère la dégradation des performances de classification *sur un ensemble test*: dès qu'une hypothèse est émise sur l'ensemble d'apprentissage (test sur un descripteur), elle est aussitôt contrôlée sur l'ensemble test. Formellement, la règle complète est la suivante:

Soit F une feuille de l'ensemble d'apprentissage, et F_t la feuille équivalente de l'ensemble test. Comme d'habitude, définissons n et n' comme le nombre d'éléments de F chaque classe, et appelons n_t et n'_t leurs équivalents pour F_t .

Supposons que le descripteur X_i ait produit la meilleure partition $P = (F_1, F_2)$ de F , par exemple de la façon suivante:

$$\begin{aligned} F_1 &= \{x \in F / X_i(x) \leq s\} \\ F_2 &= F \setminus F_1 \end{aligned}$$

$P_t = (F_{t1}, F_{t2})$ se définit donc de la façon suivante:

$$\begin{aligned} F_{t1} &= \{x \in F_t / X_i(x) \leq s\} \\ F_{t2} &= F_t \setminus F_{t1} \end{aligned}$$

, $n_i, n'_i, n_{ti}, n_{t'i}$ ayant, pour $i \in \{1, 2\}$, des significations évidentes.

F est déclarée terminale:

- si $\min(n_1, n_2, n'_1, n'_2, n_{t1}, n_{t2}, n_{t'1}, n_{t'2}) \leq N_{\min}$,
- si l'hypothèse d'indépendance entre X_i et l'appartenance à l'une des classes ne peut être rejetée avec un seuil ϵ donné,
- ou si $\min(n_{t1}, n_{t'1}) + \min(n_{t2}, n_{t'2}) > \min(n_t, n_{t'})$

La dernière condition exprime que l'introduction d'un nouveau test sur le descripteur X_i n'a pas fait diminuer le nombre de mal classés sur l'ensemble test: la structure des données mise en évidence par le choix de ce descripteur était donc particulière à l'ensemble d'apprentissage, et non généralisable.

A.4.5 Conclusion

Pour terminer, signalons les principaux avantages de la segmentation par rapport à l'analyse discriminante linéaire:

- 1) Le langage de représentation des exemples, plus riche, permet de prendre en compte des descripteurs non seulement linéaires, mais aussi nominaux.
- 2) La règle de décision est exprimée sous une forme symbolique, donc plus facilement interprétable qu'une fonction numérique de descripteurs. Signalons à ce propos l'équivalence entre un arbre de décision et un ensemble de règles de production, chaque règle correspondant à une feuille de l'arbre. (cf l'exemple de la figure A.8 et QUINLAN 1987). Sous cette dernière forme, la connaissance produite est directement utilisable par un moteur d'inférence de système expert.
- 3) La règle de décision générée est invariante pour toute transformation monotone des descripteurs.

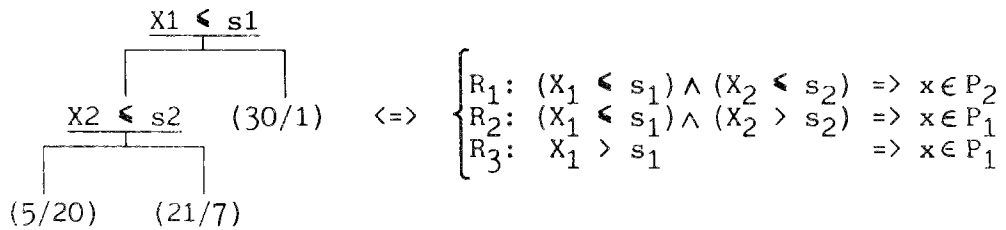


Figure A.8

Exemple d'équivalence entre un arbre de décision et un ensemble de règle de production (chaque feuille terminale est notée (n_t/n_t')). A chaque règle peut être affectée un "coefficient de vraisemblance", égal à la proportion de la classe majoritaire dans la feuille correspondante, soit $\max(n_t, n_t')/(n_t+n_t')$

