

**THESE DE DOCTORAT DE L'UNIVERSITE PARIS VII**

Spécialité : Méthodes Physiques en Télédétection

Présentée par Ana MAIA-BRESSON

pour l'obtention du titre de DOCTEUR DE L'UNIVERSITE PARIS VII

**ESTIMATION DES PRECIPITATIONS PAR SATELLITE :  
ANALYSE ET APPLICATION D'UNE METHODE COMBINEE  
INFRAROUGE/MICROONDES**

Soutenue le 30 Mai 1996 devant le jury composé de :

M. C. KLAPISZ	Président
Mme. K. KATSAROS	Rapporteur
M. F. ROUX	Rapporteur
Mme. I. JOBARD	Examineur
M. S. CHAUZY	Examineur
M. T. LEBEL	Examineur
M. M. DESBOIS	Directeur de thèse

***A Olivier***

A minha família e amigos no Brasil,  
sem os quais tudo teria sido impossível ...

A ma famille et à mes amis en France,  
pour leur soutien de tous les instants ...

## REMERCIEMENTS

*Ce travail a pu être réalisé grâce à l'accord CAPES-COFECUB (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Coordination Française d'Etudes en Coopération avec les Universités Brésiliennes) entre les Universités brésiliennes et françaises. Je tiens donc à remercier leurs responsables au Brésil, Mme. Maria Andréa LOYOLA et ses successeurs, ainsi que le responsable de mon projet en France, M. Serge CHAUZY. Je remercie M. Serge CHAUZY pour son soutien à toute "l'équipe brésilienne" et spécialement pour sa participation à mon jury de thèse.*

*J'exprime ici toute ma reconnaissance et ma gratitude à Mme. Kristina KATSAROS et M. Frank ROUX pour leur gentillesse et pour l'intérêt qu'ils ont montré pour mon travail en acceptant d'en être rapporteurs.*

*Mon accueil en France a été partagé entre le Laboratoire de Météorologie Dynamique du CNRS et le Laboratoire d'Hydrologie de l'ORSTOM. J'exprime ici ma reconnaissance à ses directeurs, M. Robert SADOURNY puis M. Claude BASDEVANT (LMD) et M. Marc MORELL (Hydrologie). Je voudrais aussi remercier M. Claude KLAPISZ, de l'Université Paris 7, qui a suivi ma formation en France et qui a accepté de présider mon jury.*

*Je tiens à remercier M. Michel DESBOIS de m'avoir accueillie dans son équipe et d'avoir accepté la direction de ma thèse. Qu'il soit aussi remercié de sa participation dans mon jury. Je voudrais exprimer toute ma reconnaissance à Mme. Isabelle JOBARD qui a accepté d'encadrer mon travail et qui m'a énormément appris, avec beaucoup de patience et de disponibilité. Je la remercie aussi d'avoir accepté de participer à mon jury de thèse.*

*Mes remerciements vont également à M. Michel HOEPFFNER pour m'avoir accueillie au sein de l'équipe "Précipitations en Afrique de l'Ouest (PRAO)" de l'ORSTOM, ainsi qu'à toute l'équipe. Je voudrais remercier spécialement M. Henri LAURENT d'avoir accepté de m'encadrer à l'ORSTOM. Je le remercie encore, de même que Messieurs Eric ELGUERO, Thierry LEBEL et Luc LE BARBE pour toutes les remarques fructueuses et discussions instructives que nous avons eues. Je remercie également à M. Thierry LEBEL pour sa participation à mon jury de thèse.*

*Je ne saurais oublier ici tous ceux qui, par leur sympathie et leur disponibilité, m'ont aidée quotidiennement. Merci à Messieurs Christophe BOITEL et André SZANTAI ainsi qu'à Mme. Anne CRESPIY pour l'amitié et pour le temps qu'ils m'ont consacré. L'étude sur l'Afrique de l'Ouest n'aurait pas pu être réalisée sans le soutien matériel de M. Dominique DAGORNE, de l'Antenne ORSTOM au Centre de Météorologie Spatiale de Lannion, pour les données SSM/I et de M. Alexandru TOMA, de l'Ecole de Mines de Paris, pour les données "sol". Merci encore à Mme. Nathalie D'AMATO et à M. Jean LECOCQ pour les discussions sur les observations au sol pendant "la saison 93", et à M. Dominique TAPSOBA pour les cartes de l'Afrique.*

*Enfin, je voudrais remercier tous ceux et celles dont les encouragements et l'amitié m'ont été d'une aide précieuse au cours de ces années.*

*Obrigada a todos!*

## RESUME

Ce travail propose l'analyse d'une méthode d'estimation des précipitations par satellite, la méthode RACC (Rain and Cloud Classification), qui permet de combiner la bonne résolution spatio-temporelle des images Infrarouges fournies par les satellites géostationnaires, à l'information physique contenue dans les données Microondes. Cette méthode utilise une technique de classification automatique fondée sur un algorithme des nuées dynamiques. Plusieurs paramètres de cette technique sont testés et les critères déterminant le choix de la meilleure classification ont été examinés. Les études développées dans ce travail ont permis d'analyser l'applicabilité de la méthode RACC sur deux régions climatiques différentes, la première étant une zone océanique tempérée et la deuxième étant une zone tropicale continentale. Par rapport à d'autres méthodes, les résultats obtenus avec la méthode RACC montrent une nette amélioration de l'estimation des précipitations cumulées, surtout pour des périodes courtes (une heure ou une journée) et pour les précipitations frontales. Les principales difficultés de la Méthode RACC sont analysées et on discute les possibilités d'évolution pour les méthodes combinant différents types de données.

***MOTS CLES :** Satellites Météorologiques, Nuées Dynamiques, Estimation des Précipitations, Combinaison Infrarouge/Microonde, Télédétection.*

## **ABSTRACT**

This work analyses a rainfall estimation method using satellite data, the RACC (Rain and Cloud Classification) Method. This method combines the good spatio-temporal resolution of the infrared measurements obtained from geostationary satellites and the physical information derived from the microwave data which are given by low orbit satellites. The RACC method uses an automatic cloud classification technique that is a dynamic cluster algorithm. We take into account three parameters to obtain the cloud classification. We study here how this parameters can change the final classification and which criteria are the most important to choose the best classification. We analyse the estimation obtained with the RACC Method over two different sites. The first one is an oceanic temperate region over Japan and the second one is a continental tropical region over West-Africa. This method is more efficient than other algorithms using only one type of satellite data, specially for frontal rainfall periods and for small time-step cumulated estimations (one hour to one day). The main difficulties of RACC Method are analysed and some possibilities of evolution for a combined infrared/microwave method are discussed.

## RESUMO

O trabalho proposto é uma análise de um método de estimativa de chuvas por satélite, o Método RACC (Rain And Cloud Classification). Esse método torna possível a combinação da boa resolução espaço-temporal das imagens no canal Infra-vermelho com a informação física contida nas imagens em Micro-ondas. Nós utilizamos uma técnica de classificação automática baseada num algoritmo estatístico de "núcleos dinâmicos". Vários parâmetros dessa técnica foram testados e os critérios utilizados na determinação da "melhor" classificação foram examinados. Os estudos desenvolvidos nesse trabalho permitem a análise da aplicabilidade do Método RACC sobre duas regiões climáticas diferentes. A primeira região é uma zona oceânica temperada e a segunda é uma zona tropical continental. Em comparação a outros métodos, os resultados obtidos com o Método RACC mostram uma melhor estimativa das chuvas acumuladas, principalmente para os menores intervalos de tempo (uma hora ou um dia) e para as chuvas frontais. As principais dificuldades do Método RACC foram analisadas e nós discutimos as possibilidades de evolução dos métodos que combinam diferentes tipos de dados.

# PLAN

<b>INTRODUCTION</b> .....	1
<b>CHAPITRE 1 - Rayonnement Electromagnétique et Observation Satellitaire</b> .....	5
I. LE RAYONNEMENT ELECTROMAGNETIQUE .....	6
<i>I. a. L'émission thermique</i> .....	7
<i>I. b. Interaction rayonnement-matière</i> .....	9
II. LES SYSTEMES SATELLITAIRES .....	15
III. LES INSTRUMENTS EMBARQUES .....	19
<i>III. a. L'instrument SSM/I</i> .....	20
<i>III. b. Les satellites GMS et METEOSAT</i> .....	24
<b>CHAPITRE 2 - Revue des Méthodes d'Estimation des Précipitations par Satellite</b> .....	26
I. LES METHODES INDIRECTES : IR ET VIS .....	28
<i>I. a. Indices nuageux</i> .....	29
<i>I. b. Cycle de vie des nuages</i> .....	41
<i>I. c. Modélisation des processus physiques</i> .....	44
<i>I. d. Conclusions sur les méthodes indirectes</i> .....	46
II. LES METHODES DIRECTES : MICROONDES.....	47
<i>II. a. Méthodes fondées sur le mécanisme d'émission</i> .....	48
<i>II. b. Méthodes fondées sur le mécanisme de diffusion</i> .....	52
<i>II. c. Méthodes fondées sur la dépolarisation</i> .....	56
<i>II. d. Méthodes combinant plusieurs mécanismes</i> .....	61
<i>II. e. Conclusions sur les méthodes directes (MO)</i> .....	65
III. LES METHODES COMBINEES IR/MO .....	66
<i>III. a. Conclusions sur les méthodes combinées</i> .....	68
IV. CONCLUSIONS SUR LES METHODES D'ESTIMATION DES PRECIPITATIONS PAR SATELLITE .....	68

<b>CHAPITRE 3 - La Méthode RACC (Rain And Cloud Classification)</b> .....	<b>70</b>
I. LA TECHNIQUE DE CLASSIFICATION AUTOMATIQUE .....	71
<i>I.1. La Phase d'Apprentissage</i> .....	71
I.1.1. Le processus itératif .....	72
I.1.2. Variantes de l'algorithme des nuées dynamiques .....	77
<i>I.2. La Phase d'Application</i> .....	79
II. LA COMBINAISON IR/MO.....	80
<i>II.1. Le choix d'une classification</i> .....	82
<i>II.2. Classification à deux paramètres</i> .....	86
<i>II.3. L'attribution des taux de pluie aux images classifiées</i> .....	88
<b>CHAPITRE 4 - Application de la Méthode RACC au Japon</b> .....	<b>91</b>
I. LE PREMIER PROJET D'INTERCOMPARAISON DES ALGORITHMES D'ESTIMATION DES PRECIPITATIONS (AIP1) SUR LA REGION DU JAPON .....	93
<i>I.1. Les deux périodes de mesures</i> .....	96
II. PHASE D'APPRENTISSAGE DE LA METHODE RACC .....	99
<i>II.1. Le choix des ensembles d'apprentissage</i> .....	103
<i>II.2. Les classifications obtenues</i> .....	106
II.2.1. - Pour le paramètre de diffusion.....	106
II.2.2. - Pour le paramètre de différence de polarisation .....	114
III. PHASE D'APPLICATION DE LA METHODE RACC .....	116
<i>III.1. Les comparaisons estimations/observations pour les pluies mensuelles</i> .....	118
<i>III.2. Les comparaisons estimations/observations pour les pluies journalières</i> .....	124
<i>III.3. - Le choix d'une classification</i> .....	126
IV. LES RESULTATS DE LA METHODE RACC.....	130
<i>IV.1. Le choix des taux de pluie</i> .....	130
<i>IV.2. Les résultats mensuels</i> .....	134
<i>IV.3. Les résultats journaliers</i> .....	137
<i>IV.4. D'autres échelles spatio-temporelles</i> .....	138
V. COMPARAISON AVEC UNE METHODE INFRAROUGE .....	142
VI. COMPARAISON AVEC UNE METHODE MICROONDE.....	146
<i>VI.1. L'échantillonnage Radar/MO</i> .....	151
VII. CONCLUSIONS DE L'ETUDE SUR LA REGION DU JAPON .....	154

<b>CHAPITRE 5 - Application de la Méthode RACC à L'Afrique de L'Ouest</b> .....	<b>158</b>
I. LES DONNEES UTILISEES .....	158
II. LES DONNEES DE VALIDATION SUR L'AFRIQUE .....	161
III. L'UTILISATION DE LA METHODE RACC .....	164
<i>III.1. Phase d'Apprentissage de la méthode RACC</i> .....	<i>165</i>
<i>III.2. Phase d'Application de la méthode RACC</i> .....	<i>168</i>
III.2.1. L'attribution des taux de pluie .....	168
III.2.2. Le choix d'une classification.....	170
IV. COMPARAISON AVEC D'AUTRES METHODES IR .....	182
V. CONCLUSIONS DE L'ETUDE SUR LA REGION DE L'AFRIQUE DE L'OUEST .....	190
<b>CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES</b> .....	<b>194</b>
<b>ANNEXE A</b> .....	<b>199</b>
<b>ANNEXE B</b> .....	<b>203</b>
<b>ANNEXE C</b> .....	<b>211</b>
<b>ANNEXE D</b> .....	<b>221</b>
<b>REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES</b> .....	<b>228</b>

## **INTRODUCTION**

## **INTRODUCTION**

Les précipitations sont un paramètre météorologique et hydrologique important, mais elles sont difficiles à mesurer, surtout à cause de leur grande variabilité spatio-temporelle. Les conditions d'installation et de maintenance des instruments et l'étendue de certaines régions peuvent, par exemple, rendre complexe l'utilisation des seuls réseaux de pluviographes. La télédétection par radar météorologique est aussi difficile à des échelles synoptiques. A ces échelles, la couverture spatiale limitée des radars imposerait l'installation d'un grand nombre d'instruments avec un coût opérationnel très élevé.

La nécessité incontestable d'une estimation efficace de la pluie, d'un point de vue pratique, a éveillé, ces dernières années, l'intérêt commun des météorologues, climatologues et hydrologues. Actuellement, l'importance de l'utilisation des données satellitaires dans l'estimation des précipitations cumulées, principalement dans les régions dépourvues des "moyens conventionnels" tel que les pluviographes ou les radars, est bien reconnue. La très bonne couverture spatiale des satellites et leur fréquence dans l'acquisition des données apparaissent comme une aide précieuse aux méthodes classiques.

De nombreuses méthodes d'estimation des précipitations par satellite ont alors été développées, les premières utilisant des observations dans l'Infrarouge et dans le Visible, et plus récemment d'autres utilisant des données dans les hyperfréquences (Microondes). Chaque type de donnée satellitaire offre des possibilités différentes en fonction de leur résolution spatiale et de leur fréquence temporelle. Pour l'estimation des précipitations, la fréquence temporelle des images infrarouge (IR), fournies par des satellites géostationnaires toutes les heures ou les demi-heures, est très importante. Néanmoins, l'information IR est indirecte, puisqu'elle est liée à la température du sommet des nuages et donc, à la couverture nuageuse. Les données Microondes (MO)

sont, elles, une réponse directe de l'interaction du rayonnement avec les hydrométéores (particules d'eau liquide ou cristaux de glace à l'intérieur des nuages). L'utilisation des images MO pour l'estimation des précipitations présente toutefois deux inconvénients. D'une part, la fréquence d'acquisition des données, fournies par des satellites héliosynchrones, est de seulement deux images par jour. D'autre part, les restrictions techniques de taille d'antenne limitent actuellement la résolution spatiale à des pixels d'environ 15 Km pour les hautes fréquences (85 GHz) jusqu'à une centaine de kilomètres pour les basses fréquences.

Depuis quelques années, la communauté scientifique internationale tente de faire le point sur la performance de ces algorithmes à travers différents exercices d'intercomparaison organisés par le Programme Mondial de Recherche sur le Climat (PMRC) ou dans le cadre du réseau WETNET de distribution des données MO (SSM/T). Malgré toutes ces comparaisons, il n'a pas encore été possible de choisir "le" meilleur algorithme, les résultats étant très différents selon la région et la période considérées et, surtout, selon l'échelle spatio-temporelle analysée. D'une manière générale, les méthodes IR donnent des meilleures estimations pour les cumuls mensuels de précipitations, mais les corrélations estimations/observations des taux de pluie instantanés sont plus fortes pour les méthodes MO. Les conclusions de ces exercices de comparaison font ressortir toutefois l'importance du développement des méthodes combinant la résolution temporelle des données IR et l'information instantanée des images MO pour l'estimation des précipitations cumulées à différentes échelles spatio-temporelles.

Ce type de méthode combinée n'a été étudié jusqu'à présent que par très peu d'auteurs. Une de ces méthodes combinées a été développée au Laboratoire de Météorologie Dynamique (Jobard and Desbois, 1994) en utilisant un algorithme de classification automatique de nuages (Desbois *et al.*, 1982). Cette méthode, appelée Méthode RACC (Rain and Cloud Classification), sera analysée dans ce travail.

Le but de ce travail est, d'une part, de vérifier l'importance de chacun des paramètres utilisés par la Méthode RACC dans le processus de classification et dans la détermination des classes de pluie. D'autre part, les études développées ici ont permis

d'analyser les résultats de cette méthode sur différentes périodes et régions climatiques. Ces analyses permettent encore de comparer les résultats de cette méthode à ceux obtenus avec d'autres algorithmes.

Dans le premier chapitre de ce travail nous rappelons quelques concepts physiques sur le rayonnement électromagnétique et sur l'interaction rayonnement-matière. Nous présentons un bref historique de l'évolution de l'observation spatiale, avec une description succincte des instruments embarqués qui ont été utilisés durant cette étude.

Nous consacrons le Chapitre 2 à une revue bibliographique des algorithmes d'estimation des précipitations par satellite. Plutôt que de faire une description détaillée de quelques algorithmes, nous avons opté pour citer un nombre plus important de méthodes, assemblées en groupes selon le type des données utilisées et les paramètres déterminant la relation observation - estimation.

La Méthode RACC et la technique de classification automatique qu'elle utilise sont décrites dans le Chapitre 3.

La première étude réalisée (Chapitre 4) s'insère dans le cadre d'un des exercices internationaux d'intercomparaison d'algorithmes (AIP), organisée par le PMRC. Cette expérience, la première des trois déjà réalisées par le GPCP, s'est déroulée sur la région du Japon et mers environnantes pendant les mois de juin à août 1989. Pour l'AIP1, nous avons pu disposer des données *in-situ* de bonne qualité et de haute densité (données de validation pour les méthodes satellitaires), ainsi que d'images coïncidentes dans les domaines Infrarouge (IR) et Microondes (MO). Les données de validation sont des champs de pluie horaires obtenus à partir d'une composition d'images radars (22 instruments) calibrés par un réseau de 1300 pluviographes. L'exercice AIP1 nous a permis de comparer les résultats de la méthode RACC aux résultats de 27 autres algorithmes, obtenus à partir d'un même ensemble de données.

Dans le Chapitre 5 de ce travail nous présentons l'application de la méthode RACC sur l'Afrique de l'Ouest, sur une zone située entre  $0^{\circ}$  et  $20^{\circ}$  N de latitude et entre  $18^{\circ}$  W et  $20^{\circ}$  E de longitude. Cette région est caractérisée par une importante variabilité spatiale des précipitations. La majeure partie de ces précipitations est apportée par d'importants systèmes convectifs isolés ou organisés (évoluant en lignes de grains). Deux mois de la saison de pluies de 1993 ont été analysés. Les résultats de la méthode sont comparés à trois méthodes IR utilisées facilement de manière opérationnelle.

Les différents types de systèmes précipitants étudiés et les diverses échelles spatio-temporelles utilisées ont permis une analyse des performances de la méthode et des problèmes qui peuvent être rencontrés sur certaines conditions. Les discussions des résultats et les perspectives d'utilisation de cette méthode combinée sont présentées dans le chapitre de conclusion. Les deux régions étudiées sont présentées de façon plus détaillée dans les Annexes, ainsi qu'une description de l'ensemble de validation utilisé pour l'étude sur le Japon. Ces Annexes incluent une analyse spectrale des séries temporelles estimées sur le Japon et une analyse des problèmes d'échantillonnage observés par les méthodes d'estimation MO.

**CHAPITRE 1**  
**Rayonnement Electromagnétique et**  
**Observation Satellitaire**

## **CHAPITRE 1 - Rayonnement Electromagnétique et Observation Satellitaire**

Depuis le lancement des premiers satellites artificiels, on évoque la possibilité de restituer des paramètres atmosphériques à partir de l'analyse du rayonnement émis/absorbé par le système Terre-Atmosphère enregistré depuis l'espace. Pour cela, il a fallu coordonner le développement des systèmes satellitaires et des instruments embarqués avec l'évolution des méthodes de restitution de ces paramètres à partir des luminances mesurées.

Une partie seulement du spectre électromagnétique est utilisée dans les observations satellitaires. La quantité de radiation émise ou réfléchiée par les composants de l'atmosphère, dans la longueur d'onde en question, doit être suffisante pour que les satellites puissent capter ces rayonnements. De plus, pour cette longueur d'onde, le rayonnement ne doit pas subir une atténuation de son intensité trop importante durant son parcours jusqu'au capteur.

Généralement, les instruments utilisés en télédétection, qu'ils soient à bord des satellites, ou bien aéroportés ou au sol, sont divisés en deux grands groupes : les capteurs passifs et les capteurs actifs. Un capteur passif enregistre simplement une radiation incidente sur l'instrument. Le capteur actif génère lui même la radiation qui sera transmise à travers l'atmosphère. Cette radiation est réfléchiée par la surface de la Terre (ou par l'atmosphère) et enregistrée lors de son retour à l'instrument. Actuellement, les satellites observant les radiations dans le Visible (VIS) ou l'Infrarouge (IR) n'ont que des capteurs passifs, tandis que ceux qui mesurent la radiation dans les Microondes (MO) peuvent avoir les deux types. Des capteurs actifs dans le VIS/IR (les LIDARS) existent dans des instruments aéroportés (comme le AOL - Airborne Oceanographic Lidar - NASA ; Hoge *et al.*, 1980) et leur utilisation dans des plates-formes satellitaires est envisagée prochainement (Leroy, 1992).

Ces capteurs, actifs ou passifs, sont utilisés dans des études météorologiques depuis le lancement du premier satellite de la série TIROS (Television and InfraRed Observation Satellites), en avril 1960. Ce satellite, lancé par les Etats-Unis sur une orbite héliosynchrone

(donc quasi-polaire), a été suivi par beaucoup d'autres : les programmes NIMBUS et LANDSAT, commencés respectivement en 1964 et 1972, les premiers satellites météorologiques géostationnaires depuis 1975, le satellite français SPOT lancé en février 1986, etc. Les capteurs optiques (IR ou VIS) peuvent être embarqués sur des satellites à orbite géostationnaire, tandis que les limitations techniques de taille d'antenne et l'intensité de la radiation microonde mesurée imposent actuellement des basses altitudes aux capteurs hyperfréquence (MO).

Une grande diversité d'information peut être obtenue avec les observations satellitaires, selon que l'on utilise un type de capteur ou l'autre, selon la longueur d'onde utilisée et selon l'orbite, héliosynchrone ou géostationnaire. Depuis 1960, une quantité importante de méthodes de restitution des paramètres atmosphériques utilisant ces informations a été développée. Pour l'estimation des précipitations, il est courant de diviser grossièrement ces méthodes en méthodes directes, lorsqu'elles utilisent les données MO, ou méthodes indirectes, si elles se servent des données IR et/ou VIS.

Dans ce chapitre, nous présentons un petit rappel des propriétés physiques du rayonnement électromagnétique, avec quelques concepts sur l'émission thermique et un aperçu des phénomènes qui régissent l'interaction entre le rayonnement et la matière. La section II introduit une description des systèmes satellitaires et des orbites généralement utilisées pour les observations météorologiques. On présente, finalement, les instruments embarqués qui ont été utilisés pendant cette étude (section III).

## **I. Le Rayonnement Electromagnétique**

Le rayonnement électromagnétique est traduit physiquement par la propagation d'un champ électrique  $\vec{E}$  et d'un champ magnétique  $\vec{B}$ , orthogonaux entre eux et à la direction de propagation (équations de Maxwell). Le rayonnement électromagnétique est caractérisé par une longueur d'onde  $\lambda$ , une amplitude, une polarisation et une direction de propagation de l'onde.

La représentation de la distribution du rayonnement électromagnétique selon les longueurs d'onde  $\lambda$ , le spectre électromagnétique, est montrée dans la Figure 1-1. A chaque longueur d'onde est associée une fréquence  $\nu = c / \lambda$ , où  $c$  est la vitesse de propagation de l'onde (dans le vide,  $c = 3 \times 10^8 \text{ m.s}^{-1}$ ). Des noms particuliers sont associés à certains domaines de longueurs d'onde dans le spectre électromagnétique, et nous avons signalé sur la Figure 1-1 ceux particulièrement utilisées pour l'estimation des paramètres atmosphériques.

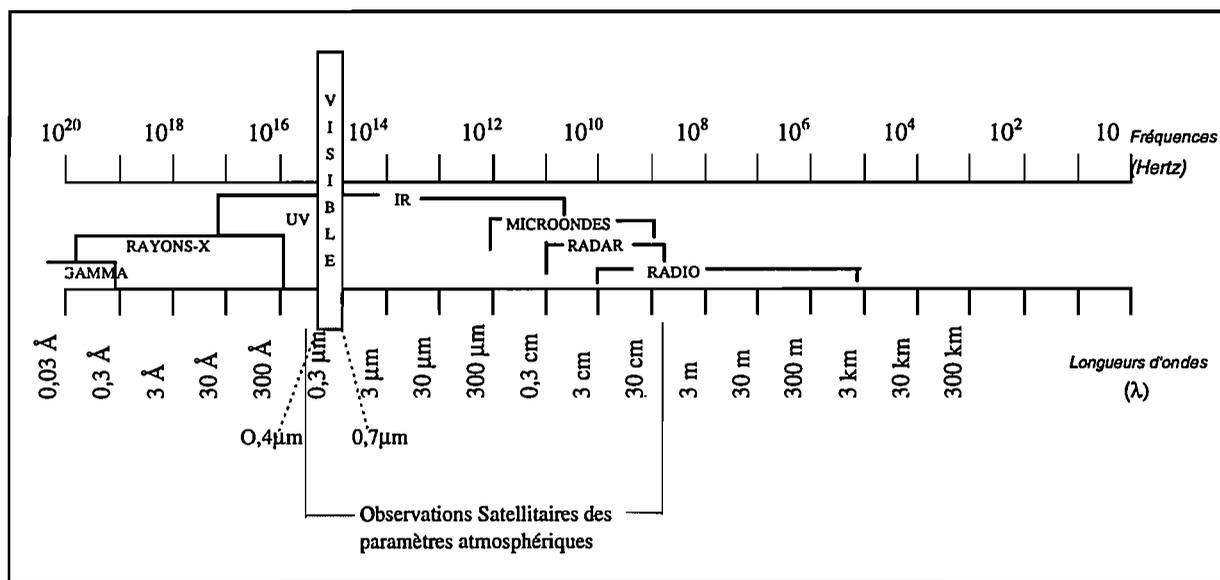


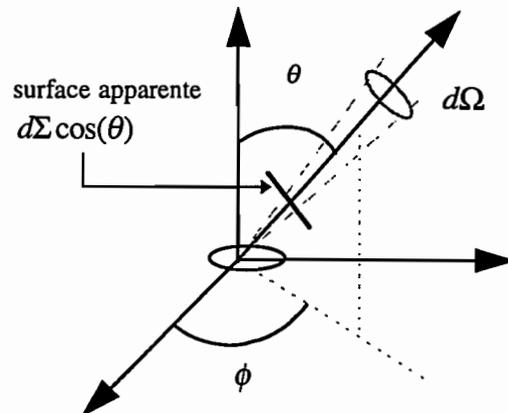
Figure 1-1 - Le Spectre Electromagnétique

### I. a. L'émission thermique

Tout corps dont la température diffère de 0°K émet de l'énergie électromagnétique. Théoriquement, un corps est dit noir lorsqu'il est en équilibre thermodynamique avec son propre rayonnement. Autrement dit, le corps noir est un corps parfaitement absorbant et parfaitement émissif dans toutes les directions (lambertien). Pour une longueur d'onde donnée, l'énergie émise par un corps noir dépend seulement de la température.

Ce que l'on mesure dans les capteurs est en réalité la luminance (ou radiance) d'un corps, c'est-à-dire, la puissance émise ( $W$ ) par unité d'angle solide et par unité de surface apparente :

$$L(\theta, \phi) = \frac{dW}{d\Sigma \cos(\theta) d\Omega} \quad (\text{W.m}^{-2}.\text{sr}^{-1})$$



Un corps noir étant lambertien, la luminance de ce corps à la longueur d'onde  $\lambda$ , peut être exprimée par la loi de Planck :

$$L_0(\lambda, T) = \frac{2hc^2}{\lambda^3 [\exp(hc / \lambda kT) - 1]} \quad (1-1)$$

où

$h$ : constante de Planck ( $6,626 \cdot 10^{-34}$ J.s)	$\lambda$ : longueur d'onde en mètre
$c$ : vitesse de la lumière ( $3 \cdot 10^8$ m.s <sup>-1</sup> )	$T$ : température en Kelvin (K)
$k$ : constante de Boltzmann ( $1,38 \cdot 10^{-23}$ J.K <sup>-1</sup> )	

Dans la réalité, les corps naturels sont associés à des corps *gris*, c'est-à-dire, à des corps dont l'émission est inférieure à celle des corps noirs. Cette différence d'émission est prise en compte par l'introduction d'un coefficient  $\epsilon_\lambda(\theta, \phi, T)$  qui est l'émissivité directionnelle dans la direction  $(\theta, \phi)$  à la température  $T$  et à la longueur d'onde  $\lambda$ . La luminance d'un corps gris s'écrira donc :

$$L(\lambda, T) = \epsilon_\lambda(\theta, \phi, T) L_0(\lambda, T) \quad (1-2)$$

où  $L_0(\lambda, T)$  est la luminance du corps noir à la même longueur d'onde  $\lambda$  et à la température  $T$ .

### I. b. Interaction rayonnement-matière

Lorsqu'un corps *gris* interagit avec un rayonnement incident, une partie de l'énergie  $W_\lambda$  fournie à ce corps sera absorbée ( $\alpha_\lambda$ ), une partie sera réfléchie ( $\rho_\lambda$ ) et une autre sera transmise ( $\tau_\lambda$ ). La conservation de l'énergie implique que pour un système en équilibre thermodynamique :

$$\alpha_\lambda + \rho_\lambda + \tau_\lambda = W_\lambda \quad (1-3)$$

Dans le phénomène de diffusion, l'énergie absorbée par le corps gris est réémise dans toutes les directions sans changement de longueur d'onde. Si le rayon du corps diffuseur  $r$  est beaucoup plus petit que  $\lambda$  on dit qu'il y a une diffusion de Rayleigh ; si  $r \approx \lambda$ , la diffusion de Mie est dominante. Pour des valeurs de  $r \gg \lambda$ , il y a une diffusion "non-selective".

L'émission du système Terre-Atmosphère dans le domaine du visible est très faible. Dans cette partie du spectre, toute l'énergie observée par les satellites sera due à la radiation solaire réfléchie par les surfaces observées. C'est pour cela que les données dans le visible ne sont pas disponibles la nuit. L'importance de la région du visible pour les observations satellitaires est que cette radiation est peu atténuée en ciel clair (l'atmosphère "sèche"). Ceci peut être utile, par exemple, pour suivre l'évolution de la surface terrestre. Néanmoins, l'atténuation de la radiation visible sera plus importante en présence des brumes et des aérosols. Picon and Desbois (1986) ont montré que ces "effets atmosphériques", habituellement résiduels, peuvent varier en fonction de la situation géographique et météorologique ; une "correction atmosphérique" doit donc être prise en compte lors des calculs plus précis. De plus, l'observation satellitaire dans le visible dépendra de l'intensité du rayonnement incident qui est fonction de l'inclinaison du soleil. La nature de la surface, souvent considérée en première approximation comme étant lambertienne (réflexion sans dépendance angulaire), affecte aussi les mesures dans le visible. Picon and Desbois (1986) montrent que cette approximation peut être inadéquate pour des surfaces non-planes comme les bords des nuages (réflexions multiples) ou le sol désertique.

Les nuages réfléchissent fortement dans le visible, à l'exception de certains nuages semi-transparents, comme les cirrus. L'albédo du nuage dépendra essentiellement de son épaisseur optique. Cette relation entre l'observation dans le visible et la présence des nuages est utilisée dans les études de caractérisation de la couverture nuageuse terrestre.

Dans le domaine de l'infrarouge, la réflexion solaire et l'émission thermique sont toutes les deux importantes. Entre 0,75  $\mu\text{m}$  et 1,5  $\mu\text{m}$  (l'infrarouge proche), la réflexion de la radiation solaire sera dominante. Pour ces longueurs d'onde, la plupart des végétations réfléchissent plus fortement que dans le visible. Cet intervalle est employé pour la détermination des indices de végétation, utilisés dans beaucoup d'études agronomiques.

Dans la région de l'infrarouge thermique (d'environ 3  $\mu\text{m}$  à 13  $\mu\text{m}$ ), l'émission thermique sera beaucoup plus importante que la radiation solaire réfléchie. Un des avantages de ce domaine par rapport au visible est qu'il pourra fournir un signal de nuit. De plus, on peut considérer l'émission dans l'infrarouge thermique comme étant isotrope (sauf pour certaines cibles comme la glace ou les cirrus). Les corrections angulaires inévitables dans le domaine du visible pourront alors être négligées. Comme dans le visible, des corrections atmosphériques sont aussi nécessaires pour l'infrarouge. Dans ce domaine du spectre électromagnétique, l'eau liquide absorbe fortement la radiation émise par la surface terrestre. La radiation absorbée par les nuages est ensuite réémise. La radiation infrarouge arrive au satellite après des successives réémissions dans les couches nuageuses. En présence des nuages, les observations satellitaires dans le domaine infrarouge correspondent alors à la luminance (ou à la température) de leurs sommets. Une des principales applications de l'observation dans l'infrarouge thermique sera l'étude de la couverture nuageuse.

L'émission thermique est aussi le phénomène dominant dans le domaine des microondes, entre 0,1 cm et 10 cm (ou, en fréquence, entre 300 GHz et 3 GHz). Pour ces grandes longueurs d'onde,  $\frac{hc}{\lambda} \ll kT$  et l'équation de Planck est réduite à l'approximation de Rayleigh-Jeans :

$$L_0(\lambda, T) = \frac{2kT}{\lambda^2} \quad (1-4)$$

La luminance du corps noir sera alors une fonction linéaire de la température. On peut définir une *Température de Brillance*  $TB_\lambda$  en fonction de l'émissivité :

$$TB_\lambda = \varepsilon_\lambda T \quad (1-5)$$

où  $T_{B\lambda}$  est une température apparente, équivalente à celle d'un corps noir rayonnant une quantité d'énergie d'intensité  $L(\lambda, T)$ .

L'émissivité est une fonction complexe de la constante diélectrique du milieu (Barrett and Martin, 1981). Elle est bien connue pour les gaz, mais pour les liquides et solides  $\epsilon$  peut varier avec la rugosité de la surface et avec l'angle d'incidence de la radiation. L'émissivité de l'eau est très faible et des facteurs comme la salinité n'altèrent sa valeur que pour les longueurs d'onde très petites. Néanmoins, des effets de rugosité, incluant l'écume sur les océans, peuvent modifier la valeur de  $\epsilon$  pour toutes les fréquences (Wilheit, 1972). Pour les sols et pour les végétations, l'émissivité est beaucoup plus élevée que pour l'eau et  $\epsilon$  varie principalement avec l'humidité de la surface.

Dans le domaine des hyperfréquences (microondes) et en dehors des fenêtres d'absorption de la vapeur d'eau et de l'oxygène, l'atmosphère est quasiment transparente au rayonnement, sauf en présence des hydrométéores à l'intérieur des nuages. Ces particules d'eau liquide ou cristaux de glace interagissent avec la radiation microonde par l'absorption ou par la diffusion du rayonnement incident. Si l'on considère que les hydrométéores sont des particules sphériques, on peut utiliser la théorie de Mie (1908) pour définir des coefficients de diffusion  $\sigma_{\text{dif}}$  et d'absorption  $\sigma_{\text{abs}}$ . Ces deux coefficients sont fonctions d'un paramètre  $\chi$  (dépendant de  $\lambda$  et du rayon  $r$  de la particule) et d'un indice de réfraction complexe  $\eta_c$ . Les facteurs d'efficacité de Mie (pour une sphère) seront :

$$Q_{\text{dif}}(\eta_c, \chi) = \sigma_{\text{dif}} / \pi r^2 \quad (1-6)$$

$$Q_{\text{abs}}(\eta_c, \chi) = \sigma_{\text{abs}} / \pi r^2 \quad (1-7)$$

où  $\pi r^2$  est la section de la particule.

Le facteur d'efficacité d'extinction  $Q_{\text{ext}}$  prend en compte les phénomènes de diffusion et d'absorption de telle façon que :

$$Q_{\text{ext}}(\eta_c, \chi) = Q_{\text{dif}}(\eta_c, \chi) + Q_{\text{abs}}(\eta_c, \chi) \quad (1-8)$$

On peut alors résoudre les équations de Maxwell pour la radiation microonde en interaction avec une sphère (par expansion en séries convergentes). Pour l'approximation de Rayleigh, c'est-à-dire lorsque la particule est très petite par rapport à la longueur d'onde incidente ( $\chi \ll 1$ , où  $\chi = 2\pi r/\lambda$ ), les facteurs d'efficacité sont donnés par :

$$Q_{\text{dif}} = (8/3) \chi^4 \cdot |K|^2 \quad (1-9)$$

$$Q_{\text{abs}} = 4\chi \operatorname{Im} |K| \quad (1-10)$$

$$\text{où } K \text{ est égal à } (\eta_c^2 - 1) / (\eta_c^2 + 2). \quad (1-11)$$

La partie réelle de l'indice de réfraction complexe  $\eta_c$ , que l'on appelle simplement indice de réfraction du milieu, concerne le phénomène de diffusion. La partie imaginaire de  $\eta_c$  est le coefficient d'absorption  $\sigma_{\text{abs}}$  (Barrett and Martin, 1981).

Pour les particules d'eau liquide, la dépendance de l'indice de réfraction complexe avec les longueurs d'onde est décrite par la formule de Debye (1929). Pour ces particules, à des fréquences plus basses que  $\sim 10$  GHz, la partie réelle de l'indice de réfraction (diffusion) est supérieure à sa partie imaginaire (absorption). Cette relation entre diffusion et absorption est inversée pour les fréquences intermédiaires et la différence entre les deux effets diminue fortement pour les fréquences très hautes.

Pour les cristaux de glace, l'indice de réfraction complexe, dans le domaine microonde, est indépendant de la longueur d'onde (Gunn and East, 1954). Le coefficient de diffusion de la glace est proche de celui de l'eau pour les hautes fréquences. Le coefficient d'absorption de la glace est plus petit que celui de l'eau d'un ordre 3 environ.

Si l'on néglige la dépendance de  $K$  avec les longueurs d'onde, on obtient une relation entre diffusion et absorption du type  $(r/\lambda)^3$ . Pour les basses fréquences (grandes longueurs d'onde), dans l'approximation de Rayleigh, l'absorption sera le phénomène dominant pour les particules de toutes les dimensions. Pour les hautes fréquences, cette approximation est limitée par la taille des particules et l'extinction est due à la diffusion et à l'absorption.

Lorsqu'on considère une distribution de particules dans un volume  $dV$  avec une répartition de tailles de gouttes à l'intérieur de ce volume donnée par  $N(r)$ , alors la concentration  $n$  de gouttes sera :

$$n = \frac{1}{dV} \int_r \frac{dN(r)}{dr} dr \quad (1-12)$$

où le nombre de gouttes de rayon  $r$  dans l'intervalle  $dr$  est  $\frac{dN(r)}{dr}$ .

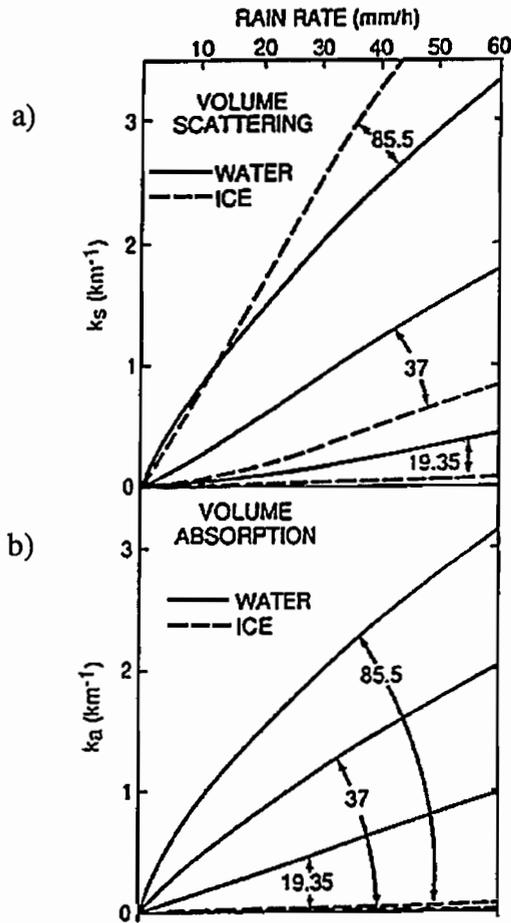
On peut exprimer le coefficient de diffusion (et, analogiquement, d'absorption) volumétrique par :

$$k_{dif}(\chi, N) = \frac{1}{dV} \int_r \sigma_{dif} \frac{dN(r)}{dr} dr \quad (1-13)$$

La distribution de taille de gouttes généralement utilisée pour les particules précipitantes, dans le domaine hyperfréquence, est la distribution de Marshall-Palmer (1948). La Figure 1-2 montre l'évolution des coefficients de diffusion et d'absorption pour deux distributions de ce type, l'une contenant des particules d'eau liquide et l'autre contenant des cristaux de glace. Dans cette figure, les trois fréquences représentées (en GHz) correspondent à des canaux de l'instrument SSM/I. On observe dans ces figures que les coefficients de diffusion (Fig. 1-2a) et d'absorption (Fig. 1-2b) croissent énormément avec l'augmentation de la fréquence. Le coefficient d'absorption pour les cristaux de glace est beaucoup plus petit que celui de l'eau.

La radiation émise par une surface de faible émissivité, comme la mer, est fortement polarisée lorsque cette surface est observée avec un certain angle de visée. Petty and Katsaros (1990) analysent les températures de brillance mesurées sur l'océan, pour une fréquence de 37 GHz et un angle de visée de  $50,3^\circ$  ( pour l'instrument SMMR dans le satellite Nimbus 7). Pour ces conditions, ils montrent que la différence entre les températures de brillance polarisées verticalement ( $TB_V$ ) et horizontalement ( $TB_H$ ) varie typiquement entre 40K et 70K. Les hydrométéores, en revanche, émettent et diffusent la radiation presque indépendamment de la polarisation. La présence des précipitations réduit donc la différence entre  $TB_V$  et  $TB_H$ . La Figure 1-3 montre les températures de brillance théoriques obtenues en fonction des taux de pluie avec le modèle de transfert radiatif de Born and Wolf (1975). Ces températures ont été obtenues pour une fréquence de 37 GHz et un angle de visée de  $50^\circ$  et pour une valeur fixe de la constante diélectrique (Rodgers *et al.*, 1979). Sur cette figure, on observe que les températures de brillance diminuent pour les taux de pluie supérieures à 4 mm/h (à cause de la

diffusion due aux cristaux de glace), et que la différence entre  $TB_V$  et  $TB_H$  à partir de ce taux est moins importante.



**Figure 1-2** - Coefficients de diffusion (Fig. 1-2a, en haut) et d'absorption (Fig. 1-2b, en bas) de Mie pour une distribution de Marshall-Palmer avec des particules d'eau liquide ou de cristaux de glace (d'après Spencer *et al.*, 1989).