- 4) Une fois l'arbre de décision obtenu, il est possible de prendre une décision d'affectation à une classe, même dans le cas où tous les descripteurs ne sont pas connus (QUINLAN 1984). Pour illustrer ce dernier point, supposons par exemple que l'on souhaite utiliser l'arbre de la figure 8 pour classer un objet par lequel X_1 est inconnu. On peut estimer la probabilité que $X_1 \leq s_1$ à partir du nombre de cas où cela a été vérifié pour l'ensemble d'apprentissage:

$$p(X_1 \leq s_1) = \frac{25+28}{31+25+28} = \frac{53}{84}$$

Si $X_2 \leq s_2$, on pourra estimer la probabilité que l'objet appartienne à la classe 1 par:

$$(5/25 \cdot 53/84) + (30/31 \cdot 31/84) = 0,48$$

Il faudra donc prendre une décision d'affectation à la classe 2, avec cependant une très grande incertitude.

En revanche, si $X_2 > s_2$, la probabilité d'appartenance à la classe 1 est estimée par:

$$(21/28 \cdot 53/84) + (30/31 \cdot 31/84) = 0,83$$

Cette fois, on prendra une décision d'affectation à la classe 1, avec une incertitude bien moins grande.

Ces considérations, jointes au fait que les règles de décisions obtenues sont directement utilisables par un moteur d'inférence de système expert, font de la segmentation une méthode de plus en plus largement utilisée (cf CELEUX 1987).

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

ADAMI A., DA DEPPO L. (1985)
"On the Systematic Errors of Tipping Bucket Recording Raingauges"
Workshop on the Correction of Precipitation Measurements, 1-3 April
1985, Zürich, pp. 27-30.

AGOSTINI B. (1988)
"Incertitudes Liées à la Mesure de la Pluie"
Rapport de DEA Techniques et Gestion de l'Environnement, ENPC,
CERGRENE, 52 p. + annexes

ANDERSON T.W. (1958)
"An Introduction to Multivariate Statistical Analysis"
John Wiley & Sons, New-York

ANDRIEU H. (1986)
"Interprétation de Mesures du Radar Rodin de Trappes pour la
Connaissance en Temps Réel des Précipitations en Seine-Saint-Denis et
Val-de-Marne"
Thèse de Docteur-Ingénieur, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées,
Paris, 1986

AUSTIN G.L. (1985)
"Application of Pattern Recognition and Extrapolation Techniques to
Forecasting"
ESA Journal 1985, Vol. 9, pp. 147-155

AUSTIN G.L., BELLON A. (1974)
"The Use of Digital Weather Radar Records for Short-Term Precipitation
Forecasting",
Quart. J. R. Met. Soc., Vol. 100, pp. 658-664

AUSTIN P.M., HOUZE R.A. (1972)
"Analysis of the Structure of Precipitation Patterns in New England"
J. Applied Met., vol. 11, sept. 1972, pp. 926-935

BARCLAY P.E., WILK K.E. (1970)
"Severe Thunderstorm Radar Echo Motion and Related Weather Events
Hazardous to Aviation Operations",
ESSA Techn. Memo. N. 46, NSSL, June 1970

BATTAN L.J. (1973)
"Radar Observation of the Atmosphere",
Univ. of Chicago Press, Chicago