La complexité des relations que nous venons de décrire entre le rayonnement MO et les taux de pluie est un des facteurs qui rendent difficile l'utilisation des méthodes d'estimation des précipitations à partir de ce type de donnée. L'interprétation beaucoup plus simple des données IR et Visible, malgré le rapport indirect entre ces observations et les précipitations, a facilité le développement des algorithmes utilisant ces canaux. Outre les facteurs liés à l'interaction rayonnement-matière, des paramètres techniques ont aussi contribué à cela. Les radiomètres IR/VIS ont été disponibles bien avant les instruments MO. Les types d'orbite utilisés (et, par conséquent, la résolution spatio-temporelle de ces données) et les caractéristiques des instruments d'observation sont aussi quelques-uns de ces paramètres, décrits dans les prochaines sections de ce chapitre.

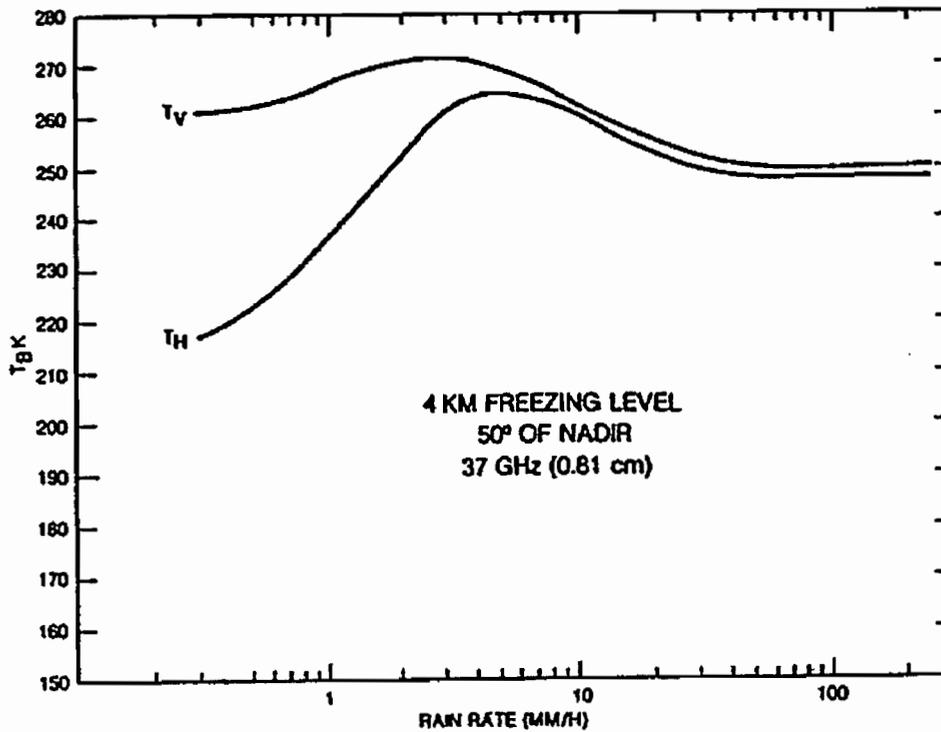


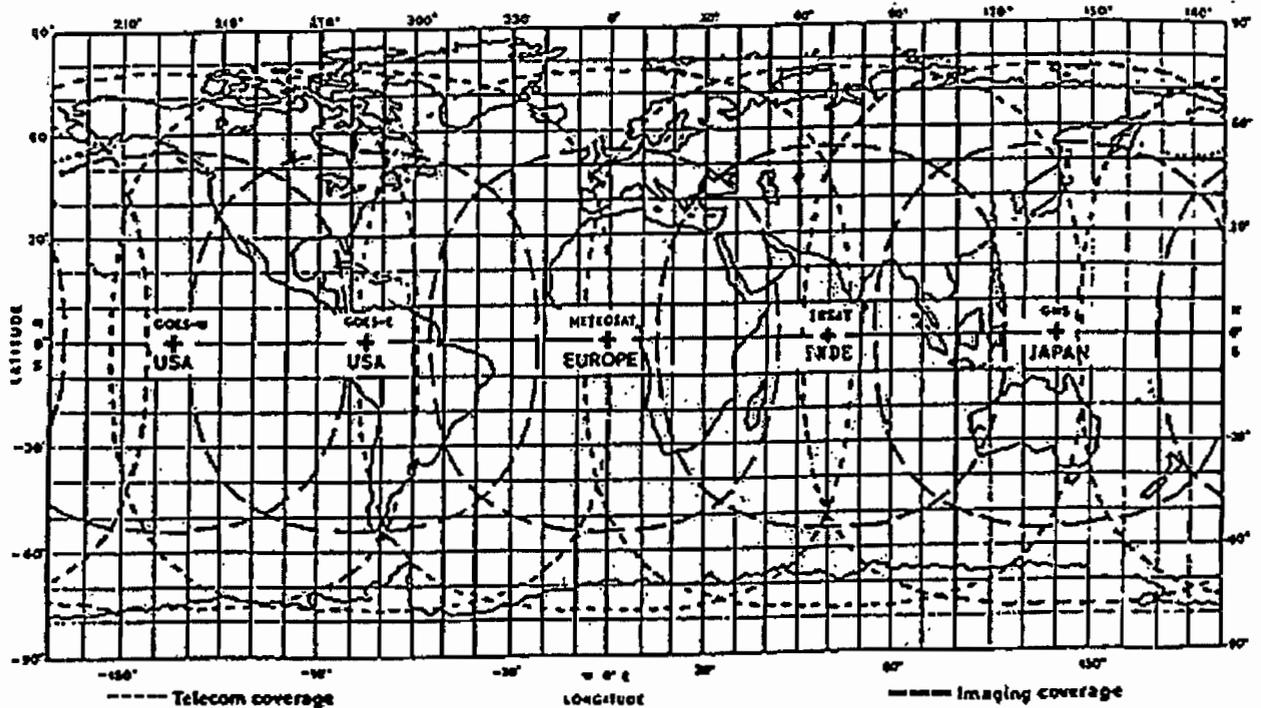
Figure 1-3 - Températures de brillance polarisées horizontalement et verticalement à 37 GHz, en fonction des taux de pluie (d'après Rodgers *et al.*, 1979).

## II. Les Systèmes Satellitaires

Deux types d'orbite seront particulièrement intéressantes pour l'observation satellitaire de la Terre : les orbites géostationnaires et les orbites héliosynchrones. Chacune de ces orbites implique une résolution spatio-temporelle d'observation différente.

Les satellites géostationnaires sont situés sur le plan équatorial, dans une position fixe par rapport à la surface terrestre. Ceci restreint le champ d'observation du satellite à une région au tour de son point azimutal par rapport à la surface terrestre. Un accord entre plusieurs pays

permet actuellement une couverture quasi-globale (à l'exception des pôles) de la Terre. La distribution de ces satellites et la zone observée par chaque satellite sont montrées dans la Figure 1-4.

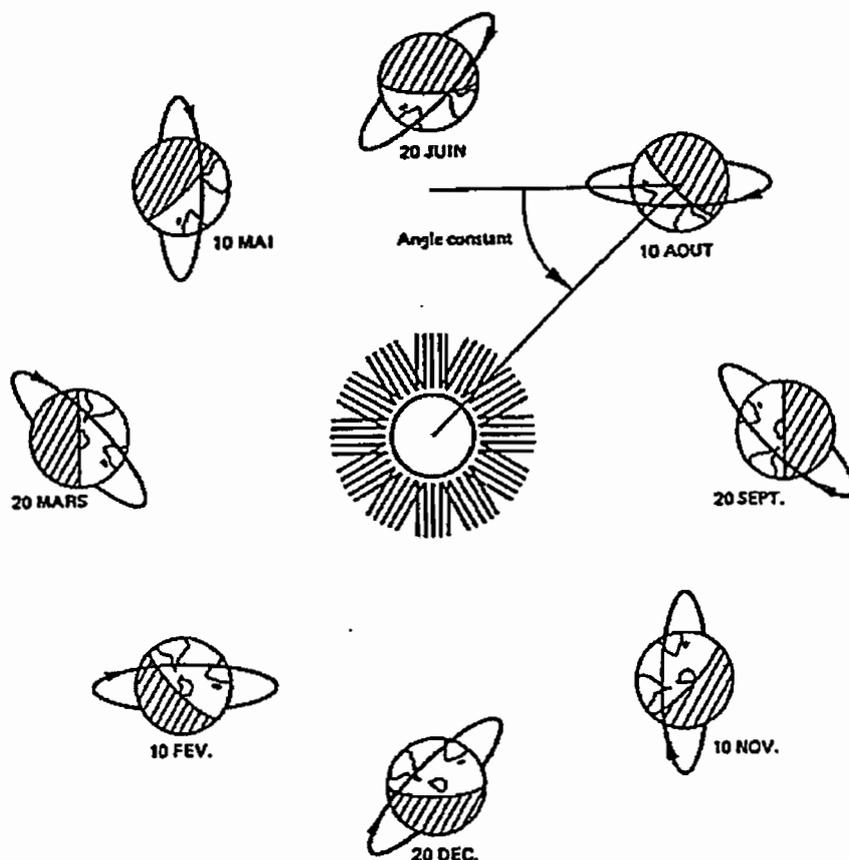


**Figure 1-4** - Couverture de la surface terrestre par la série internationale des satellites géostationnaires.

Pour maintenir une période d'exactly 24 heures, le rayon de l'orbite des satellites géostationnaires doit être égal à 42 400 Km, ce qui correspond à une altitude par rapport à la surface terrestre d'environ 36 000 Km. Cette grande distance entre le satellite et la surface terrestre limite ce type d'observation à une résolution spatiale relativement faible (5 Km pour le capteur IR du satellite européen METEOSAT). La fréquence d'observation de ces satellites ne dépendra que de la rapidité d'acquisition de l'image par le capteur. Cette fréquence peut être assez importante comme, par exemple, pour METEOSAT (une image toutes les demi-heures).

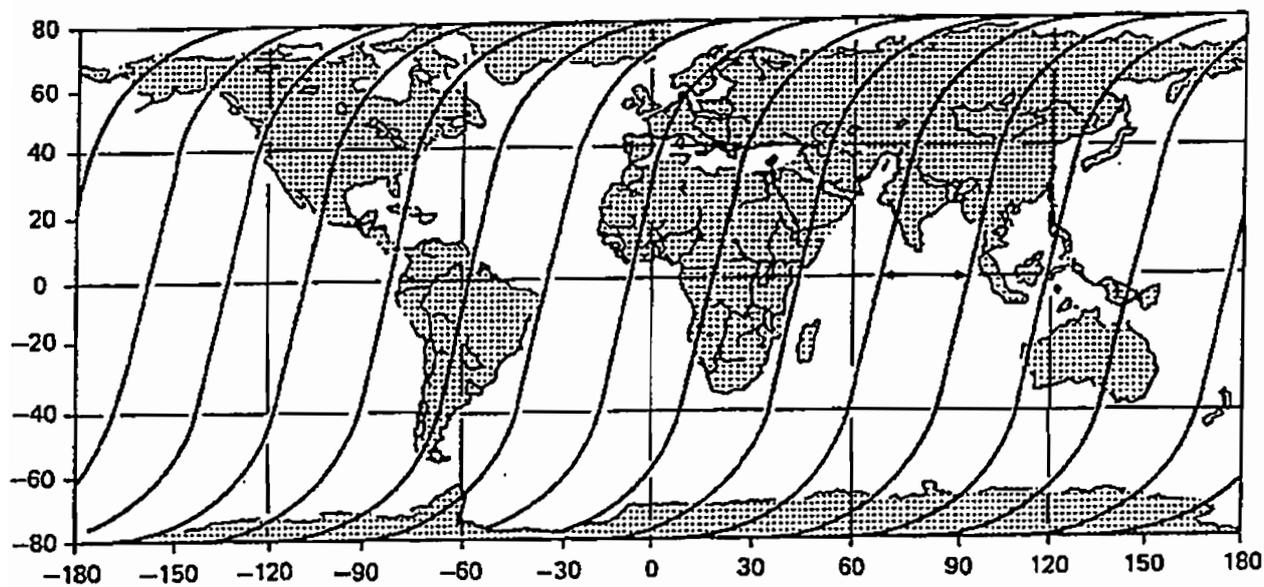
L'orbite héliosynchrone est telle que le plan orbital effectue une rotation complète en un an, comme montre la Figure 1-5. L'intérêt de ce type d'orbite est qu'à une latitude donnée,

l'heure locale d'observation est constante. Ceci permet de minimiser les variations d'éclairement aux seuls effets de la déclinaison solaire, au cours du cycle saisonnier.



**Figure 1-5** - Rotation du plan orbital en un an pour une orbite héliosynchrone (d'après Leroy, 1992).

Les orbites héliosynchrones sont très inclinées et donc quasi-polaires, se situant typiquement à une altitude entre 400 et 1200 Km. Ces basses altitudes favorisent une bonne résolution spatiale et les orbites quasi-polaires permettent à un seul satellite d'avoir une couverture quasi-totale de la surface terrestre. Pour ces altitudes, l'ordre de grandeur de la période orbitale est d'approximativement 100 minutes et il y a, en conséquence, environ 14 traces d'orbite sur la surface terrestre en un jour ( $24 \text{ h} / 100 \text{ mn} = 14,4$ ). Une distribution typique des traces d'orbites héliosynchrones en un jour est montrée dans la Figure 1-6.



**Figure 1-6** - Traces d'orbites en 24 heures pour les satellites héliosynchrones (nous n'avons représenté que les traces de jour).

Deux traces au sol consécutives étant séparées à l'équateur d'une distance supérieure à 2 000 Km, la fréquence d'échantillonnage d'un satellite à orbite héliosynchrone dépendra surtout du champ d'observation du capteur embarqué. Pour l'instrument SSM/I à bord du satellite DMSP, par exemple, on aura, dans les basses et moyennes latitudes, au maximum deux images par jour (une orbite montante et une orbite descendante).

### III. Les Instruments Embarqués

Ce n'est pas le but de cette section de décrire tous les instruments embarqués dans les satellites météorologiques. Nous nous limitons à exposer brièvement les caractéristiques des principales classes de capteurs *passifs* (optiques et hyperfréquences). Néanmoins, l'instrument SSM/I (Special Sensor Microwave/Imager) et les satellites Meteosat et GMS, dont nous avons utilisé les données tout au long de ce travail, seront décrits plus en détail.

Physiquement, les capteurs optiques, opérant dans le visible ou l'infrarouge, sont constitués d'un ensemble complexe de dioptres et miroirs qui réfractent et réfléchissent la lumière incident sur l'instrument. La partie technique de l'optique collectrice ne sera pas abordée ici. Ces capteurs optiques sont, très souvent, divisés en capteurs imageurs et capteurs non-imageurs. Les capteurs non-imageurs ou spectroradiomètres privilégient la dimension spectrale de l'observation. Autrement dit, les spectroradiomètres mesurent le spectre du rayonnement incident avec une longueur d'onde entre  $\lambda$  et  $\delta\lambda$ . Si l'instrument est doté de plusieurs canaux, il est dit un radiomètre multi-spectral. Un sondeur, par exemple, est un radiomètre multi-spectral utilisé pour déterminer des profils atmosphériques verticaux. Un exemple de sondeur est l'instrument TOVS (TIROS Operational Vertical Sounder), utilisant un capteur à 20 canaux pour déterminer des profils de température du sol jusqu'à une hauteur de 50 Km.

Les capteurs ou radiomètres imageurs, en revanche, privilégient la dimension spatiale de la mesure. Ils sont munis d'un système de balayage de la surface observée, dont le pas d'échantillonnage est de l'ordre de la taille de l'image au sol d'un détecteur élémentaire. En plus du mouvement de balayage, il vient s'ajouter le déplacement du satellite, s'il n'est pas sur orbite géostationnaire, ce qui facilite l'exploration de la scène dans la direction du déplacement relatif. Un spectroradiomètre peut être un capteur imageur, s'il est doté d'un système de balayage. Ceci peut permettre l'observation combinée de la dimension spatiale et spectrale de la surface terrestre.

Pour les capteurs hyperfréquences, on remplacera les dioptres des capteurs optiques par des antennes radioélectriques. Par analogie avec la description des capteurs optiques, on distingue les capteurs hyperfréquence imageurs, lorsque l'antenne est dotée d'un système de balayage, des capteurs spectromètres, qui mesurent le rayonnement avec une résolution spectrale très importante. Ces derniers sont utiles, par exemple, dans les applications des sondages au voisinage des fenêtres d'absorption de certains composants atmosphériques.

La résolution spatiale au sol d'un capteur hyperfréquence dépend des dimensions de l'antenne et de la longueur d'onde observée. Cette résolution spatiale est inversement proportionnelle à la fréquence de la radiation observée. Par exemple, pour l'instrument SSM/I, le canal 19 GHz a une faible résolution (69 Km x 43 Km), tandis que le canal 85 GHz a une résolution de 15 Km x 13 Km.

### **III. a. L'instrument SSM/I**

Le premier instrument SSM/I a été embarqué à bord du satellite F8 (5D-2/SX) du programme de la défense américaine DMSP ( Defense Meteorological Satellite Program), en juin 1987. Le satellite F8 était placé sur une orbite circulaire, héliosynchrone et quasi-polaire, avec une inclinaison de  $98,8^\circ$  et une période orbitale de 102 minutes. Son altitude moyenne était de 860 Km, et l'orbite ascendante croisait l'équateur à 06h12, heure locale.

L'instrument SSM/I balaye une zone de  $45^\circ$  avec la direction de déplacement du satellite, de façon que l'angle d'incidence avec la surface terrestre (ou angle de visée) est constant et égal à  $53^\circ$ . Les données sont enregistrées sur une région de  $102^\circ$  de la zone balayée, lorsque la direction de l'antenne intercepte la surface terrestre, comme le montre la Figure 1-7. Cette région correspond à une fauchée de 1394 Km au sol.

Le radiomètre SSM/I est doté de 7 canaux qui mesurent le rayonnement à 19,35 GHz, 22,235 GHz, 37 GHz et 85,5 GHz, en polarisation verticale et horizontale pour toutes les

fréquences, à l'exception de 22,235 GHz (verticale seulement). Par simplicité, nous nous référons à ces canaux, dans les prochaines sections, comme 19V, 19H, 22V, 37V, 37H, 85V et 85H. La taille du pixel SSM/I dépend de la fréquence mesurée. Le nombre d'échantillons par balayage à 85 GHz est de 128, au lieu de 64 pour les autres fréquences. Il y a deux balayages successifs dans la direction du vol du satellite (Scan A et Scan B). Lors du premier balayage (Scan A), tous les canaux sont mesurés. Lors du Scan B, seuls les canaux 85V et 85H sont mesurés. La résolution et l'échantillonnage des canaux à 85 GHz sont donc bien meilleurs que pour les autres canaux. Les détails de l'échantillonnage et des tailles des pixels sont montrés dans la Figure 1-8. Le Tableau 1-1 montre la résolution spatiale des canaux de l'instrument SSM/I.

Le premier instrument SSM/I (F8) a présenté des problèmes techniques avec le canal 85V à partir de mars 1988, puis avec le canal 85H en janvier 1990. Un deuxième radiomètre a été lancé à bord du satellite DMSP - F9. Ce satellite, à son tour, n'a pas pu maintenir la continuité du programme, son orbite se révélant non-circulaire. Deux autres radiomètres ont été lancés depuis : le DMSP - F10, en janvier 1990, et DMSP - F11, mis en orbite en novembre 1991. L'orbite du satellite F10 s'est révélée non-circulaire et son heure de passage à l'équateur dérive dans le temps de 47 minutes par an. Le satellite F11 croise l'équateur à 17h04.

**Tableau 1 - 1 - RESOLUTION SPATIALE DE L'INSTRUMENT SSM/I**

<b>FREQUENCE (GHz)</b>	<b>POLARISATION</b>	<b>DIMENSION DES PIXELS (Km)</b>
19,35	verticale	69 x 43
19,35	horizontale	69 x 43
22,235	verticale	50 x 40
37,0	verticale	37 x 28
37,0	horizontale	37 x 29
85,5	verticale	15 x 13
85,5	horizontale	15 x 13

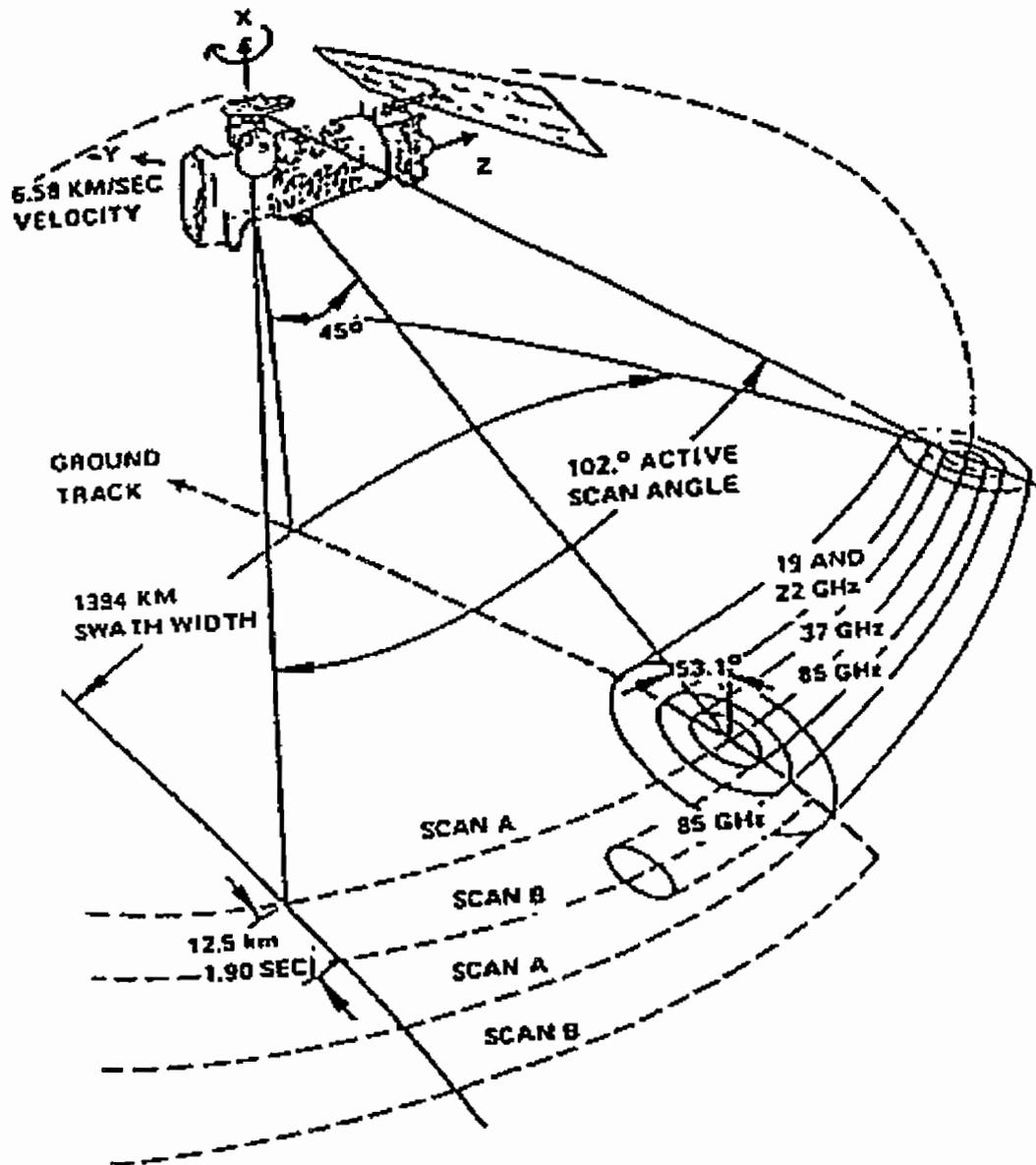


Figure 1-7 - Orbite et caractéristiques géométriques de l'instrument SSM/I  
(d'après Hollinger *et al.*, 1987)

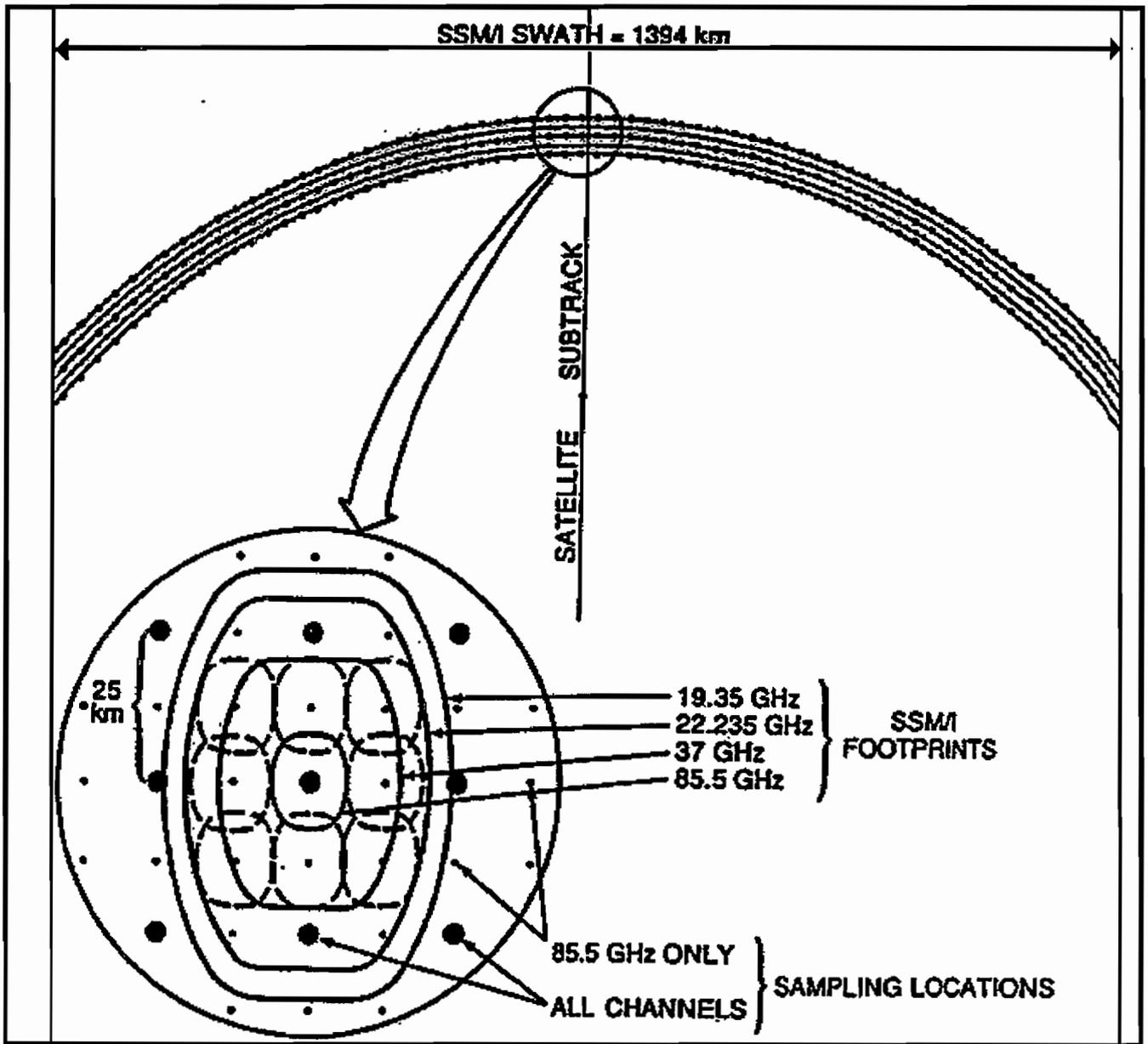
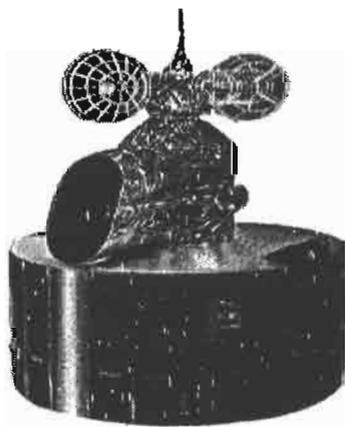


Figure 1-8 - Dimensions des pixels et géométrie de l'échantillonnage pour l'instrument SSM/I

### III. b. Les satellites GMS et METEOSAT

Le satellite japonais GMS et le satellite européen METEOSAT, que nous allons utiliser pendant cette étude, font partie d'un réseau international (Figure 1-4) agencé par la Coordination des Satellites Météorologiques Géostationnaires (CGMS), avec la participation des agences spatiales de plusieurs pays et de l'Organisation Météorologique Mondiale (OMM). Ils sont disposés sur l'équateur à une distance de 36000 Km de la surface terrestre. Le satellite GMS (Figure 1-9a) est situé sur la longitude de 140 °E et le satellite METEOSAT (Figure 1-9b) sur le méridien de Greenwich.

a) Satellite GMS



b) Satellite METEOSAT



**Figure 1-9** - Les satellites géostationnaires GMS (Agence Météorologique Japonaise) et METEOSAT (Agence Spatiale Européenne).

Le Japon a lancé le premier GMS en juillet 1977 et le programme se poursuit jusqu'aujourd'hui avec le cinquième satellite de la série. Le programme METEOSAT a lui aussi démarré en 1977, mais seulement à partir de juin 1989, avec le lancement de METEOSAT 4, il est considéré comme étant en phase opérationnelle. METEOSAT 6 a été lancé en 1993 et le prochain satellite est prévu pour 1996/1997.

Ces deux satellites ont des performances assez similaires, mais METEOSAT possède en plus un imageur observant dans la bande d'absorption de la vapeur d'eau. La résolution spatiale du canal IR est la même pour les deux satellites, mais celle du canal VIS du satellite GMS est plus fine. Les deux instruments effectuent une rotation autour de leur axe (parallèle à l'axe des pôles) à 100 tours par minute, permettant à leur télescopes de balayer une partie du globe terrestre. Ce balayage est exécuté d'ouest en est pour le satellite GMS et dans l'autre sens pour METEOSAT. En plus de ce déplacement, les télescopes où sont placés les détecteurs effectuent un autre mouvement (nord-sud pour le GMS et sud-nord pour le METEOSAT) de façon à analyser chacune des 2500 lignes de l'image complète. Dans le canal IR, METEOSAT obtient un total de 48 images par jour (une image chaque demi-heure), et GMS un total de 28 images par jour (approximativement une image par heure). Dans les études présentées dans les prochains chapitres, nous avons utilisé toute la résolution temporelle de ces deux satellites.

Les principales caractéristiques des satellites GMS et METEOSAT sont présentées dans le Tableau 1-2.

**Tableau 1 - 2 - CARACTERISTIQUES TECHNIQUES DES SATELLITES GEOSTATIONNAIRES GMS ET METEOSAT**

		GMS	METEOSAT
Vitesse de rotation de l'instrument (tpm)		100	100
Direction de balayage par ligne		O-E	E-O
Direction du mouvement du télescope		N-S	S-N
Nombre de lignes par image		2500	2500
Résolution au point sub-satellite (Km)	VISIBLE	1,25	2,5
	INFRAROUGE	5,0	5,0
	VAPEUR D'EAU	-	5,0
Temps de remplissage de l'image (minutes)		25	25
Canaux spectraux (µm)			
	VISIBLE	0,55 - 0,75	0,50 - 0,90
	INFRAROUGE	10,5 - 12,5	10,5 - 12,5
	VAPEUR D'EAU	-	5,7 - 7,1

**CHAPITRE 2**  
**Revue des Méthodes d'Estimation des**  
**Précipitations par Satellite**

## **CHAPITRE 2 - Revue des Méthodes d'Estimation des Précipitations par Satellite**

Une grande diversité d'informations peut être obtenue avec les observations satellitaires, selon que l'on utilise un type de capteur ou l'autre, selon la longueur d'onde utilisée et selon l'orbite, héliosynchrone ou géostationnaire. Depuis 1960, une quantité importante de méthodes de restitution des paramètres atmosphériques utilisant ces informations a été développée. Pour l'estimation des précipitations, il est courant de diviser ces méthodes en méthodes directes, lorsqu'elles utilisent les données MO, ou méthodes indirectes, si elles se servent des données IR et/ou VIS.

Plusieurs projets internationaux ont essayé de comparer certains de ces algorithmes, chaque type de méthode se montrant plus ou moins performant pour des conditions spécifiques. Par exemple, le problème des mesures des précipitations cumulées demande des observations avec une bonne résolution spatio-temporelle, ce que peuvent offrir les satellites géostationnaires (canaux Infrarouge et Visible). La mesure des taux de pluie instantanés, d'autre part, nécessite l'établissement de relations physiques entre ces taux et l'observation. Ces relations ne peuvent être procurées que par les données Microondes fournies par les satellites à basse altitude, au détriment de l'échantillonnage temporel. Actuellement on développe de plus en plus le concept des algorithmes combinés IR/MO qui peuvent surmonter certaines difficultés propres à chaque technique considérée individuellement (Adler *et al.*, 1993 ; Jobard and Desbois, 1994).

On propose, dans ce chapitre, un historique (qui ne se prétend évidemment pas complet) des méthodes d'estimation des précipitations par satellite, qui ne cessent pas d'évoluer depuis le lancement des premiers satellites, en 1960.

L'idée du suivi et de l'estimation des précipitations par observation satellitaire avait été abordée même avant le lancement de *Tiros-I* en avril 1960, par Wexler (1954) et par Widger and Touart (1957). Les études apparues dès l'année suivant le lancement de ce satellite (Jones, Timchalk and Hubert, et Fritz, tous de 1961) observent déjà un rapport entre les précipitations et les nuages dits " clairs ou brillants" (VIS). A partir des mesures faites par *Tiros-II*, les

nuages à sommets froids (température IR) ont aussi été associés aux précipitations (Fritz and Winston, 1962 ; Radok, 1966 ; Rainbird, 1969). Ces deux types d'approche ont servi au développement de nombreuses méthodes d'estimation des précipitations. Ces méthodes sont dites méthodes indirectes parce que les mesures dans le visible et dans l'infrarouge ne sont pas associées à la présence des hydrométéores, mais à la surface nuageuse observée.

La possibilité d'estimer les précipitations avec des mesures satellitaires dans le domaine hyperfréquence a été examinée, à partir de 1967, comme étant une des approches les plus prometteuses. Le satellite russe *Cosmos 243* fut le premier satellite météorologique mis en orbite (en 1968) avec un instrument (capteur passif) dans le domaine des microondes (Stoldt and Havanac, 1973). Il a été suivi en 1970 par un deuxième satellite, *Cosmos 384*, tous les deux ayant quatre canaux d'observation et mesurant, entre autres, le contenu en eau liquide des nuages. Ces satellites ont permis l'obtention des profils du contenu en eau liquide atmosphérique en fonction de la latitude. Les premières méthodes d'estimation des précipitations utilisant les données satellitaires MO ne sont apparues, néanmoins, qu'à partir de 1972, avec le lancement du satellite *Nimbus-5*. Généralement, les méthodes MO sont basées soit sur les phénomènes d'émission/absorption, soit sur les phénomènes de diffusion du rayonnement par les hydrométéores. Quelques méthodes utilisent aussi des combinaisons des deux mécanismes physiques ou la différence de la polarisation observée, sous certaines conditions, en présence des précipitations. La restitution des taux de pluie est obtenue par des relations empiriques entre les températures observées et les précipitations ou au travers des modèles de transfert radiatif inversés. Toutes ces méthodes utilisant les données MO seront qualifiées ici de "méthodes directes".

Les premières tentatives pour combiner ces différents types d'information satellitaire sont apparues dès 1967 avec l'utilisation par Lethbridge des données VIS et IR du satellite *Tiros-IV*. Cependant, ce n'est que dans les années 1980 que les données MO ont été utilisées pour étalonner les taux de pluie instantanés de quelques méthodes IR (Lau and Chan, 1983). Dans une conférence organisée en 1985, le Programme Mondial de Recherche sur le Climat (PMRC), examine plusieurs méthodes d'estimation des précipitations globales, utilisées dans différents projets. Il préconise l'utilisation des méthodes combinées, en parallèle avec les données "sol", comme pouvant contribuer à une meilleure détermination des analyses des pluies mensuelles sur tout le globe.

Dans ce chapitre, nous allons essayer de présenter une revue rapide des méthodes d'estimation des précipitations par satellite, regroupées selon la relation entre la mesure satellitaire et la pluie estimée (méthodes indirectes, directes ou combinées). Cette revue ne se prétend évidemment pas complète, et nous nous sommes basés sur les travaux précédents de Barrett and Martin (1981) et Arkin and Ardanuy (1989). Elle a été complétée par les résultats de trois projets d'intercomparaison d'algorithmes (AIP) organisés par le PMRC qui ont eu lieu entre 1989 et 1995. Les résultats complets de ces trois projets sont fournis dans Lee *et al.* (1991), Liberti (1993) et Ebert (1995).

Chaque groupe d'algorithmes est divisé en sous-groupes, selon quelques caractéristiques détaillées dans les sections respectives. Un résumé est présenté pour chaque sous-groupe et les différences les plus importantes entre les algorithmes sont explicitées.

## **I. Les Méthodes Indirectes**

Nous décrivons trois sous-groupes de méthodes indirectes. Cette partition est proposée par Barrett and Martin (1981) et est couramment employée dans la littérature. Le premier groupe que nous allons détailler contient les algorithmes qui utilisent des indices nuageux (infrarouge ou visible). Ces méthodes utilisent des relations empiriques entre les taux de pluies et la surface nuageuse, et sont fondées sur l'hypothèse que les nuages convectifs, produisant les taux de pluie les plus forts, sont corrélés aux pixels plus "clairs" (VIS) et plus "froids" (IR). Le deuxième groupe prend en considération le stade d'évolution du nuage dans son cycle de vie pour la détermination des taux de pluie associés. Finalement, le troisième groupe de méthodes indirectes essaie d'insérer la modélisation des processus physiques comme paramètre additionnel pour la relation entre les taux de pluie et les caractéristiques des nuages.

### **I. a. Indices nuageux**

Les méthodes développées entre 1960 et 1970 utilisaient surtout des comparaisons qualitatives entre les indices nuageux (brillance dans le visible et température dans l'IR) et l'observation des précipitations au sol. Entre ces méthodes "pionnières" on peut citer Bristol and Ruzicki (1960) qui ont, pour la première fois, superposé des images du satellite Tiros I à des échos des radars météorologiques; ils ont été suivi par Jones (1961), Timchalk and Hubert (1961) et Fritz (1961) avec le même type de comparaison. Ils ont tous observé une association entre les précipitations et l'occurrence des nuages "brillants".

Erickson and Hubert (1961) ont déterminé que la dimension, le contraste et la brillance des nuages (pour la radiation dans le visible) sont les caractéristiques les plus importantes pour une étude comparative avec les surfaces précipitantes.

Whitney and Fritz (1961) ont examiné un nuage isolé, petit et très brillant sur une image du 19 mai 1960, prise par Tiros I. Ils ont constaté des fortes précipitations enregistrées par les stations au sol à partir d'une demi-heure avant l'heure de l'image analysée et qui ont été suivies plus tard, un peu plus au nord-est, par une importante tornade. Ils ont conclu que " les nuages brillants représentent une région concentrée d'activité convective" et "qu'il y a sûrement de la pluie à l'intérieur de la surface nuageuse observée".

Conover (1962) a observé une forte croissance de la brillance, généralement associée à une augmentation de l'épaisseur totale du nuage "spécialement dans les systèmes cycloniques". Il défend aussi l'hypothèse d'une relation entre la "brillance" du nuage et l'occurrence des précipitations.

Plusieurs autres travaux ont été développés à cette époque, avec les mêmes considérations pour les observations dans le visible. Entre autre, on doit signaler les études de Nagle and Serebreny (1962), Widger (1964), Zipper and La Seur (1964 et 1965), Golden (1967) et Blackmer and Serebreny (1968).

Dans le domaine de l'IR, les études comparatives entre les nuages froids et les observations des précipitations sont apparues plus tard. Hawkins (1964) observe une correspondance entre les températures IR les plus basses et les échos radar. Radok (1966)

trouve que, sur la région qu'il analysait, les pluies les plus fortes étaient corrélées aux minima de température observés sur les images de Tiros III, quelques heures plus tard. Cherkirda and Yakovleva (1967) obtiennent aussi quelque succès dans l'association entre les précipitations et les nuages froids. Rainbird (1969) trouve des moins bons résultats pour la comparaison entre les données horaires des précipitations et des nuages froids. Il suggère que ces résultats puissent être associés aux stades d'évolution de l'événement convectif.

A partir de 1970, des méthodes quantitatives d'estimation des précipitations ont été proposées. La plupart de ces méthodes utilisent soit une relation directe entre la température observée pour les nuages et les taux de pluie au sol, soit une classification des divers types de nuages associés à des taux de pluie différents.

Une des premières méthodes quantitatives de ce groupe a été proposée par Barrett (1970) pour l'estimation des précipitations cumulées pendant des périodes d'un mois, sur les océans. Cette méthode prend en considération les types de nuages et l'extension de la surface nuageuse pour la détermination des taux de pluie. La couverture nuageuse était initialement estimée à partir des néphanalyses obtenues avec les données du satellite ESSA (Environmental Survey Satellite). Chaque type de nuage est associé à un facteur 'fréquence', à une 'probabilité d'occurrence des précipitations' et à une intensité de pluie. Barrett a déterminé des "coefficients" de pluie pour 29 stations à l'est de l'Australie, sur une période de trois mois, et il a obtenu les précipitations estimées par régression avec les valeurs mensuelles observées.

Ce même type d'approche a été développé et testé indépendamment par Davis, Wiegman and Serebreny (1971) qui montrent une bonne corrélation entre les observations et les estimations, avec des différences de 5% à 15% entre les totaux cumulés.

La méthode proposée par Barrett est à l'origine de plusieurs algorithmes, dont ceux connus actuellement comme "Méthodes BRISTOL". Ces méthodes ont été présentées dans la littérature en différentes versions. D'une façon générale, ces méthodes d'estimation des précipitations cumulées sont représentées par une relation du type:

$$R = f(c, i(A)) \quad (2-1)$$

où  $R$  est la pluie cumulée sur une période donnée (initialement un mois) et sur des cellules de dimensions prédéterminées (initialement  $2.5^\circ$ ). Dans l'éq. 2-1,  $c$  est la surface

nuageuse,  $i$  est le type de nuage et  $A$  est l'altitude. Les premières versions de la Méthode BRISTOL utilisaient un facteur synoptique  $S_w$  à la place de la valeur  $A$ . Ce facteur prenait en compte les systèmes "organisés" (à l'échelle synoptique), responsables des pluies intenses dans les tropiques. Dans des études plutôt "météorologiques", ce facteur a été remplacé par une fonction qui permet de mettre en évidence une intensité relative à chaque système nuageux séparément (Barrett, 1980a). Cette méthode a été testée sur différentes régions: le nord du Sumatra (Barrett, 1975a et 1976), dans une région du Moyen-Orient (Sultanat d'Oman) (Barrett, 1977 et 1979) et sur le nord-ouest du continent africain (Barrett, 1977b, 1977c et 1980a; Barrett and Lounis, 1979), et appliquée à des cellules de dimension allant de 0,5 à 1 degré.

L'intérêt pour les estimations cumulées sur des périodes plus courtes a conduit à une nouvelle version "corrigée" de la Méthode BRISTOL. Cette version calcule la pluie cumulée journalière, pendant des périodes de six mois (Barrett, 1975b). Elle est à l'origine de l'algorithme connu actuellement comme PERMIT (Polar-Orbiter Effective Rainfall Monitoring Integrative Technique) (Barrett and D'Souza, 1985; Barrett *et al.*, 1986a et 1986b, Barrett and Richards, 1989). Cet algorithme a été développé pour déterminer le nombre de jours de pluie (plutôt que les événements pluvieux) sur des longues périodes.