- BELLON A., AUSTIN G.L. (1978)
 "The Evaluation of Two Years of Real-Time Operation of a Short-term
 Precipitation Forecasting Procedure (SHARP)"
 J. Appl. Met. 17, N. 12, pp. 1778-1787
- BELLON A., AUSTIN G.L. (1984)
 "The Accuracy of Short-term Radar Rainfall Forecasts"
 Journal of Hydrology, 70, 1984, pp. 35-49
- BERGWALL F., HUMPHRIES R.G., STRONG G.S. (1983)
 "The Use of Radar and a Convective Index For 1-6 Hours Regional
 Forecasts",
 Preprints 21st Conference on Radar Meteorology, Edmonton, Canada, sept.
 19-23, 1983, pp. 371-374
- BLACKMER R.H. et al (1973)
 "Application of Pattern Recognition Techniques to Digitized Weather
 Radar Data",
 Report N. 36072, Stanford Research Institute, Menlo Park, California
- BLUESTEIN H.B., JAIN M.H. (1985)
 "Formation of Mesoscale Lines of Precipitation: Severe Squall Lines in
 Oklahoma During the Spring"
 J. Atm. Sc., Vol.42, N. 16, aug. 1985, pp. 1711-1732
- BOUCHER R. J., WEXLER R. (1961)
 "The Motion and Predictability of Precipitation Lines",
 J. of Meteorol., Vol. 18, april 1961, pp. 160-171
- BREIMAN L., FRIEDMAN J.H., OLSHEN R.A., STONE C.J. (1984)
 "Classification and Regression Trees"
 Wadsworth, Belmont, California
- BRIAT P., GUICHARD T., MUSQUERE P. (1986)
 "Assainissement Pluvial: Gestion en Temps Réel des Retenues
 d'Etagement"
 Actes du Colloque "Eau et Informatique", ENPC, Paris, 28-30 Mai 1986,
 pp. 179-188
- BROWNING K.A. (1981)
 "Maximizing the Usefulness of Rainfall Data From Radars"
 Nowcasting Symposium at 3rd assembly of IAMAP, Hamburg, August 1981, pp
 47-64
- BROWNING K.A. (1985)
 "Conceptual Models of Precipitation Systems"
 ESA Journal, Vol. 9, pp. 157-180
- BROWNING K.A., MASON J. (?)
 "Air Motion and Precipitation Growth in Frontal Systems"
 Met. Office Research Laboratory, Report n° 19, Malvern, England, 21 p.

- BRUNEL J-P. (1986)
 "Comparaison Instrumentale de la Mesure des Précipitations en Climat Méditerranéen Semi-aride"
 Hydrologie Continentale, Vol. I, N°2, 1986, pp. 87-93
- BRUNKOW D.A. (1980)
 "A Digital Radar-Based Rainfall Monitoring and Forecasting Tool"
 19th Conf. on Radar Meteorology, Miami, 1980
- BYERS H.R., BRAHAM R.R. (1949)
 "The Thunderstorm"
 US Government Printing Office, Washington D.C., 287 p.
- CARPENTER K.M., OWENS R.G. (1981)
 "Use of Radar Network Data for Forecasting Rain"
 COST 72 Workshop, Seminar on Weather radar, pp. 161-181
- CELEUX G. (1987)
 "Génération de Règles par Segmentation"
 Actes Provisoires Journées "Symbolique-Numérique", Univ. Paris-Dauphine, 8-9 déc. 1987
- CHALON J.P. (1978)
 "Dynamique des Nuages Convectifs. Influence du Cisaillement de Vent sur l'Evolution des Cumulonimbus",
 La Météorologie, VI^e série, N. 13, juin 1978, pp. 17-26
- CHAREF N. (1987)
 "Traitement des Images Radar sur un Array Processeur FPS 5205"
 Rapport de DEA, CERGRENE, ENPC, 1987
- CICCIONE M., PIRCHER V. (1984)
 "Preliminary Assessment of Very Short-term Forecasting of Rain From Single Radar Data",
 Proc. Nowcasting Symposium, Norrhoeping, Sweden
- CLIFT G.A. (1985)
 "Use of Radar in Meteorology",
 World Meteorological Organisation, Technical Note No 181., 90 p.
- COLLIER C.G. (1977)
 "Radar Measurement of Precipitation"
 Papers, WMO Techn. Conf. on Instr. and Methods of Observation, pp. 202-207, WMO, Geneva
- COLLIER C.G. (1978)
 "Objective Forecasting Using Radar Data: A Review"
 Research Report n°9, Meteorological Office Research Laboratory, Malvern, England, april 1978, 16 p.
- COSTER M. et CHERMANT J.L. (1985)
 "Précis d'Analyse d'Images",
 Editions du CNRS, Paris, 521 p.

- CREUTIN J.-D., DELRIEU G., LEBEL T. (1988)
 "Rain Measurement by Raingage-Radar Combination: A Geostatistical Approach"
 Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, Vol.5, N°1, Feb. 1988, pp. 102-115
- DAMANT C., AUSTIN G.L., BELLON A., OSSEYRANE M., NGUYEN N. (1983)
 "Radar Rain Forecasting for Wastewater Control",
 Journal of the Hydraulics Division, ASCE, Vol. 109, No 2, Feb 1983, pp. 293-297
- DAVID P., MUSIEDLAK J.P., BISSONIER P. (1986)
 "Utilisation du Radar Rodin en Pluviométrie. Résultats des Mesures de 1982",
 Note technique N. 12, Météorologie Nationale, Août 1986, 69 p.
- DENOEUX T. (1986)
 "Rapport de Stage Effectué à l'EERM",
 Rapport interne CERGRENE, Noisy-le-Grand, 85 p.
- DENOEUX T. (1988)
 "Analyse des Systèmes de Mesure Ponctuelle de la Pluie et de leur Intérêt en Hydrologie Urbaine"
 Rapport CERGRENE-SLE, Novembre 1988, 36 p. + annexes
- DENOEUX T., JACQUET G. (1988)
 "Evaluation des Systèmes d'Information Pluviométrique en Hydrologie Urbaine. Rapport d'Avancement N°1"
 Rapport CERGRENE-SLE, juillet 1988
- DER MEGREDITCHIAN G., ROUX D., BELZANE J. (1979a)
 "Modélisation Objective de l'Estimation Subjective de la Qualité des Prévisions Météorologiques"
 La Météorologie, VIe Série, n°18, sept. 1979, pp. 43-65
- DER MEGREDITCHIAN G. (1979b)
 "Quelques Aspects Pratiques de la Sélection des Prédicteurs en Analyse Discriminante"
 La Météorologie, VIe Série, n°19, déc. 1979, pp.13-22
- DER MEGREDITCHIAN G., SOULAN A. (1987)
 "Elaboration d'un expert automatique à finalité décisionnelle"
 Journées "Symbolique-Numérique", Univ. Paris-Dauphine, 8-9 déc. 1987
- DER MEGREDITCHIAN G. (?)
 "Etude de la stabilité Numérique et Statistique des Modèles Prévisionnels"
- EINFALT T. (1988)
 "Recherche d'une Méthode Optimale de Prévision de Pluie par Radar en Hydrologie Urbaine",
 Thèse de doctorat de l'ENPC, CERGRENE, Noisy-le-Grand, 189 p.
- EINFALT T., DENOEUX T. (1987a)
 "Radar Rainfall Forecasting For Real-time Control of a Sewer System",
 Proceedings Fourth Conference on Urban Storm Drainage, Lausanne, sept. 1987, pp. 47-48

- EINFALT T., DENOEUX T. (1987b)
 "Utilisation d'Images Radar en Prévision de Pluie",
 Actes du sixième congrès "Reconnaissance des formes et Intelligence Artificielle", AFCET, Antibes, nov. 1987, ed. Dunod, pp. 467-472
- ELVANDER R.C. (1976)
 "An Evaluation of the Relative Performance of Three Radar Echo Forecasting Techniques"
 Proc. 17th Conf. on Radar Meteorology, Seattle, pp. 526-532
- FORSYTH R., RADA R. (1986)
 "Machine Learning: Application in Expert Systems and Information Retrieval"
 John Wiley and Sons
- FREROT A. (1987)
 "Procédures d'Optimisation des Consignes de Gestion d'un Réseau d'Assainissement Automatisé",
 Thèse de doctorat de l'ENPC, CERGRENE, Noisy-le-Grand, fév. 1987, 296 p. + annexes
- FUKUNAGA K. (1972)
 "Introduction to Statistical Pattern Recognition"
 Academic Press, New-York, 369 p.
- GAILLAT G. (1983)
 "Méthodes Statistiques de Reconnaissance des Formes",
 Cours ENSTA, Paris, 118 p.
- GAMS M., PETKOVSEK M. (1988)
 "Learning From Examples in the Presence of Noise"
 Actes des 8ièmes journées Int. sur les systèmes experts et leurs Applications, 30 mai-3 juin 1988, Avignon, Vol. 2, pp. 609-624
- HARROLD T.W., AUSTIN P.M. (1974)
 "The Structure of Precipitation Systems. A Review"
 J. Rech. Atm., 8, 1974, pp. 41-57
- HARROLD T.W., NICHOLASS C.A., COLLIER C.G. (1975)
 "The Measurement of Heavy Rainfall Over Catchments Using Radar"
 Hydrological Sciences Bulletin, XX, 1, 3/1975, pp. 69-76
- HOBBS P.V. (1978)
 "Organization and Structure of Clouds and Precipitation on the Mesoscale and Microscale in Cyclonic Storms",
 Reviews of Geophysics and Space Physics, Vol. 16, N. 4, Nov. 1978, pp. 741-755
- HOBBS P.V., LOCATELLI J.D. (1978)
 "Rainbands, Precipitation Cores and Generating Cells in a Cyclonic Storm"
 Journal of the Atmospheric Sciences, Feb. 1978, pp. 230-241
- HUFF F. A., CHANGNON S. A., VOGEL J. L. (1980)
 "Convective Rain Monitoring and Forecasting System For an Urban Area",
 19th Conference on Radar Meteorology, Miami., pp. 56-61