Plusieurs algorithmes utilisent une classification des nuages pour l'attribution des taux de pluie. Par exemple, Follansbee (1973a) utilise un nombre réduit de types de nuages et multiplie leurs surfaces respectives par un coefficient empirique pour obtenir les intensités de pluie. Il calcule ensuite une pluie moyenne  $R$  cumulée sur 24 heures pour toute la zone étudiée, donnée par:

$$R = (K_1 A_1 + K_2 A_2 + K_3 A_3) / A_0 \quad (2-2)$$

où  $A_0$  est la dimension de la zone étudiée et  $A_1$ ,  $A_2$  et  $A_3$  sont des surfaces couvertes par les trois types de nuage associés aux taux de pluie les plus importants.  $K_1$ ,  $K_2$  et  $K_3$  sont des coefficients empiriques. Ces coefficients sont fonction du nombre total de jours de pluie, et la méthode doit être étalonnée continûment avec les données sol. Plus tard, Follansbee and Oliver (1975) avertissent de la nécessité de prendre en compte les effets du relief.

Scherer and Hudlow (1971) déterminent, à partir des données IR du satellite Nimbus 3 trois classes d'organisation des nuages, selon certaines caractéristiques des distributions spatiales de leurs sommets. Ils considèrent que la hauteur et la surface des nuages sont bien corrélées à leurs activités convectives et donc aux températures IR des sommets des nuages. Ces classes sont associées à trois distributions "probables" des surfaces d'échos radar. Finalement, les précipitations sont dérivées de ces distributions de surface en utilisant un modèle statistique tridimensionnel. Martin and Scherer (1973) suggèrent qu'une simplification de cette méthode, avec l'élimination de l'étape intermédiaire de détermination de la surface d'échos radar, pourrait réduire la sensibilité de la méthode aux caractéristiques des instruments (radars et satellite).

Lovejoy and Austin (1979a) utilisent une technique statistique d'analyse discriminante pour combiner les données infrarouges et visibles. Cette analyse permet de déterminer un contour optimal entre  $m$  classes d'objets distribués dans un espace  $n$ -dimensionnel. Dans leur étude, l'espace défini est bidimensionnel (infrarouge et visible) et deux classes sont considérées ( $\mathbf{r}$  = rain,  $\mathbf{n}$  = no rain). Quatre situations sont alors possibles:

- 1)  $\mathbf{nn}$  - Il n'y a pas de pluie attribuée par le satellite et il n'y a pas de pluie observée au sol.
- 2)  $\mathbf{nr}$  - Il n'y a pas de pluie attribuée par le satellite mais il y a une intensité de pluie observée au sol.
- 3)  $\mathbf{rn}$  - Il y a une intensité de pluie estimée par le satellite mais il n'y a pas de pluie observée au sol.
- 4)  $\mathbf{rr}$  - Il y a une intensité de pluie estimée par le satellite et il y a une intensité de pluie observée au sol.

Une fonction "perte"  $f$  est déterminée de façon à pénaliser chaque mauvaise attribution des classes. Lovejoy and Austin supposent que les distributions de surfaces coïncidentes entre les images infrarouges et visibles sont telles qu'il existe une fonction  $g$  qui minimise la perte  $f$ . Cette fonction définira le contour optimal entre les classes avec ou sans pluie. Ils analysent différentes situations pendant l'expérience GATE. Les précipitations convectives sont globalement bien représentées par le contour déterminé par  $g$ . Néanmoins, dans un cas analysé de précipitations stratiformes, il a été pratiquement impossible de distinguer les classes avec ou sans pluie. Dans une seconde publication, Lovejoy and Austin (1979b) confirment que

l'information fournie par une combinaison infrarouge/visible est plus fortement liée à la distribution qu'à l'intensité des précipitations; ils affirment, néanmoins, que cette distribution des pluies peut être suffisante pour l'estimation des précipitations, au moins dans les cas des systèmes convectifs, si l'on a l'accès à des intensités moyennes fournies, par exemple, par les données climatologiques.

En plus de l'algorithme proposé par Lovejoy and Austin, la combinaison des seuils infrarouges et des seuils dans le visible a été utilisée par plusieurs auteurs. Historiquement, la première utilisation des seuils combinés a été proposée par Lethbridge (1967), et se limitait à une analyse qualitative des images obtenues. Dittberner and Vonder Haar (1973) proposent un indice de pluie basé sur les considérations de Lethbridge. Gruber (1973a), Blackmer (1975) et Reynolds *et al.* (1978) ont développé des études analogues qui permettaient de distinguer les différents types des nuages et surfaces observés. Mower *et al.* (1979) superposent séparément des images IR et VIS, obtenues après application des seuils respectifs, aux images radar fournies pour l'expérience GATE. Ils observent que, lorsque les images obtenues avec les seuils sont combinées, la superposition avec l'image radar est plus juste. Ils remarquent néanmoins, des irrégularités dans la "qualité" de la superposition, pour les différents types de nuages. Mower *et al.* suggèrent que des seuils appropriés pour chaque stade d'évolution du nuage sont peut-être nécessaires.

Kilonsky and Ramage (1976) comparent les fréquences mensuelles des nuages de réflectivité élevée (Highly Reflective Clouds - HRC), mesurées à partir des images visibles des satellites polaires, aux précipitations cumulées sur la même période et observées par un réseau sol. Ils définissent HRC comme étant une surface nuageuse brillante d'au moins 2° de latitude. Les résultats obtenus pour 820 stations-mois confirment une relation linéaire entre HRC et les précipitations mensuelles. Kilonsky and Ramage déterminent, par régression, une relation du type:

$$R_M = 55,3 + 39,2 N \quad (2-3)$$

où  $R_M$  est la valeur en millimètres des précipitations mensuelles et  $N$  est la fréquence mensuelle de HRC. Pour les 820 stations-mois analysées, ils trouvent un coefficient de corrélation entre  $R_M$  et  $N$  de 0,75. Garcia (1981) suggère que les principales difficultés de cette méthode sont la mauvaise résolution temporelle des données satellite et la subjectivité dans la définition de HRC.

Arkin (1979) propose une méthode qui utilise un seuil IR pour la détermination de la surface des nuages précipitants. Les images IR utilisées par Arkin ont été fournies par le satellite SMS-1 (Synchronous Meteorological Satellite 1). Cette méthode a pu être étalonnée lors de l'expérience GATE (GARP Atlantic Tropical Experiment) grâce aux données d'un réseau de radars. Dans cette étude, Arkin trouve que les meilleures corrélations entre les images IR et les précipitations observées par les radars sont obtenues lorsque les données sont cumulées sur 6 heures et le seuil IR est situé entre 230 et 240 K.

Richards and Arkin (1981) ont utilisé les mêmes données de l'expérience GATE pour tester la technique proposée par Arkin sur d'autres échelles spatio-temporelles. Ils ont conclu que les corrélations entre la pluie et la surface des nuages froids sont affectées par l'échelle utilisée. Ces corrélations sont améliorées lorsque des moyennes sont obtenues sur des périodes de 24 heures et sur des zones de  $2,5^\circ$ . Ils ont aussi montré que l'effet du cycle de vie du nuage, si important pour les estimations obtenues pour les nuages individuels, peut être négligé dans les estimations des précipitations sur des grandes zones pour des applications climatologiques. Finalement, leurs résultats ont montré une forte relation linéaire entre la surface de nuages froids et les précipitations. Sur la zone étudiée (Atlantique tropical), cette relation linéaire (pour les précipitations moyennes sur des grandes surfaces) semble être relativement insensible au seuil choisi. Ces conclusions suggèrent la possibilité d'utilisation d'un modèle linéaire simple pour estimer les précipitations cumulées à grandes échelles en fonction de la surface nuageuse.

Arkin and Meisner (1987) ont repris les résultats de Arkin (1979) et de Richards and Arkin (1981) et ont déterminé une relation linéaire entre les précipitations cumulées sur des carrés de  $2,5^\circ$  et les pixels froids observés dans les images IR. Une valeur constante égale à 3mm/heure a été attribuée pour chaque pixel du carré sous le seuil 235K. Ils ont utilisé les données IR des satellites américains GOES pour estimer les précipitations sur une région océanique tropicale, sur les Etats-Unis et sur l'Amérique du Sud. Cette technique d'estimation des précipitations cumulées est actuellement connue comme la méthode "GPI" (GOES Precipitation Index). Arkin and Meisner font l'hypothèse que les processus convectifs qui produisent une certaine surface de nuages froids associée à un taux de pluie sur l'Atlantique tropical (GATE) auront le même effet sur d'autres régions océaniques tropicales. Ils supposent aussi que, sur des régions continentales, la relation entre la surface nuageuse et les précipitations aura le même comportement pour les régimes convectifs. Il est important de

signaler que les résultats de ce travail ont été présentés comme n'étant applicables qu'aux estimations des précipitations d'origine convective.

Les conclusions d'Arkin and Meisner montrent que la relation linéaire déduite à l'origine pour la région de l'expérience GATE est approximativement valable sur d'autres systèmes convectifs. Ils concluent aussi que la méthode GPI peut détecter, avec succès, la variabilité spatio-temporelle de ce type de système, mais que sur des régions continentales, un étalonnage quantitatif de la relation entre les taux de pluie et la surface des nuages froids est encore nécessaire.

La méthode GPI est utilisée opérationnellement à partir des données de satellites géostationnaires américains depuis 1982. Le GPCP (Global Precipitation Climatology Project) utilise cette technique pour estimer les précipitations cumulées sur les régions tropicales du globe depuis 1986. Néanmoins, des études plus récentes (Arkin and Xie, 1994) ont montré que, selon la région analysée, des hétérogénéités dans la relation entre la surface de nuages froids et les taux de pluie peuvent apparaître. Ils ont testé la méthode GPI sur la région du Japon et les mers environnantes. Tandis que la zone choisie pour GATE était une région tropicale assez uniforme, des différences systématiques sont observées entre plusieurs zones de la région du Japon. Arkin and Xie ont comparé les résultats obtenus avec différents seuils et sur des carrés allant de  $0,3125^\circ$  à  $2,5^\circ$ . Les précipitations ont été cumulées sur des périodes de 1 heure à 1 mois. Les seuils optimaux obtenus (seuils pour lesquelles la corrélation entre surface de nuage froid et les précipitations est maximale) varient entre les zones sud-est et nord-ouest de la région analysée. Dans certains cas, même pour ces seuils optimaux, les coefficients de corrélation obtenus sont beaucoup plus bas que ceux de l'expérience GATE. La constante qui associe les taux de pluie à la surface nuageuse (de 2,2 mm à 4,4 mm) diffère de celle utilisée par Arkin and Meisner (1987) pendant l'expérience GATE (3mm).

Arkin and Xie (1994) ont conclu que le modèle linéaire utilisé pour l'expérience GATE est toujours valable pour presque toute la région de AIP1, mais les valeurs des seuils choisies pour déterminer la surface de nuages froids peuvent varier substantiellement. Ils suggèrent aussi que les faibles coefficients de corrélation obtenus avec la méthode GPI sur quelques zones de AIP1 indiquent qu'un algorithme IR de ce type ne peut pas fournir une bonne estimation pour certaines situations ou régimes météorologiques. De plus, l'utilisation d'un algorithme IR simple pour une estimation complète des précipitations tropicales et

subtropicales n'est possible que si l'on peut déterminer la constante de proportionnalité entre les nuages froids et le taux de pluie pour diverses régions et saisons. Pour cela, ils suggèrent un ajustement de la relation linéaire soit par des expressions empiriques basées sur des observations ponctuelles, soit par l'utilisation combinée de l'IR avec des données Microondes ou des résultats de modèles numériques.

Pendant le projet AIP3, quatre "corrections" ont été présentées pour la méthode GPI. Deux de ces modifications sont proposées par Arkin and Joyce (1995) pour ajuster la méthode à l'échelle spatiale demandée pour les estimations cumulées. L'une de leurs modifications utilise le même seuil IR de la version originale (235K) avec un taux de pluie réduit à 2 mm/heure. L'autre correction suggère qu'à cette échelle réduite (0,5° x 0,5°), le seuil IR doit être plus bas (225K) avec un taux de pluie associé de 2,75 mm/heure. Une troisième correction est proposée par M. L. Morrissey, basée sur un travail de validation précédent (Morrissey and Greene, 1993). Il suggère une correction du type:

$$RR \text{ (mm/mois)} = 0,67 * GPI + 70,5 \quad (2-4)$$

pour les taux de pluie mensuelles.

Le quatrième ajustement proposé utilise un étalonnage à partir des données MO et sera discuté dans la section des méthodes combinées (section III).

Un autre algorithme proposé par Carn *et al.* (1989) utilise le nombre d'occurrences (OCC) de nuages à sommets froids (< - 40°C) pour estimer les précipitations cumulées sur des périodes de 10 jours. Pour chaque décade, les taux de pluies **RR** sont donnés par :

$$RR = a \cdot OCC + b \cdot T_{max} + c \cdot Lat + d \quad (2-5)$$

où **RR** = 0 si OCC = 0.

Dans l'équation 2-5, Lat est la latitude et Tmax est la moyenne des deux températures maximales de brillance IR pendant les deux pentades de la décade. La relation des taux de pluie est étalonnée à chaque décade à partir de données "sol" disponibles. La version utilisée actuellement de façon opérationnelle et appelée Méthode Epsat-Lannion ne prend plus en compte le terme dépendant de la latitude.

Une autre méthode utilisant le concept de nombre d'occurrences (OCC) de sommets froids a été proposée par Dugdale *et al.* (1990) de l'Université de Reading. Cette méthode, connue sous le nom de TAMSAT, utilise un seuil qui varie spatialement et temporellement. La variation spatiale est fonction d'une analyse de la climatologie de la région. Dans chaque zone le seuil est constant pendant un mois. Un seuil entre  $-40^{\circ}$  et  $-60^{\circ}$  C est choisi pour chaque zone et pour chaque mois à partir de plusieurs années de données.

Dugdale *et al.* (1990) définissent les taux de pluie par régression avec les observations comme :

$$\mathbf{RR} = a \cdot \mathbf{OCC} + b \quad (2-6)$$

où  $\mathbf{RR} = 0$  si  $\mathbf{OCC} = 0$ .

Cette équation est réajustée chaque année à partir de données des années précédentes.

Plusieurs méthodes appartenant au sous-groupe des "indices nuageux" ont été présentées pendant les trois expériences d'intercomparaison d'algorithmes, réalisées par le GPCP. Pour l'API1, on peut citer, outre la méthode GPI qui a participé à tous les projets d'intercomparaison, trois versions de la METHODE BRISTOL, trois méthodes canadiennes, et un algorithme développé par l'Université de Wisconsin (Australie) appelé AUST/CURTIN. La campagne AIP2 a compté cinq algorithmes d'indice nuageux. Neuf algorithmes de ce groupe ont été comparés dans l'exercice API3.

Les trois versions de la METHODE BRISTOL sont basées sur l'algorithme PERMIT et diffèrent entre elles par la façon de déterminer les "poids morphoclimatiques" et les "jours de pluie". La version BRISTOL/CST utilise un seuil infrarouge pour identifier les jours de pluie. La version BRISTOL/MODEL emploie les résultats du Modèle Spectral Global de la JMA (Japan Meteorological Agency) pour déterminer le seuil infrarouge en fonction de la latitude et des poids morphoclimatiques. Finalement, la méthode BRISTOL/ CLIMATE remplace le modèle JMA par des données climatologiques (World Survey Climatology, 1969).

La méthode CANADA/GARAND (Garand, 1989) obtient 24 classes des nuages en combinant 4 intervalles de température (IR) et 6 intervalles d'albédo (VIS). Une fonction "probabilité de précipitation (**pp**)" pour un pixel appartenant à une classe de nuages est définie à partir des résultats d'une étude précédente (Garand, 1988). La probabilité de précipitation

d'une région donnée (**PP**) sera définie par rapport à la valeur **pp** des pixels et à un facteur lié à la couverture nuageuse partielle de cette région. La version présentée suppose que les taux de pluie sont proportionnels à **PP**.

Pour AIP2, deux versions modifiées de cette méthode ont été présentées (Hogg, *et al.* 1995 ; Garand, 1988 ; Garand, 1993 ; Grassotti and Garand, 1993). Ces deux versions utilisent les résultats obtenus pour AIP1 pour déterminer 20 classes de nuages (à la place des 24 utilisées précédemment). L'une des versions utilise une combinaison IR/ VIS (lorsque les données VIS sont disponibles) pour classifier les pixels, tandis que l'autre n'utilise que les données IR. L'intervalle des taux de pluie est fixé entre 0 mm/heure (pour les nuages bas et chauds) et 2,1 mm/heure (pour les nuages brillants et froids). Les scènes où les couvertures partielles sont inférieures à 30% ne sont pas considérées. Pour AIP3, Garand présente deux autres versions de sa méthode ( IR et IR/VIS). Dans ces versions, le seuil de température qui définit le niveau de la couverture nuageuse de la région est obtenu à partir des profils de température fournis par les analyses du Centre Européen (ECMWF - European Centre for Medium Range Weather Forecasts). Les analyses de l'ECMWF servent aussi à établir un profil de pression atmosphérique (**PPA**) à partir duquel deux nouvelles classes de nuages sont définies. Pour une valeur de PPA < 170 mb, un taux de pluie de 4 mm/heure est attribué. Les classes où la Probabilité de Précipitation (**PP**) est inférieure à 5% sont associées à un taux de pluie nul.

La méthode CANADA/RAINSAT (Hogg, 1990 ; King, 1990) est essentiellement une technique de classification supervisée (Lovejoy and Austin, 1979) dans laquelle des données des radars sont utilisées pour l'identification des nuages précipitants. Cette méthode construit une matrice de probabilité (**MP**) qui associe les paires VIS-IR aux précipitations (**RR**). Un taux nul est associé aux régions où la probabilité de pluie est inférieure à 10%. Plus récemment, une analyse détaillée de la méthode RAINSAT a permis d'évaluer l'importance des données VIS dans les estimations des précipitations cumulées sur des périodes d'un mois (King *et al.*, 1995). Les précipitations estimées par RAINSAT ont été comparées aux précipitations observées par un réseau combiné de radars et pluviographes. Les corrélations entre la pluie estimée et observée montrent généralement une légère amélioration par rapport aux coefficients des algorithmes utilisant l'IR seul. Un examen du cycle diurne sur la région montre que pendant les heures où les données VIS sont disponibles l'amélioration des coefficients de corrélation est beaucoup plus importante.

L'idée d'une matrice de probabilité associée aux taux de pluie a été reprise par T. Kurino (Liberti, 1993 et Ebert, 1995) pour les exercices AIP2 et AIP3, mais en utilisant seules les données IR. Dans la première version de sa méthode (AIP2), Kurino se sert des résultats d'un modèle de nuages (Adler and Negri, 1988) pour choisir le seuil IR qui déterminera les nuages "probablement pluvieux". La matrice de probabilité (MP) est construite à partir des données obtenues sur une autre région. Une matrice des taux de pluie moyens (MTPM) est utilisée pour estimer les taux de pluie et la surface pluvieuse à partir des images IR de la période étudiée. Ces deux matrices, MP et MTPM, sont fonctions de la variance spatio-temporelle des températures IR, calculée sur des carrés de 3 x 3 pixels. Les régions où la Probabilité de Précipitation (PP) est inférieure à 10% sont considérées non-précipitantes. Les taux de pluie ne sont calculés que pour les surfaces où la température IR est inférieure à 273 K. Pour la version présentée en AIP3, cette dernière condition n'est pas prise en compte.

La méthode CANADA/CONTROL (Hogg, 1990) est une technique combinée qui utilise un seuil IR et un seuil VIS pour séparer les pixels pluvieux des pixels non-pluviogènes. Les pixels pluvieux sont alors associés à un taux de pluie constant et égal à 1 mm/heure. Pendant la journée, les pixels sont dits pluvieux si leur albédo est supérieur à 50% (VIS) et leur température est inférieure à -10° C (IR). La nuit, tous les pixels dont la température est au-dessous de -20° C sont associés aux précipitations.

L'algorithme AUST/CURTIN (Lynch *et al.*, 1991) utilise un seuil IR égal à 253,2 K pour séparer les pixels pluvieux des pixels non-pluviogènes. Cet algorithme a été développé pour l'estimation des pluies cumulées sur des périodes de 3 heures. Le taux de pluie RR sur cette période est fourni par une relation non-linéaire donnée par :

$$RR = 0,01118 * ( 267 - T ) ** 1,75 + 1,117 \text{ mm}/3\text{heure} \quad (2-7)$$

si  $T < 253,2K$

ou

$$RR = 0 \text{ mm}/3 \text{ heure} \quad (2-8)$$

si  $T > 253,2K$

L'algorithme IPR (Infrared Power Law rain rate) proposée par Martin and Hinton (1995) pour AIP3, est fondé sur une étude précédente de Goodman *et al.* (1993). Cet algorithme utilise deux seuils IR pour éliminer les taux de pluie très faibles correspondant à des surfaces précipitantes avec des étendues irréalistes. Une "anomalie de la température", **TA**, est définie en fonction de la température de brillance du pixel et des seuils utilisés. Le taux de pluie attribué à un pixel sera fonction d'une puissance de température **TA**. Les coefficients de la relation **TA-RR<sub>ipr</sub>** ont été obtenus à partir d'une étude réalisée sur le bassin Amazonien. Dans un deuxième algorithme présenté, Martin and Hinton (1995) supposent qu'à partir d'une certaine température IR, la valeur des taux de pluie ne doit plus varier. Si le taux de pluie obtenu dépasse un seuil choisi **T'**, il sera corrigé par une fonction exponentielle et plafonné à un taux maximal **T<sub>p</sub>** ( Eq. 2-9) .

$$RR = \begin{cases} RR_{ipr} & RR_{ipr} \leq T' \\ T_p [1 - \exp(T' - RR_{ipr})] & RR_{ipr} > T' \end{cases} \quad (2-9)$$

La principale source d'erreurs des méthodes IR à seuil étant la présence des cirrus, Yotsuya and Kurino (1995) proposent (AIP3) l'utilisation des données VIS pour évaluer l'épaisseur optique des nuages. Le paramètre "Fraction de nuage épais" (**FNE**) est défini comme la fraction entre les portions brillantes des nuages et leurs surfaces totales. Yotsuya and Kurino font l'hypothèse que la valeur moyenne de **FNE**, calculée dans la journée, est une bonne approximation pour cette valeur dans la nuit (lorsque les données VIS ne sont plus disponibles). Ils supposent aussi que **FNE** est proportionnel à la fraction des nuages précipitants. Yotsuya and Kurino utilisent un tableau de correspondance entre les températures de brillance et les taux de pluie non-corrigés (**RR<sub>nc</sub>**). Ce tableau a été calculé à partir des données radar et IR obtenues sur la région d'Okinawa (Japon, 6-7 août 1992). Un deuxième tableau est construit avec les valeurs journalières moyennes de **FNE**. L'algorithme proposé estime alors les précipitations horaires pour chaque pixel en utilisant la température IR observée et les deux tableaux décrits ci-dessus. Les précipitations estimées sont données par:

$$\text{Préc. Horaires} = RR_{nc} * FNE \quad (2-10)$$

### I. b. Cycle de vie des nuages

Les méthodes indirectes d'estimation des précipitations sont fondées sur le fait que la plupart des nuages convectifs, responsables pour une portion significative des précipitations, peuvent être différenciés, dans les images satellitaires, des autres types de nuages. Cependant, certains auteurs considèrent que, pour reconnaître les nuages convectifs, et surtout pour estimer les taux de pluie associés, il faut prendre en compte les changements temporels dans ces nuages pendant leur cycle de vie. L'observation de l'état d'évolution du nuage est faite par des séquences d'images fournies par les satellites géostationnaires. L'utilisation de ce type de satellite est inévitable parce que l'intervalle entre deux images consécutives doit être court en comparaison avec le cycle de vie des nuages.

Scofield and Oliver (1977) proposent un algorithme qui utilise un arbre de décisions pour séparer les pixels nuageux des nuages convectifs en 48 intervalles des taux de pluie. La première question analysée pour chaque pixel est évidemment de savoir s'il appartient à un nuage convectif ou pas. Ensuite, on vérifie la localisation du pixel par rapport à la partie active du nuage et la forme du nuage. L'attribution d'un nuage à l'une des 48 classes est fonction de paramètres comme l'extension, le taux de croissance (ou décroissance), et le déplacement de la surface froide. Cette classification prend en compte aussi la température minimale du sommet du nuage et une comparaison du nuage avec d'autres systèmes convectifs. Les taux de pluie associés à chaque classe sont fondés sur des mesures faites par des pluviographes localisés sur une région au centre des Etats-Unis et ajustés en fonction des considérations physiques et des expériences de comparaison. Les tests réalisés par Scofield and Oliver (1977) sur deux régions différentes ont montré que les principaux événements sont bien identifiés, mais les intensités les plus fortes sont relativement masquées. Les précipitations moyennes cumulées sur six heures diffèrent de 50% des valeurs observées par les pluviographes. Néanmoins, pour les cumuls journaliers, l'erreur obtenue est de seulement 6%.

Ingrahan *et al.* (1977) utilisent cette méthode pour décrire plus de 150 événements convectifs sur les régions du Venezuela et de la Colombie. Ils montrent que les distributions et l'ordre de grandeur des précipitations estimées sont très proches des mesures des pluviographes. Moses (1980) a développé un algorithme automatique fondé sur la méthode de

Scofield and Oliver. Il utilise un processus itératif qui permet de localiser les nuages froids sur une zone présélectionnée dans les images IR. Les surfaces nuageuses sont calculées pour plusieurs seuils de température, mais le choix du meilleur seuil est fait cas par cas, selon les observations au sol. Les taux de pluie attribués à chaque pixel sont déterminés à partir d'une courbe empirique obtenue avec les résultats de Scofield and Oliver (1977) . Les précipitations estimées sont ensuite cumulées sur une série d'images IR. Leurs résultats sont similaires à ceux obtenus par Scofield and Oliver (1977) .

Griffith *et al.* (1978) observent une relation étroite entre les surfaces des nuages convectifs (cumulonimbus) identifiées par les images VIS ou IR et les surfaces des échos radar au sol. Selon Griffith *et al.* (1978), cette relation change en fonction du stade d'évolution du nuage dans son cycle de vie, la majorité des précipitations convectives ayant lieu pendant les stades de croissance et maturité du nuage. Lorsque l'on utilise les données IR, on peut remarquer l'existence d'un décalage entre la dimension d'une surface nuageuse froide, telle qu'elle est observée par les satellites, et la surface au sol de la pluie correspondante. Ceci est probablement dû à la présence des cirrus, parce qu'après la période de convection active, la surface correspondant à ces nuages peut continuer à s'élargir considérablement, tandis que les taux des précipitations ont commencé à diminuer. Les résultats obtenus avec les données IR montrent alors une tendance à surestimer les précipitations.

Griffith *et al.* considèrent qu'après une séquence de mesures de la surface nuageuse ( $S_n(t)$ ), on peut traduire la relation entre cette surface et la surface des échos au sol ( $S_e$ ) par une expression du type :

$$S_e = f [ S_n(t) ] \quad (2-11)$$

où  $f [ S_n(t) ] = f [ S_n, S_{max} ]$ ,  $S_{max}$  étant la plus grande surface observée pour ce nuage pendant la séquence de mesures. La fonction  $f$  est généralement exprimée par un tableau de correspondance étalonné pendant une expérience réalisée en Floride. Les surfaces nuageuses sont définies par un seuil égal à 253 K (IR) ou à 135  $Wm^{-2}$  (VIS).

La relation entre les taux de pluie "volumétriques" ( $R_v$  en  $mm^3$  /heure) et  $S_e$  étant linéaire ( $R_v = R * S_e$ ), on peut écrire, de l'eq. 2-11,

$$R_v = R * f [ S_n, S_{max} ] \quad (2-12)$$

Le coefficient  $R$  est fonction du stade d'évolution du nuage et il a aussi été étalonné à partir des données obtenues en Floride. La version de cette méthode développée pour l'expérience GATE (Woodley *et al.* 1980) utilise 9 valeurs de  $R$  dépendant des dimensions des surfaces nuageuses observées. En plus, la valeur de  $Rv$  est ajustée en fonction de la proportion des surfaces nuageuses au-dessus de deux seuils secondaires (213 et 233 K).

Stout *et al.* (1979) utilisent une combinaison des données IR et VIS pour estimer les précipitations pour les nuages individuels (cumulonimbus). Lorsqu'un cumulonimbus est identifié sur une image, sa localisation et sa surface sont calculées dans chaque image qui suit, jusqu'à la fin de son cycle de vie. La surface des nuages précipitants est obtenue en fonction d'un seuil déterminé pour chaque canal (245 K pour l'IR et 200  $Wm^{-2}$  pour le VIS). Stout *et al.* proposent une relation linéaire pour déterminer le taux de pluie volumétrique en fonction de la surface du nuage et la variation temporelle de cette surface. Cette relation est du type:

$$Rv = a_0Sn + a_1 \frac{dSn}{dt} \quad (2-13)$$

$a_0$  et  $a_1$  sont des coefficients empiriques, ajustés avec les données de l'expérience GATE.

Negri *et al.* (1984) ont présenté une analyse détaillée de la technique de Griffith-Woodley (GWT) (Griffith *et al.*, 1978) dans laquelle ils examinent l'importance de chaque paramètre considéré par cette technique pour les estimations des précipitations. Ils trouvent que, au-delà de l'échelle temporelle de 1-3 heures, les précipitations sont beaucoup plus fortement corrélées avec la surface de nuages froids qu'avec les paramètres liés au cycle de vie des nuages. Ceci est surtout dû à la définition de l'élément de nuage par GWT, dont le cycle de vie ne dépasse souvent pas une heure (pour 82 % des éléments échantillonnés pendant la période d'une journée étudiée). Pour des estimations journalières, Negri *et al.* (1984) concluent que des résultats comparables à ceux de GWT peuvent être obtenus avec une méthode simplifiée. Ils proposent une technique (Negri-Adler-Wetzel Technique ou NAWT) qui utilise un seuil IR égal à 253K pour la définition de nuage précipitant. Ensuite, ils attribuent un taux de pluie de 8mm/heure pour les 10% des pixels les plus froids. Les 40% suivants des pixels froids reçoivent un taux de 2mm/heure et les 50% restants du nuage ne sont associés à aucune pluie. Cet algorithme a participé aux expériences AIP1 et AIP3.

### I. c. Modélisation des processus physiques

La recherche constante d'une amélioration des estimations des précipitations par satellite a poussé certains auteurs vers une tentative de modélisation des processus physiques qui ont lieu à l'intérieur des nuages.

Gruber (1973) propose une méthode d'estimation des précipitations dues à des systèmes convectifs de grande échelle. Cette méthode est fondée sur la paramétrisation de la convection sur une grille, développée comme partie d'une modélisation des ouragans (Kuo, 1965). La maille choisie pour le modèle est relativement large par rapport à la surface des nuages étudiés. Dans ce modèle, on considère que tous les cumulus sont identiques et que l'eau condensée est entièrement précipitée (on suppose aussi que toute cette condensation se produit uniquement à l'intérieur des cumulus). Selon Kuo, le taux de pluie moyen associé à la maille du modèle est fonction de la surface nuageuse, de la condensation liée aux cumulus dans la maille, et d'un paramètre temporel ( $\delta t$ ) lié au cycle de vie du nuage.

Gruber effectue un étalonnage de ces paramètres à partir d'une série d'observations réalisées sur la Floride pendant juin et juillet 1970. Sept cas ont été analysés, chacun avec environ trente mesures pour les précipitations et pour la couverture nuageuse. La valeur moyenne de  $\delta t$  obtenue est de 30 minutes. Cette valeur a été utilisée plus tard pour tester l'algorithme de Gruber sur la région d'Indiana (USA). Le taux de pluie moyen obtenu par Gruber est de 3,8 mm/heure, pour un taux observé par les radars de 2,5 mm/heure. Les hypothèses sur le caractère uniforme des cumulus et sur le taux des précipitations par rapport à la condensation sont, probablement, les principales limitations de cet algorithme.

Après une analyse comparative des résultats obtenus sur deux régions différentes (le site choisi pour l'expérience GATE et la région de Montréal), Wylie (1979) propose un algorithme pour évaluer les effets de la stabilité de la troposphère sur les précipitations. Cet algorithme utilise des facteurs de proportionnalité (ou de "stabilité") obtenus à partir d'un modèle unidimensionnel des nuages (Simpson and Wiggert, 1966) et étalonnés sur les deux régions analysées. Wylie affirme que l'on peut utiliser ces facteurs de stabilité pour étendre les

relations développées pour l'estimation des pluies sur des régions tropicales à d'autres régions du globe.

La presque totalité des méthodes décrites jusqu'ici estiment les précipitations dues seulement aux processus convectifs. Néanmoins, plusieurs études ont montré (Gamache and Houze, 1983 ; Houze and Happaport, 1984) que les précipitations stratiformes peuvent contribuer à 40 ou 50% du total observé pour certains systèmes. Adler and Negri (1988) proposent une méthode capable d'identifier et d'estimer les précipitations dues aux deux processus. La méthode CST (Convective-Stratiform Technique) localise les minima locaux dans les images IR qui seront assimilés à des noyaux convectifs. Une relation empirique est utilisée pour éliminer les minima correspondant à des cirrus. Ensuite, un modèle simple de nuages (Adler and Mack, 1984) est utilisé pour la détermination des taux de pluie et des surfaces des cellules convectives. Un seuil  $T_s$  de 208 K est appliqué pour caractériser les zones stratiformes. Dans ces zones, tous les minima qui ne font pas partie d'une cellule convective sont associés à un taux de pluie empirique égal à 2mm/heure.

Cette technique a été appliquée aux données de l'expérience FACE (Florida Area Cumulus Experiment) par Adler and Negri (1988) et comparée aux résultats des méthodes GWT, NAWT et Arkin (1979), décrites ci-dessus. Leurs résultats montrent une légère amélioration des estimations semi-horaires par rapport aux autres techniques, mais sans une différence statistiquement significative. La technique CST produit toutefois une meilleure représentation du cycle de vie des cellules convectives, et une séparation entre les composantes stratiformes et convectifs des précipitations qui peut différencier les jours de fort et faible pourcentage stratiforme. La contribution des précipitations stratiformes a été estimée de 10% à 30% de la pluie totale, largement inférieure au pourcentage évalué précédemment (40-50%). La méthode CST a participé aux projets AIP1 et AIP3. Dans l'expérience réalisée sur la région du Japon (AIP1), une version étalonnée à partir des données MO a aussi été présentée. Cette version sera discutée dans la section des méthodes combinées.

#### **I. d. Conclusions sur les méthodes indirectes**

Les analyses des images obtenues avec les canaux IR ou VIS ont montré très tôt la possibilité d'associer ces données aux précipitations observées au sol. Néanmoins, la réflectivité des nuages (dans le VIS) et la température de leurs sommets (dans l'IR) ne sont pas associées directement à une quantité mais plutôt à une probabilité de production de la pluie. Les premières études utilisant ces données étaient donc purement qualitatives. Néanmoins, des méthodes statistiques utilisant ces indices nuageux ont été développées aussitôt, permettant l'évaluation des pluies intégrées sur des périodes plus longues. Ces méthodes sont basées sur l'analyse des caractéristiques spectrales des nuages. Les taux de pluie sont attribués ensuite empiriquement en fonction d'une classification des nuages observés. Les canaux IR et VIS ont été utilisés séparément ou combinés pour l'obtention de ces classifications. Bien que l'information du canal VIS soit mieux corrélée à la pluie que celle du canal IR, l'utilisation continue de ces données est impossible parce qu'elles ne sont disponibles que pendant la journée.

Plusieurs algorithmes ont été construits avec l'objectif d'approfondir la relation entre les taux de pluie observés au sol et les indices nuageux observés. Certains auteurs ont étudié le stade d'évolution du nuage dans son cycle de vie. Ces algorithmes proposent l'attribution des taux de pluie en fonction de la variation temporelle de la surface du nuage. La prise en compte de l'évolution des nuages pour l'estimation des précipitations cumulées semble avoir plus d'importance à des échelles temporelles très petites, de l'ordre de 1-3 heures. Les cumuls sur des périodes plus longues montrent généralement des valeurs très proches, du point de vue statistique, à ceux obtenus avec d'autres algorithmes plus simples comme les méthodes utilisant des seuils de température ou brillance des nuages.

Les méthodes utilisant une modélisation des processus physiques à l'intérieur des nuages sont généralement très complexes et supposent des approximations qui limitent leur utilisation. Elles montrent néanmoins des résultats plus intéressants lorsqu'il s'agit des

précipitations d'origine stratiforme, où des relations liées aux températures des nuages fonctionnent moins bien.

La plupart de ces algorithmes donnent des résultats relativement bons sur les sites et les périodes pour lesquels ils ont été étalonnés. Il est cependant difficile de les comparer sur des situations différentes. Toutefois, pour les études climatologiques (sur des régions étendues et sur des longues périodes) les méthodes utilisant des seuils de température sont actuellement les plus utilisées, surtout à cause de leur simplicité d'utilisation dans les applications opérationnelles.

## II. Les Méthodes Directes: Microondes

Contrairement aux algorithmes IR et VIS que nous venons de décrire, les méthodes utilisant les données Microondes fournissent des relations directes entre les observations et les taux de pluie. Ces méthodes MO sont fondées sur des mécanismes physiques comme l'émission, la diffusion et la dépolarisation du rayonnement électromagnétique due à la présence des hydrométéores dans les nuages (c.f. Chapitre I). Nous pouvons définir encore un quatrième type d'algorithme MO combinant les mécanismes d'émission et de diffusion. Chacun de ces mécanismes physiques sera plus ou moins important selon le type de surface observée et la fréquence MO utilisée (Wilheit, 1986).

D'une manière générale, le développement d'un algorithme MO commence avec la description de la théorie de transfert radiatif appliquée à un modèle physique des nuages et à des conditions atmosphériques déterminées. Les modèles des nuages les plus simples supposent des surfaces plan-parallèles et horizontalement infinies, avec une distribution homogène des hydrométéores (Wilheit, 1977 ; Spencer, 1983). Des modèles plus réalistes considèrent des bandes verticales contenant des distributions mixtes des particules précipitantes, d'eau liquide nuageuse et des cristaux de glace (Wu and Weinman, 1984 ; Liu and Curry, 1992). Enfin, des modèles très complexes peuvent considérer divers profils atmosphériques représentant différents types d'événements pluvieux (Kummerow *et al.*, 1984)

ou une description des processus dynamiques et microphysiques dans le nuage (Mugnaï and Smith, 1988 et Smith and Mugnaï, 1988).

Le développement des méthodes MO a été plus tardif que celui des méthodes indirectes, d'une part à cause des problèmes techniques des premiers satellites portant des instruments MO, et d'autre part à cause de la résolution de ces premiers instruments. Malgré cela, et à l'aide des modèles théoriques, de nombreux algorithmes ont été développés depuis les années 70. L'avènement de l'instrument SSM/I, le premier capteur équipé d'un canal haute-fréquence à 85 GHz, a servi comme support à un grand nombre d'études MO à la fin des années 80. Les divers projets d'intercomparaison d'algorithmes d'estimation des précipitations organisés par le GPCP ont permis d'analyser quelques-unes des techniques MO les plus récentes (Ebert, 1995).

## **II. a. Méthodes fondées sur le mécanisme d'émission**

Deux problèmes principaux seront liés aux méthodes utilisant le mécanisme d'émission. Le premier est que ces méthodes ne peuvent être utilisées que sur la mer. Sur la terre, la variabilité des émissivités selon les types de sol ou de végétation observés et les températures élevées de ces surfaces ne permettent pas de distinguer le signal dû à l'émission par les hydrométéores. Le deuxième problème est que, dans ce régime, la relation entre les taux de pluie et les températures MO est fortement non-linéaire (Spencer *et al.*, 1986). Ce mécanisme étant surtout associé aux particules d'eau liquide, il peut avoir une certaine ambiguïté entre l'émission due aux précipitations et l'émission due à l'eau nuageuse non-précipitante.

Les premières comparaisons plutôt qualitatives entre les images microondes et les précipitations ont été réalisées à partir des données de l'instrument ESMR-5 (Electrically Scanned Microwave Radiometer) à bord du satellite Nimbus 5. Cet instrument possédait un canal 19 GHz. Sur la mer, ces comparaisons (Theon, 1973 ; Wilheit *et al.*, 1973 et 1976 ; et Allison *et al.*, 1974a) montrent une association très marquée entre les précipitations observées et les températures MO les plus chaudes. Allison *et al.* (1974a) examinent des images sur les côtes-est américaine et mexicaine et ils observent une forte coïncidence entre la surface de

température MO élevée et la surface d'échos radar. Dans une autre étude, Allison *et al.* (1974b) analysent 5 cyclones tropicaux sur l'océan Pacifique. Leurs comparaisons montrent que les surfaces pluvieuses des cyclones tropicaux sont très bien identifiées par les observations MO. Ils introduisent un modèle de transfert radiatif pour déterminer une relation entre la température MO observée à 19 GHz et les taux de pluie. Le modèle utilisé ne prend pas en compte les effets de diffusion dus aux particules de glace entraînant une saturation à 280 K environ pour les taux de pluie supérieurs à 15 mm/heure. A cause de cela, Allison *et al.* ne distinguent que quatre classes de taux de pluie : le taux nul, 0-2 mm/heure, 2-7, et >7 mm/heure. Malgré cette limitation, ils concluent que des taux de pluie proches de ceux observés au sol peuvent être estimés par leur modèle.

Wilheit *et al.* (1977) proposent une méthode pour interpréter les données de l'instrument ESMR-5 à partir d'une analyse plus détaillée du problème de transfert radiatif dans le domaine des MO. Ils suggèrent un modèle de nuage simple, où les hydrométéores présents entre la surface de l'océan et l'isotherme zéro obéissent une distribution du type Marshall-Palmer. Une couche nuageuse non-précipitante de 0,5 Km est supposée exister au-dessous de l'isotherme zéro. Ils considèrent que l'humidité relative augmente de façon linéaire de 80% au niveau de la surface de l'océan à 100% au niveau de l'isotherme zéro et au-delà.

Les difficultés directement liées à la mesure des températures MO sont dues à l'hétérogénéité du signal à l'intérieur du pixel observé et produisent une sous-estimation significative des taux de pluie. Elles ont été analysées par Smith and Kidder (1978) et par Austin and Geotis (1978).

Le modèle de Wilheit *et al.* (1977) a été appliqué aux données du canal 37 GHz de l'instrument ESMR-6 (satellite Nimbus 6, 1975) (Wilheit, 1982). Il a aussi été utilisé pour l'obtention des moyennes spatiales pour les précipitations sur une région océanique tropicale (Shin *et al.*, 1990). Ces études ont montré que ce modèle fournit une représentation cohérente de la relation entre les intensités des pluies et les températures MO.

L'approche mono-fréquence utilisée impose, toutefois, des limitations dans le modèle de Wilheit *et al.* (1977). Une de ces limitations est, comme dans le modèle de Allison *et al.* (1974), le fait que les taux de pluie les plus forts ne peuvent pas être estimés. Wilheit and Chang (1980) ont proposé une version adaptée aux données multi-fréquences du capteur

SMMR (Scanning Multichannel Microwave Radiometer), à bord du satellite Nimbus 7 (1978).