HUNT E.B., MARIN J., STONE P.J. (1966)
 "Experiments in Induction"
 Academic Press, New-York

ISSAC E. (1963)
 "Quelques Indices et Méthodes de Prévision des Orages"
 Note de l'EERM N.152, sept. 1963, 8 p.

JACQUET G. (1983)
 "Etude de Fonctionnement des Ouvrages du Bassin Versant de la Vieille Mer",
 CERGRENE - DDE de Seine-Saint-Denis

JACQUET G. (1986)
 "Mise à Jour du Programme de Mise en Place du Logiciel d'Aide à la Conduite",
 CERGRENE, DDE de Seine-Saint-Denis, Plan Urbain, Mars 1986, 89 p. + annexes

JAFFARD P. (1984)
 "Initiation aux Méthodes de la Statistique et du Calcul des Probabilités"
 Masson, Paris, 327 p.

JARMUZYNSKI M. (1978)
 "Etude Comparative de Quelques Critères de Stabilité Pour une Situation Convective Particulière",
 La Météorologie, VIe série, n° 14, sept. 1978, pp. 61-68

JOSS J., WALDVOGEL A. (1987)
 "Precipitation Measurement and Hydrology. A Review"
 Contribution to the Battan Memorial and 40th Anniversary Conference on Radar Meteorology, 41 p.

LENAT D.B. (1984)
 "The Role of Heuristics in Learning by Discovery: Three Case Studies"
 in "Machine Learning", Eds Michalski, Carbonell, Mitchell, Pub. Springer-Verlag., pp. 243-302

LOPEZ R.E. et al (1984)
 "Population Characteristics, Development Processes and Structure of Radar Echoes in South Florida"
 Monthly Weather Review, Vol. 112, January 1984, pp. 56-75

MICHALSKI R.S. (1984)
 "A Theory And Methodology of Inductive Learning"
 in "Machine Learning", Eds Michalski, Carbonell, Mitchell, Pub. Springer-Verlag., pp. 83-130

MONGOLFIER (de) J., BERTIER P (1978)
 "Approche Multicritère des Problèmes de Décision"
 Editions Hommes et Techniques, collection AFCET, Suresne, 1978

MUENCH H.S. (1976)
 "Use of digital Radar Data in Severe Weather Forecasting"
 Bulletin American Meteorological Society, Vol. 57, N°3, March 1976, pp.298-303