Selon Wilheit *et al.* (1991), un autre avantage des approches multi-fréquences est de pouvoir réduire les incertitudes dans les mesures radiométriques des taux de pluie dues à la présence de la vapeur d'eau. Wilheit *et al.* (1991) proposent un algorithme qui utilise une combinaison des canaux 19 GHz et 22 GHz de l'instrument SSM/I. Cette combinaison doit permettre de minimiser l'impact de la variabilité de la vapeur d'eau (fenêtre atmosphérique à 22 GHz) dans les estimations des taux de pluie. Une fonction distribution de probabilité du type lognormal est utilisée pour représenter l'intensité des précipitations. Cette fonction permet d'augmenter artificiellement les données MO, de façon à compenser le mauvais échantillonnage des satellites à orbites basses. Wilheit *et al.* (1991) obtiennent ainsi une estimation des précipitations mensuelles cumulées sur des cellules de 5° x 5° sur les océans. Cette méthode a été testée sur la région de l'expérience GATE pendant une période de 12 mois. Les résultats ont été comparés à des données climatologiques. Les cellules avec des totaux cumulés élevés ont présenté des erreurs plus petites que celles avec des valeurs cumulées plus faibles (des erreurs de 20% pour les cellules avec plus de 250 mm/mois). Wilheit *et al.* (1991) attribuent une partie de ces erreurs à l'inaptitude de ce type d'approche à observer, par exemple, les effets du cycle diurne des précipitations. Cet algorithme a été utilisé pour AIP1 (Lee *et al.*, 1991). Pour éviter les effets de l'eau liquide atmosphérique sur les températures MO, deux nouvelles versions (AIP3-Ebert, 1995) éliminent les pixels avec des taux de pluie très faibles. Les taux de pluie sont calculés à partir des relations RR-T (Wilheit *et al.*, 1977) et des valeurs du niveau de l'isotherme zéro. Pour l'une de ces versions, le niveau de l'isotherme zéro est calculé pour chaque pixel à partir des données 19 et 22 GHz. L'autre version utilise des valeurs moyennes du niveau de l'isotherme zéro, calculées pour chaque mois.

Prabhakara *et al.* (1983 et 1986) utilisent les canaux 6,6 GHz et 10,7 GHz de l'instrument SMMR pour estimer les précipitations cumulées mensuelles sur les océans. Ces fréquences ont été choisies à cause de leur relative insensibilité à la vapeur d'eau atmosphérique. Le canal à 6,6 GHz est utilisé pour corriger les mesures à 10,7 GHz des effets de rugosité de la surface océanique. Leur méthode permet d'estimer le contenu d'eau liquide atmosphérique pendant des périodes d'un mois. Ils suggèrent que ces valeurs puissent être reliées aux précipitations mensuelles par une relation (empirique) linéaire. Cette relation a été

testée durant l'événement El-Niño de 1982-1983. Une version utilisant les canaux 37 GHz de l'instrument SSM/I a été proposée par Prahakara pour la première expérience d'intercomparaison d'algorithmes (AIP1, 1991).

Les algorithmes de restitution des paramètres géophysiques proposés avant le lancement de l'instrument SSM/I et connus comme algorithmes des D-Matrices de Hugues ont été examinés pendant une expérience de calibration/validation (cal/val) décrite par Hollinger (1991). L'algorithme original des D-Matrices de Hugues est fondé sur le mécanisme d'émission. Les taux de pluie étaient donnés en fonction d'une combinaison linéaire des canaux basses-fréquences prévus pour SSM/I. Les coefficients de cette combinaison ont été déterminés à partir d'équations de transfert radiatif, de modèles géophysiques et de données climatologiques. Les seuils permettant de séparer les situations de pluie et de non-pluie dépendaient de la saison et des latitudes considérées. Le but de l'expérience cal/val étaient d'analyser la performance de cet algorithme et de proposer de possibles améliorations. Basés sur des résultats d'une analyse précédente où cet algorithme sous-estime les précipitations (Barrett *et al.*, 1988) Kidd and Barrett proposent, dans l'AIP3, de doubler les valeurs des taux de pluie estimés.

Pour AIP2, Olson and Hollinger proposent une version de l'algorithme des D-Matrices (Hollinger, 1991) où les taux de pluie sont donnés par une fonction exponentielle des températures des sept canaux SSM/I. Une version utilisant seulement les canaux basses fréquences est indiquée dans les cas où le canal 85 GHz n'est pas disponible. Chaque type de surface (mer ou terre) est traité séparément. Dans AIP2 et AIP3, Berg and Chase (1992) remplacent les coefficients des D-Matrices de Hughes par une "fonction poids" dépendant empiriquement de la latitude et de la saison étudiée. Les nouveaux coefficients sont étalonnés à partir des données radars. L'application de l'algorithme de Berg and Chase (1992) n'est prévue que pour les estimations à des grandes échelles temporelles (un mois ou plus).

Ferraro and Grody proposent, dans AIP2 (Grody and Ferraro, 1992), deux algorithmes pour estimer les taux de pluie sur les océans en fonction du contenu en eau liquide atmosphérique ( $Q$ ). Ce paramètre peut être estimé à partir des données MO dans les canaux basses fréquences (qui sont moins sensibles que le 85 GHz à la diffusion par les cristaux de glace). L'un des algorithmes utilise le canal 19 GHz et l'autre le canal 37 GHz. Ils essaient de minimiser un possible effet des vents de surface par l'utilisation des polarisations verticales

dans chaque canal. Ils essaient aussi de supprimer la contribution due à la vapeur d'eau en utilisant le canal 22 GHz. Ferraro and Grody utilisent un seuil empirique obtenu à partir d'un examen de plusieurs ensembles de données pour séparer les pluies des nuages non-précipitants. Ils considèrent que les nuages sont précipitants si  $Q > 0,40$  mm. L'équation des taux de pluies pour le canal à 37 GHz présente un terme quadratique utilisé pour compenser les effets de saturation dans les valeurs élevées de  $Q$ . Les coefficients des équations de taux de pluie ( $RR_{19}$  et  $RR_{37}$ ) ont été obtenus après un étalonnage réalisé à partir des données de AIP1. Pour le projet AIP3, ces coefficients ont été revus (Ferraro and Marks, 1994) et l'équation de  $RR_{19}$  change légèrement. L'équation de  $RR_{37}$  ne change pas, mais le seuil appliqué pour le canal 37 GHz est maintenant de  $Q > 0,30$  mm. Un taux de pluie maximal de 35 mm/heure est aussi défini.

Haferman and Krajewski (Ebert, 1993) proposent une expression pour les taux de pluie instantanés donnée par le logarithme d'une combinaison des températures des canaux 19 et 22 GHz. L'expression de RR est obtenue par inversion d'un modèle tridimensionnel de transfert radiatif dans lequel Haferman and Krajewski utilisent un modèle spatio-temporel tridimensionnel des précipitations (Anagnostou *et al.*, 1994). Dans un deuxième algorithme, Haferman and Krajewski utilisent ces mêmes modèles pour éduquer un réseau de neurones (Tsintikidis *et al.*, 1994). Haferman and Krajewski suggèrent encore la possibilité d'utiliser une technique de Monte Carlo pour corriger le mauvais échantillonnage temporel des observations satellitaires.

## II. b. Méthodes fondées sur le mécanisme de diffusion

Les méthodes fondées sur le mécanisme de diffusion ne donnent pas de réponse à toutes les difficultés observées par les algorithmes fondés sur l'émission mais peuvent apporter des améliorations sur certains points. Des formulations différentes de ces méthodes peuvent être utilisées sur la terre ou sur la mer. Il n'y a pas d'ambiguïté concernant l'eau nuageuse non-précipitante parce que ce sont les hydrométéores de dimensions plus importantes qui occasionnent un effet significatif de diffusion.

Les premières considérations liées au mécanisme de diffusion ont été faites par Wilheit *et al.* (1982) à partir des mesures du canal 92 GHz d'un instrument aéroporté (AMMS - Advanced Microwave Moisture Sounder). Spencer *et al.* (1983) analysent ensuite les données du canal 37 GHz de l'instrument SMMR (Satellite Nimbus 7). Ils constatent un important effet de diffusion dû aux cristaux de glace associés à des systèmes convectifs sur la terre. La présence de ces cristaux de glace provoque des températures beaucoup plus basses que celle que l'on pouvait attendre en considérant seuls les effets d'émission thermique et de diffusion par l'eau liquide. Spencer *et al.* (1983) observent aussi une relation quasi-linéaire entre les températures résultant de la diffusion et les taux de pluie.

Sur la terre, les caractéristiques spectrales des différents types de surface sont très variables. Certaines surfaces comme les déserts ou comme les surfaces couvertes par la neige ou par la glace diffusent aussi le rayonnement MO. Leurs signatures spectrales peuvent être proches de celle observée en présence de la pluie, dans les approches mono-fréquence. Kunzi *et al.*, (1976) proposent l'utilisation des mesures à 22 et 31 GHz, en suggérant que la différence entre ces deux canaux permettrait d'identifier la diffusion due aux surfaces couvertes par la glace ou par la neige. Grody (1991) observe que, le mécanisme de diffusion étant encore plus prononcé pour les fréquences plus hautes que 31 GHz, le canal 85 GHz (SSM/I) pourrait être un indicateur beaucoup plus sensible de cet effet.

Grody (1991) propose alors une méthode de classification des différents constituants diffusants. Il montre que les canaux 22 GHz et 85 GHz permettent de séparer les constituants observés en deux classes. Si  $T_v(22) > T_v(85)$ , ces constituants favorisent le mécanisme de diffusion du rayonnement MO. Si  $T_v(22) < T_v(85)$ , ce sont les mécanismes d'émission/absorption qui seront avantagés. Essentiellement, cette méthode utilise le canal 22 GHz pour estimer la contribution des mécanismes d'émission dans les mesures à 85 GHz. Grody (1991) suggère aussi que l'utilisation d'autres fréquences MO combinées aux canaux 22 et 85 GHz peut fournir une plus grande précision dans la classification des surfaces observées. A partir de cela, Grody (1991) introduit la notion d'Indice de Diffusion (SI - Scattering Index) avec une expression combinant les canaux 19, 22 et 85 GHz de l'instrument SSM/I. L'indice SI est donné par :

$$SI(85_v) = F - T_v(85) \quad (2-14)$$

$$\text{où } F = A + B \cdot T_v(19) + C \cdot T_v(22) + D \cdot T_v(22)^2 \quad (2-15)$$

et  $T_v(f)$  est la température de brillance polarisée verticalement à la fréquence  $f$ .

Les coefficients A, B, C et D ont été obtenus à partir d'un ensemble particulier de données. Le terme quadratique utilisé pour le canal 22 GHz doit, selon Grody, reproduire l'effet de la saturation à 85 GHz pour les importantes quantités de vapeur d'eau. Grody considère que l'utilisation de la polarisation verticale est plus appropriée à cause des plus grands écarts entre les températures de brillance des fréquences utilisées, et à cause de la plus petite sensibilité aux effets de discontinuité, tels que la transition terre-océan, lorsque l'on combine des mesures avec des résolutions spatiales différentes. Néanmoins, Grody détermine aussi des coefficients qui peuvent être utilisés avec le canal 85H, le canal 85V étant inutilisable à cause de problèmes techniques à partir de janvier 1989 pour le premier radiomètre SSM/I, à bord du satellite F8.

Les valeurs de  $SI(85_v)$  supérieures à 10 K sont utilisées par Grody (1991) pour identifier les constituants ou les surfaces susceptibles de diffuser le rayonnement MO. Ensuite, Grody (1991) propose un arbre de décisions qui permet de séparer ces constituants entre eux. Ainsi, pour séparer la diffusion due aux précipitations de celle due aux surfaces couvertes de neige, on observe les conditions suivantes:

Condition 1: (C'est la condition de base pour les "diffuseurs")

$$SI(85_v) > 10K$$

Condition 2 : Identification des surfaces couvertes de neige

$$T_v(22) < 257 \quad \text{et}$$

$$T_v(22) < 158 + 0,49 \cdot T_v(85)$$

Condition 3 : Identification des précipitations

$$T_v(22) > 257 \quad \text{ou}$$

$$T_v(22) > 158 + 0,49 \cdot T_v(85)$$

Les relations qui déterminent ces conditions ont été obtenues de façon empirique. D'autres conditions peuvent être additionnées pour l'identification d'autres surfaces diffusant le rayonnement MO. Pour AIP1, Grody (Lee *et al.*, 1991) propose une relation empirique entre les taux de pluie et l'indice SI. Les taux de pluie sont donnés par :

$$RR = 0,385 + 0,785998 \cdot SI(85_H) + 0,00285303 \cdot [SI(85_H)]^2 \quad (2-16)$$

Ferraro *et al.* (1992) estiment d'autres équations pour les taux de pluie en fonction de l'indice SI, étalonnés à partir de deux ensembles différents de données "sol". Pour un de ces ensembles, ils trouvent deux relations entre les taux de pluie et SI, selon que les précipitations ont lieu sur la mer ou sur la terre. Pour l'autre ensemble de données "sol", les mesures "terre" et "mer" sont combinées de telle façon qu'une seule relation entre les taux de pluie et SI est obtenue. Malgré les différences entre ces relations, les taux de pluie obtenus à partir des valeurs de SI étalonnées avec l'un ou l'autre ensemble des données "sol" sont très proches.

Pour AIP2, Ferraro obtient différents coefficients A, B, C et D de l'équation 2-15 en fonction du type de surface observée. Il appelle indice  $SI_G$  l'indice qui peut être utilisé globalement sur la terre et sur la mer.  $SI_T$  et  $SI_M$  sont des indices applicables respectivement sur terre et sur mer. Ferraro propose aussi trois expressions linéaires pour les taux de pluie en fonction de chaque SI :

$$RR = -1,65 + 0,289 \cdot SI_G \quad (2-17)$$

$$RR = -2,71 + 0,362 \cdot SI_T \quad (2-18)$$

$$RR = -1,05 + 0,149 \cdot SI_M \quad (2-19)$$

Dans une révision de cet algorithme proposée par Ferraro *et al.* (1994) pendant l'expérience AIP3, des nouveaux coefficients pour l'équation 2-15 sont déterminés. Les taux de pluie sont donnés en fonction de SI comme :

$$RR_T = 0,00513 \cdot (SI_T)^{1,9468} \quad (2-20)$$

$$RR_M = 0,00115 \cdot (SI_M)^{2,16832} \quad (2-21)$$

L'équation de  $RR_T$  n'est utilisée dans AIP3 que sur les pixels identifiés comme appartenant aux "côtes".

Kidd and Barrett (AIP3) proposent une méthode simplifiée qui estime la diffusion due aux précipitations à partir d'une combinaison des températures des canaux 37 et 85 GHz. Une expression empirique, étalonnée à partir des données radar fournies par l' "UK Meteorological Office", est obtenue pour les taux de pluie. Cette expression peut être écrite comme :

$$RR = 3,55 + 0,123 \cdot (T_{37}^V - T_{85}^V) \quad (2-22)$$

## II. c. Méthodes fondées sur la dépolarisation

Les premières études faites à partir des données ESMR-5 (Allison *et al.* 1974) avaient montré que les zones inondées sur la terre présentent des températures basses à cause de la faible émissivité de l'eau. En analysant uniquement l'information fournie par les températures de brillance, il était très difficile de distinguer ces surfaces des zones de forte pluie. Savage (1976) observe que ce type d'ambiguïté peut être résolue par l'information de la polarisation. Ceci est dû au fait que le rayonnement MO émis par les zones inondées (et aussi par la mer) est uniformément polarisée, tandis que les hydrométéores présents dans les nuages précipitants émettent et diffusent sans une orientation privilégiée.

Rodgers *et al.* (1979) proposent un algorithme de classification pour tester la valeur de la polarisation comme un discriminant entre les nuages précipitants et les surfaces humides. Ils proposent une technique de classification supervisée qui détermine une fonction quadratique des températures  $T_V$  et  $T_H$  pour trois types de surface. Ces fonctions sont déterminées à partir d'un échantillonnage observé sur des zones de pluie et sur des surfaces sèches et humides. Certains résultats sont convenables mais quelques observations nocturnes sur ciel clair ont été classifiées comme pluie. Rodgers *et al.* (1979) attribuent ces mauvaises classifications à la présence de la rosée sur la végétation.

Spencer (1986) utilise la différence de polarisation obtenue avec les canaux 37 GHz (V et H) de l'instrument SMMR pour déterminer une relation entre ces températures et les taux de pluie observés. La méthode proposée par Spencer (1986) nécessite des connaissances sur les effets de la diffusion due aux précipitations sur la terre. La dépendance entre  $T_b$  (37 GHz) et les taux de pluies est considérée par Spencer comme étant linéaire, d'après les résultats d'une étude précédente. Ce modèle requiert aussi une estimation des températures de brillance de la surface de l'océan et des températures des nuages non-précipitants. Ces deux valeurs sont utilisées pour délimiter toutes les conditions possibles entre le ciel clair et nuageux. Il analyse deux quantités physiques données par la température de brillance moyenne  $[(T_{bV} + T_{bH})/2]$  et par ce qu'il appelle "quantité de polarisation"  $[T_{bV} - T_{bH}]$ . Spencer déduit une relation du type :

$$RR = a(\beta T_{bH} - T_{bV} + c) \quad (2-23)$$

où  $\beta$  est la pente de relation entre  $T_{bV}$  et  $T_{bH}$ . Selon Spencer (1986) cette valeur peut être considérée comme étant constante et approximativement égale à 0,5. La valeur de  $c$  peut être obtenue à partir des mesures réalisées en ciel clair sur l'océan. La valeur de  $a$  peut aussi être obtenue de façon empirique.

Avec les mesures de l'instrument SSM/I, Spencer et al. (1989) proposent l'utilisation des données du canal 85 GHz, plus sensible à la diffusion due aux précipitations. Ils définissent une "Température Corrigée par la Polarisation" (PCT) donnée par :

$$PCT = (\beta \cdot T_{bH} - T_{bV}) / (\beta - 1) \quad (2-24)$$

$$\text{où } \beta = (T_{b_{Vclair}} - T_{b_{V0}}) / (T_{b_{Hclair}} - T_{b_{H0}}) \quad (2-25)$$

Ici,  $T_{b_{Vclair}}$  et  $T_{b_{Hclair}}$  sont les températures de brillance polarisées de l'océan sur un ciel clair (sans nuages).  $T_{b_{V0}}$  et  $T_{b_{H0}}$  sont les températures de la surface de l'océan sans aucune interaction avec l'atmosphère. Enfin,  $T_{bV}$  et  $T_{bH}$  sont les températures polarisées observées après les interactions avec les nuages et les précipitations.  $\beta$  est alors le rapport entre les augmentations de  $T_{bV}$  et  $T_{bH}$  dues seulement à l'absorption gazeuse. Après une

analyse des résultats obtenus sur différentes situations, Spencer *et al.* (1989) proposent une valeur empirique pour  $\beta$  de 0,45. Avec cette valeur, l'équation pour  $PCT$  devient :

$$PCT = 1,818 \cdot Tb_V - 0,818 \cdot Tb_H \quad (2-26)$$

Spencer *et al.* (1989) indiquent que les valeurs de  $PCT \leq 255$  K peuvent être utilisées pour délimiter les zones de pluie sur la terre ou sur l'océan. Ce seuil correspond à un taux de pluie d'approximativement 1-3 mm/heure. Ils suggèrent encore l'utilisation du canal 19 GHz comme complément de l'information fournie par le canal 85 GHz. La combinaison de ces deux données permet d'évaluer le rapport entre les hydrométéores liquides et les cristaux de glace dans les grandes structures verticales des systèmes précipitants océaniques.

Le concept de la "Température Corrigée par la Polarisation" ( $PCT$ ) a été utilisé aussi par Kidd and Barret dans un algorithme présenté pour AIP2 (Kidd and Barrett, 1990). Dans cette méthode, Kidd and Barret utilisent le canal 85 GHz de l'instrument SSM/I et définissent une expression du type :

$$PCT = (1 + t) \cdot T_{85}^V + t \cdot T_{85}^H \quad (2-27)$$

La variable  $t$  représente la valeur de la température de la surface due l'émission lorsqu'il n'y a aucune interaction avec l'atmosphère. Une fois cette variable déterminée, un seuil pour  $PCT$  est calculé automatiquement. Ce seuil permet de séparer les zones de "pluie" et "non-pluie". Une expression empirique a été déterminée pour les taux de pluie sous la forme de :

$$RR = 0,048 \cdot \Delta T + 0,00808 \cdot (\Delta T)^2 \quad (2-28)$$

$$\text{où } \Delta T = PCT - PCT_{SEUIL} \quad (2-29)$$

Dans AIP2, Kidd and Barret appliquent cette méthode à toutes les surfaces, à l'exception de celles identifiées comme neige ou glace par l'algorithme de Grody (1991). Un taux de pluie différent ( $RR = 0,173 \cdot \Delta T$ ) a été suggéré par Kidd and Barret pour l'AIP3.

Petty and Katsaros (1990) proposent l'utilisation de la "Différence de Polarisation Normalisée" (*DPN*) pour identifier les zones de pluie. Ce paramètre a été défini à partir d'une analyse des données 37 GHz de l'instrument SMMR et peut être écrit comme :

$$DPN = \frac{(Tb_v - Tb_H)}{(Tb_v - Tb_H)_{CLAIR}} \quad (2-30)$$

A 37 GHz, la valeur de  $(Tb_v - Tb_H)_{CLAIR}$  est typiquement située entre 40 et 70 K. Cette valeur est estimée par Petty and Katsaros pour chaque pixel des images SMMR. Les résultats obtenus sont assez proches de ceux prévus dans le model théorique de Wentz (1983). Petty and Katsaros construisent ensuite des "images" *DPN* qui sont comparées à des données IR et VIS du satellite GMS-1. Ces comparaisons montrent une assez bonne coïncidence entre les zones sans nuage (IR et VIS) et les valeurs de *DPN* proches de 1. Ils comparent aussi ces résultats avec des données radar sur deux situations différentes et montrent que des valeurs de *DPN* inférieures à 0,9 peuvent être associées à la présence de la pluie. Néanmoins, après une analyse des données disponibles, Petty and Katsaros concluent qu'il y a une meilleure corrélation entre le paramètre *DPN* et les surfaces précipitantes qu'avec les taux de pluie observés. Malgré cela, Petty utilise une relation empirique obtenue à partir d'une autre étude (Petty and Katsaros, 1992) pour estimer les intensités des précipitations pour AIP1. Le coefficient de corrélation obtenu pour l'estimation des précipitations instantanées (sur dix passages du satellite SSM/I) est d'environ 0,7. Pour les cumuls mensuels, les résultats obtenus sont plus faibles (coefficients de corrélation de 0,45 pour l'une des périodes étudiées et de -0,12 pour l'autre).