- MULLER Y. (1969)
 "Statistiques"
 Cours de l'Ecole Nationale des Mines de Saint-Etienne"
- NEWTON C.W., FANKHAUSER J.C. (1964)
 "On the Movement of Convective Storms, With Emphasis on Size Discrimination in Relation to Water-Budget Requirements"
 J. Appl. Met., Vol.3, N.6, dec. 1964, pp. 651-668
- OLORY P. (1982)
 "Caractéristiques des Systèmes Précipitants Observés en Afrique de l'Ouest Pendant COPT 79"
 La Météorologie, VI^e série, N. 29, juin-sept. 1982, pp. 145-152
- PEDELABORDE P. (1982)
 "Introduction à l'Etude Scientifique du Climat",
 Sedes, Paris, 353 p.
- PRESS S.J. (1972)
 "Applied Multivariate Statistics"
 Ed. Holt, Rinehart and Winston Inc
- PUHAKKA T. (1974)
 "On the Variability of the Z-R Relationship Related to Radar Echo Pattern"
 Geophysica, 13, pp. 103-119
- QUINLAN J.R. (1984)
 "Learning Efficient Classification Procedures and Their Application to Chess End Game",
 in "Machine Learning", Eds Michalski, Carbonell, Mitchell, Pub. Springer-Verlag., pp. 463-481
- QUINLAN J.R. (1986)
 "Induction of Decision Trees"
 Machine Learning Vol.1, pp. 81-106
- QUINLAN J.R. (1987)
 "Generating Production Rules from Decision Trees"
 Proc. 10th Int. Joint Conf. on Art. Intell., Milan, Aug. 23-28, pp.304-307
- RENDELL L., POWELL B., CHO H., SESHU R. (1988)
 "Improving the Design of Rule-Learning Systems"
 Actes des 8ièmes journées Int. sur les systèmes experts et leurs Applications, 30 mai-3 juin 1988, Avignon, Vol. 2, pp. 587-607
- ROMEDER J-M. (1973)
 "Méthodes et Programmes d'Analyse Discriminante"
 Dunod, Paris
- ROUSSEAU D. (1980)
 "Contrôle des Prévisions - Partie II: Vérification des Prévisions de l'Occurrence d'un Phénomène. Application aux Prévisions de Précipitations"
 Note de l'EERM, septembre 1980, 17 p.

ROUSSEAU D. (1985)
 "Compléments sur un Critère de Vérification de Prévisions Catégoriques"
 Note de Travail de l'EERM N°123, avril 1985, 12 p.

SAUVAGEOT H. (1982)
 "Radarmétéorologie. Télédétection Active de l'Atmosphère",
 Eyrolle, Paris, 296 p.

SEVRUK B. (1982)
 "Methods of Correction for Systematic Errors in Point Precipitation
 Measurements for Operational Use"
 WMO, N°589, Operational Hydrology, Report N°21

SIMON J.C. (1985)
 "La Reconnaissance des Formes par Algorithmes"
 Masson, Paris, 251 p.

STACKPOLE J.D. (1967)
 "Numerical Analysis of Atmospheric Soundings"
 J. Appl. Met., Vol. 6, june 1967, pp. 464-467

STONE H.M.
 "The Energy Index For Stability"
 National Weather Service, NOAA, Garden City, New-York

STULL R.B. (1985)
 "Predictability and Scales of Motion"
 Bull. American Met. Society, Vol. 66, n°4, April 1985, pp. 432-436

TREBOUTA J. (1963)
 "Les Différents Types de Précipitations Identifiés D'après leur Image
 Radar"
 Rapport SODETEP n°234, septembre 1963

TRIPLET J.P., ROCHE G. (1977)
 "Météorologie Générale"
 Ecole Nationale de la Météorologie, Paris, 317 p.

TSONIS A.A., AUSTIN G.L. (1981)
 "An Evaluation of Extrapolation Techniques For the Short-term
 Prediction of Rain Amounts"
 Atmosphere-Ocean 19 (1), pp. 54-65

VIALAR J. (1977)
 "Calcul des Probabilités et Statistiques - Tome III: Statistiques,
 Contingence et Corrélacion"
 Ecole Nationale de la Météorologie, Paris

VOGEL J.L. (1980)
 "Real-Time Measurement of Convective Precipitation Over an Urban Area"
 Hydrology Forecasting, Proc. of the Oxford Symposium, April 1980, IAHS
 Publ. N° 129, pp. 95-102

VOLLE M. (1981)
 "Analyse des Données"
 Economica, Paris, 317 p.

WALLACE, HOBBS (1977)

"Atmospheric Science. An Introductory Survey"
Academic Press, New-York

WILSON J.W. (1966)

"Movement and Predictability of Radar Echoes",
NSSL, Techn. Memo N. 28, Nov. 1966, 30 p.

YOSHINO F., KOZEKI D (1985)

"Study on Short-Term Forecasting of Rainfall Using Radar Rain-Gauge"
Weather Radar and Flood Warning Symposium, Lancaster, England, 16-18
sept. 1985

ZAWADSKI I. (1984)

"Factors Affecting the Precision of Radar Measurements of Rain"
Proc. 22nd Conf. on Radar Met., Zurich, Switzerland, Sept. 1984, pp.
251-256