Petty (1994) propose d'améliorer cet algorithme en rajoutant l'information des autres fréquences disponibles. Pour cela, il détermine le paramètre *DPN* pour les canaux 19, 37 et 85 Ghz et définit un nouvel indice de diffusion *SI(85 GHz)* fondé sur le paramètre *PCT* de Spencer *et al.* (1989). Cet indice de diffusion est donné par :

$$SI(85) = DPN_{85} \cdot Tb_{85}^{Vclair} + (1 - DPN_{85}) \cdot 273 - Tb_{85} \quad (2-31)$$

Un processus itératif est utilisé ensuite pour estimer les taux de pluie le plus en accord avec tous les paramètres analysés. Une version modifiée présentée dans AIP3 ne prend pas en compte les canaux 19 et 37 GHz.

Olson utilise, pour AIP2, des simulations à partir d'un modèle de nuages (Ridout, 1993) pour déterminer les paramètres  $DPN$  et  $SI(85\text{ GHz})$  proposés par Petty (1994). Il emploie une technique de régression pour obtenir une expression pour les taux de pluie donnée par :

$$RR = a_0 + a_1 \cdot X + a_2 \cdot Y + a_3 \cdot X^2 + a_4 \cdot X \cdot Y + a_5 \cdot Y^2 \quad (2-32)$$

$$\text{où } X = -\ln(DPN_{37}) \text{ et } Y = SI(85) \quad (2-33)$$

Selon Olson, cet algorithme nécessite encore plusieurs corrections, surtout par l'introduction, dans les modèles théoriques utilisés, de considérations sur les précipitations d'origine stratiforme.

Barrett and Smith définissent pour l'AIP3 un autre indice de diffusion ( $SI$ ) en fonction de la différence de polarisation observée sur l'océan à 85 GHz. Cet indice est donné par :

$$SI(85) = a - b \cdot Tb_{85}^H - [Tb_{85}^V - Tb_{85}^H] \quad (2-34)$$

où  $a$  et  $b$  sont des constantes empiriques. Barrett and Smith obtiennent un seuil à partir d'une analyse des histogrammes de  $SI$  qui permet de séparer les "zones de pluie" des "zones sans pluie". Les taux de pluie sont alors estimés par :

$$RR = e + f \cdot (SI - SI_{SEUIL}) \quad (2-35)$$

où  $e$  et  $f$  sont aussi des constantes empiriques.

Tel qu'il a été défini ci-dessus, cet algorithme ne permet pas de détecter les précipitations dues aux nuages "chauds" (sans cristaux de glace). Barrett and Smith proposent un test supplémentaire utilisant la différence de polarisation à 37 GHz.

## II. d. Méthodes combinant plusieurs mécanismes

L'acquisition concomitante des données basses et hautes fréquences de l'instrument SSM/I a facilité le développement des méthodes combinant les mécanismes d'émission, de diffusion et même de dépolarisation entre eux.

Adler *et al.*, (1991) proposent une méthode qui remplace la structure de nuage simple utilisée précédemment (Wilheit *et al.*, 1977 ; Wu et Weinman, 1984) par un modèle tridimensionnel plus complexe (Tao et Soong, 1986 ; Tao et Simpson, 1989). Ceci fournit une analyse plus détaillée de la structure verticale de l'atmosphère. Le modèle utilisé permet une division des nuages en plans parallèles caractérisés par une distribution uniforme de différentes classes d'hydrométéores. Ensuite, une simulation numérique des températures de brillance à 85 GHz permet d'estimer une relation entre ces températures et les taux de pluie. La valeur de 1mm/heure est utilisée comme seuil pour RR (correspondant à  $T_b = 247$  K). La relation RR- $T_b$  est donnée par :

$$RR = 59,9 - 0,239 \cdot Tb_{85}^H \quad (2-36)$$

Cette relation est appliquée aux zones identifiées comme "zones de pluie" selon le rapport entre  $Tb_{85}^H$  et  $Tb_{37}^H$  (pour les zones de pluie  $Tb_{85}^H$  décroît tandis que  $Tb_{37}^H$  augmente). Ils utilisent un test fondé sur une analyse de la variance spatiale de  $Tb_{85}^H$  pour éliminer les faux signaux de pluie dus aux observations sur les côtes.

Une révision de cet algorithme a été présentée par Adler (Adler *et al.*, 1994) pour AIP3. La nouvelle version, sous le nom de GSCAT (Goddard Scattering Algorithm), conserve l'expression ci-dessus pour les taux de pluie estimés sur la terre, mais modifie la relation pour l'estimation sur mer. Sur l'océan, Adler définit:

$$RR = 120,1 - 0,48 \cdot Tb_{85}^H \quad (2-37)$$

Cette nouvelle relation double en effet les taux de pluie estimés sur l'océan. Adler utilise une interpolation entre les coefficients de la terre et de l'océan de façon à avoir une transition moins abrupte sur les côtes.

Liu and Curry (1992) développent un algorithme fondé sur une théorie de transfert radiatif qui combine les températures des canaux 19 et 85 GHz. Ils déterminent d'abord une fonction linéaire combinant les températures polarisées horizontalement dans ces deux canaux. Cette fonction peut être associée aux taux de pluie d'une façon quasi-linéaire, ce qui ne peut pas être obtenu dans une approche mono-fréquence. Aucune saturation n'est observée jusqu'à 50 mm/heure. La méthode inclut une correction pour le problème de l'hétérogénéité du signal à l'intérieur des pixels. L'utilisation de cette méthode pour l'AIP1 a montré des résultats satisfaisants sur l'océan, mais sur la terre seules les pluies les plus fortes ont été relativement bien détectées.

L'algorithme proposé par Kummerow (Kummerow *et al.*, 1989) pour AIP1 et pour AIP2 utilise une technique d'inversion statistique fondée sur un modèle de transfert radiatif. Il construit un modèle de nuage consistant en profils d'hydrométéores distribués sur 5 couches verticales. Pour chaque profil, Kummerow obtient les valeurs des paramètres géophysiques (émissivité de la surface, contenu en eau liquide, etc.) en fonction d'une combinaison de températures de brillance. Les températures de brillance simulées sont comparées aux  $T_b$  observées par le satellite. Pour chaque pixel, Kummerow associe alors le profil d'hydrométéores (et les paramètres géophysiques correspondants) qui minimise l'écart quadratique moyen entre les  $T_b$  estimées et observées. Dans AIP3, Kummerow décrit 27 profils avec une distinction entre les nuages convectifs (18 profils) et les nuages stratiformes (9 profils). Il considère aussi une distribution du type log-normal pour les précipitations.

Plusieurs autres algorithmes fondés sur des modèles de transfert radiatif et sur des techniques d'inversion ont été présentés pour AIP2 et AIP3. Ferriday and Avery (1994) proposent un modèle qui calcule séparément les taux de pluie pour la terre et pour la mer. Avant de calculer les taux de pluie, ils utilisent la classification indiquée par Grody (1991) pour identifier les surfaces précipitantes. Schlüssel (Bauer and Schlüssel, 1993) décrit un algorithme pour l'estimation des taux de pluie sur les océans qui utilise une combinaison des températures de tous les canaux SSM/I. La technique de régression utilisée fournit le logarithme de RR en fonction de cette combinaison. Les taux de pluie inférieurs à

0,3 mm/heure ne sont pas pris en compte à cause de la difficulté de séparer les pluies faibles de l'eau nuageuse non-précipitante. La technique de régression linéaire proposée par Marzano (Basili *et al.*, 1992 et 1994) peut être appliquée indifféremment sur la terre ou sur la mer. Marzano utilise soit une analyse discriminante soit une fonction probabilité (Marzano *et al.*, 1994) pour déterminer la structure nuageuse correspondant le mieux aux températures observées, selon le modèle de transfert radiatif adopté. Les simulations des températures de brillance proposées par Hayasaka and Takizawa (Ebert, 1995) sont fondées sur des modèles atmosphériques tropicaux qui prennent en compte des processus de diffusion multiple. Ils utilisent une méthode simple de régression linéaire pour calculer les taux de pluie. Smith and Yang (Smith *et al.*, 1994) utilisent un modèle tridimensionnel de nuage pour déterminer des profils atmosphériques composés de plusieurs types d'hydrométéores. Une technique d'inversion est appliquée pour l'obtention des distributions verticales des taux de pluie (incluant les taux de pluie au sol) en accord avec le modèle utilisé. Prabhakara suggère qu'en présence des précipitations les températures de brillance présentent une distribution du type log-normal à l'intérieur des pixels SSM/I. Il propose une simulation numérique fondée sur un modèle de transfert radiatif pour calculer les Tb dans les fréquences 19, 37 et 85 GHz. Le taux de pluie moyen dans le pixel est calculé à partir d'une combinaison de ces canaux.

Prabhakara *et al.* (1993) proposent une autre méthode d'estimation des taux de pluie sur l'océan qui combine les mécanismes de diffusion et d'émission dans les canaux 19, 37 et 85 GHz. Cette méthode est fondée sur la détermination d'une "Fonction Distribution de Probabilité" (FDP) du logarithme de RR qui serait directement liée à la FDP de  $Tb_{37}^H$ . A partir de cette hypothèse, Prabhakara obtient :

$$RR = \exp(A) \cdot \exp(B) - 1 \quad (2-38)$$

$$\text{où } A = \frac{Tb_{19}^H - Tb_{19}^{*H}}{Tb_{37}^H - Tb_{37}^{*H}} \cdot \left[ \beta(\omega) \cdot (Tb_{37}^H - Tb_{37}^{*H}) \right]^{\gamma} \text{ et} \quad (2-39)$$

$$B = \begin{cases} 0 & \text{si } Tb_{85}^H > 260K \\ (260 - Tb_{85}^H)/40 & \text{si } Tb_{85}^H < 260K \text{ et } Tb_{37}^H > (Tb_{37}^{*H} + 40) \\ 2,5 & \text{si } Tb_{85}^H < 180K \text{ et } Tb_{37}^H > (Tb_{37}^{*H} + 40) \end{cases} \quad (2-40)$$

$\beta(\omega)$  est fonction du contenu en vapeur d'eau  $\omega$ , obtenu empiriquement à partir de la température  $Tb_{37}^H$ .

$Tb_{37}^{*H} = Tb_{37\min}^H + 15$  est la température utilisée pour le seuil pluie/non-pluie et  $Tb_{37\min}^H$  est la température minimale obtenue à partir de l'histogramme de la distribution de  $Tb_{37}^H$ . Le terme qui dépend de la  $Tb_{19}^H$  est introduit pour modifier la surface effective de pluie selon la distribution des précipitations.

Barrett et Kniveton suggèrent pour AIP2 l'utilisation d'un mécanisme différent pour chaque type de surface analysée. Pour la terre, ils proposent un algorithme de "différence de fréquence corrigée" (*DFC*) défini par :

$$DFC = a \cdot Tb_{37}^V - Tb_{85}^V - b \quad (2-41)$$

Le paramètre *DFC* est censé donner la partie de la diffusion dans le canal 85 GHz due seulement aux précipitations.  $a$  et  $b$  sont des coefficients déterminés de façon empirique. Le coefficient  $a$  est calculé pour chaque pixel des images à 37 GHz et il est obtenu à partir des histogrammes de la quantité  $Tb_{85}^V / Tb_{37}^V$ . Le coefficient  $b$  varie temporellement, mais est constant pour une image donnée.

A partir de ce paramètre, Barrett and Kniveton estiment les taux de pluie par :

$$RR = c \cdot DFC + d \cdot DFC^2 \quad c, d > 0 \quad (2-42)$$

Sur la mer, Barrett and Kniveton proposent un algorithme de différence de polarisation utilisant le canal 37 GHz. Les taux de pluie sont donnés par :

$$RR = e \cdot (T_{37}^V - T_{37}^H) + f \cdot (T_{37}^V - T_{37}^H)^2 \quad e, f > 0 \quad (2-43)$$

Les taux de pluie sur la terre et sur la mer sont aussi obtenus séparément dans la méthode empirique proposée par Barrett and Todd pour AIP2. Pour la terre, leur méthode est similaire à celle de Barrett and Kniveton décrite ci-dessus. Pour la mer, Barrett and Todd définissent un "indice de diffusion océanique" (OSI) utilisant les températures de brillance polarisées à 85 GHz. Cet indice est censé distinguer les précipitations de l'eau nuageuse non-

précipitante. L'indice OSI est présenté par Barrett and Todd comme étant la déviation des  $Tb_{85}$  en présence des précipitations par rapport aux températures observées sur ciel clair.

Pour AIP3, Kidd and Barrett déterminent une expression simple pour les taux de pluies, en fonction d'une combinaison des canaux 19 et 85 GHz. Cet expression est donnée par :

$$RR = 6,0 + 0,11 \cdot (Tb_{19}^v - Tb_{85}^v) \quad (2-44)$$

La relation ci-dessus a été établie empiriquement par Kidd and Barrett à partir des comparaisons avec des données radar et peut être utilisée sur la terre et sur la mer.

## II. e. Conclusions sur les méthodes directes (MO)

Les premiers méthodes MO, utilisant les données des canaux basses fréquences, ont essayé de démontrer que l'émission terrestre dans ces longueurs d'onde pourrait permettre d'identifier la présence des précipitations et de mesurer leurs intensités. Cependant, l'utilisation des basses fréquences est limitée aux surfaces de faible émissivité, comme les océans. Sur la terre, la grande variabilité de l'émissivité des différentes surfaces observées ne permet pas d'identifier le signal dû aux précipitations. Des combinaisons des canaux basses fréquences ont été suggérées pour diminuer l'effet de la variabilité de la vapeur d'eau sur l'estimations des faibles taux de pluie. L'effet de dépolarisation du signal observé due à la présence des particules précipitantes (sur la mer) a aussi été utilisé dans plusieurs algorithmes. Plus tard, d'autres auteurs ont proposé l'utilisation des données hautes fréquences pour l'estimation des précipitations sur la terre, ces longueurs d'onde étant plus sensibles au mécanisme de diffusion. Avec ces fréquences on réduit aussi l'ambiguïté concernant l'eau nuageuse non-précipitante. Les relations entre les mesures MO et les taux de pluie seront cependant moins directe que celles obtenues avec les basses fréquences parce que le mécanisme de diffusion est dû principalement aux grosses particules de glace situées dans les couches supérieures des nuages convectifs. Plus récemment, l'acquisition des données hautes

et basses fréquences sur un même satellite a permis le développement des méthodes s'appuyant sur les propriétés de ces différents mécanismes.

Avec l'évolution des modèles de transfert radiatif et des instruments embarqués, les algorithmes MO obtiennent des résultats intéressants pour ce qui concerne les taux de pluie instantanés. Néanmoins, les principaux problèmes de ces méthodes restent la résolution temporelle des satellites quasi-polaires et la résolution spatiale observée. Pour obtenir des valeurs cumulées sur des longues périodes, plusieurs auteurs utilisent des paramètres empiriques basés sur des analyses climatologiques ou des techniques statistiques d'intégration.

### III. Les Méthodes Combinées IR/MO

L'idée de ces types de méthodes est d'associer l'information MO (plus directement liée aux précipitations que les données IR) à l'échantillonnage temporel plus fin des images IR. Beaucoup d'auteurs ont proposé des méthodes combinées qui étaient, à l'origine, des algorithmes IR modifiés par un étalonnage à partir des données MO obtenues aux heures de passage des satellites quasi-polaires. Ainsi, Adler and Negri (AIP1 - Lee *et al.*, 1991) présentent une "adaptation" simple de l'algorithme CST (c.f. section I.c.). Le seuil IR utilisé dans cette méthode est modifié pour mieux correspondre aux zones de pluie identifiées sur les images MO (85 GHz). Toujours dans le cadre d'AIP1, Barrett propose d'une manière similaire, d'ajuster le seuil IR utilisé dans l'algorithme de Bristol (c.f. section I.a.) à partir des comparaisons avec les données MO. Negri and Adler (1993) utilisent le même type d'approche pour proposer une modification pour la méthode NAWT (section I.b.).

Adler and Negri (1993) proposent l'utilisation combinée d'une méthode MO et d'une méthode IR pour l'estimation des précipitations mensuelles. La méthode MO employée utilise les canaux 37 et 85 GHz pour identifier les surfaces pluvieuses et le canal 85 GHz pour déterminer le taux de pluie associé à ces surfaces. La technique IR utilisée est la méthode GPI (section I.a.). Initialement, l'estimation mensuelle IR est calculée séparément en utilisant toutes les données (horaires) disponibles. Ensuite une seconde estimation IR est obtenue à

partir des images échantillonnées aux heures de passage de l'instrument MO. Toutes ces estimations sont calculées sur une grille de  $1,25^\circ \times 1,25^\circ$ . Sur chaque carré de cette grille l'estimation combinée est donnée par l'estimation IR complète (avec toutes les données) multipliée par un facteur d'étalonnage. Ces facteurs sont obtenus en divisant l'estimation mensuelle MO par l'estimation IR échantillonnée.

Jobard and Desbois (1994) proposent une méthode combinée (RACC - Rain and Cloud Classification) fondée sur une technique de classification automatique. Dans une première étape, cette méthode utilise les images MO et IR coïncidentes temporellement pour obtenir une classification caractérisant différents types de nuages. Dans la seconde étape de la méthode (phase d'application), l'ensemble complet des données IR est utilisé. Chaque pixel de chaque image IR est associé à une classe de nuages (dans la classification obtenue précédemment). Jobard and Desbois obtiennent ainsi des images "classifiées" horaires. Ensuite, des taux de pluie obtenus en fonction de la valeur du paramètre MO de chaque classe sont attribués à ces images. Cette méthode est expliquée en détail dans le Chapitre 3 de cette thèse.

Berg (1994) calcule les températures moyennes des pixels IR correspondant aux pixels MO pluvieux. Il compare ensuite l'histogramme de la distribution de ces pixels à l'histogramme obtenu avec tous les pixels IR correspondant aux observations MO. Ceci permet de déterminer la probabilité qu'un pixel à une température donnée soit associé à la pluie. Berg peut alors déterminer les taux moyens de pluie associés à chaque température IR. Deux méthodes MO ont été utilisées par Berg pour l'AIP3. Le premier algorithme MO est celui proposé par Berg and Chase (1992) décrit dans la section II.a. Le second est l'algorithme de Ferriday and Avery (1994) présenté dans la section II.d.

Adler and Kummerow présentent trois méthodes combinées pour l'AIP3. Dans ces méthodes, ils utilisent soit l'algorithme MO GSCAT soit l'algorithme MO de Kummerow (Kummerow *et al.*, 1989), tous les deux décrits dans la section II.d. La première méthode combinée se rapproche de celle proposée par Adler and Negri (1993) en remplaçant l'algorithme MO original pour les deux cités ci-dessus. La deuxième méthode combinée utilise une comparaison entre les images IR et MO coïncidentes (sur des périodes d'un mois) pour déterminer le seuil IR qui approche les surfaces associées aux pluies dans les deux canaux. Ensuite, le taux de pluie moyen (conditionnel) est défini comme le volume total de pluie

(VTP) estimé par la méthode MO divisé par la surface pluviogène IR (pixels avec une température plus froide ou égale à  $T_{\text{seuil}}$ ). La troisième méthode utilise un seuil IR fixé à 253 K. A l'intérieur de la surface délimitée par ces pixels, Adler and Kummerow sélectionnent les 10% des pixels les plus froids et les 50% suivants pour définir les surfaces  $S_{10}$  et  $S_{50}$  pour lesquelles les taux de pluie sont donnés par :

$$RR_{10} = 0,5 \cdot VTP/S_{10} \quad (2-45)$$

$$RR_{50} = 0,5 \cdot VTP/(S_{50} - S_{10}) \quad (2-46)$$

### III. a. Conclusions sur les méthodes combinées

Pour les premières tentatives de combiner les données IR et MO on a utilisé très souvent des méthodes purement IR simplement étalonnés avec les données MO. Certains algorithmes plus récents continuent à utiliser l'information MO pour corriger les estimations IR. D'autres méthodes utilisent des algorithmes de classification ou des analyses d'histogramme pour intégrer les deux données. Le nombre de méthodes combinées reste encore assez réduit. Les premiers résultats montrent généralement des améliorations par rapport à d'autres méthodes, mais ils restent encore limités à peu de cas analysés.

## IV. Conclusions sur les Méthodes d'Estimation des Précipitations par Satellite

Malgré l'effort effectué ces dernières années pour la réalisation des exercices d'intercomparaison d'algorithmes, leurs conclusions ne permettent toujours pas de choisir "la" meilleure (ou même les meilleures) méthode d'estimation des précipitations. Ces résultats sont

pour l'instant trop partiels et les méthodes comparées présentent des performances très variables en fonction des conditions dans lesquelles elles sont appliquées. D'une manière générale, les méthodes IR présentent des meilleurs résultats pour les estimations des précipitations cumulées sur de longues périodes. Au niveau instantané en revanche, les estimations obtenues avec les algorithmes MO sont plus proches des valeurs observées. Ces conclusions indiquent que la combinaison de ces deux approches complémentaires peut donner des résultats plus satisfaisants à différentes échelles spatio-temporelles. Les premiers résultats des méthodes combinées sont très prometteurs, mais ces méthodes sont récentes et ses applications sont encore peu nombreuses. On espère, avec les deux applications de la méthode combinée RACC développées ici, mieux comprendre la contribution de chaque type de donnée et peut-être pouvoir contribuer aux conclusions de ces comparaisons.

**CHAPITRE 3**  
**La Méthode RACC**  
**(Rain And Cloud Classification)**

### **CHAPITRE 3 - La Méthode RACC (Rain And Cloud Classification)**

La Méthode RACC (Rain And Cloud Classification) est une méthode qui combine plusieurs données satellitaires pour estimer les précipitations cumulées à différentes échelles spatio-temporelles (Jobard and Desbois, 1994). Cette méthode est fondée sur un algorithme de classification automatique, développé initialement pour la classification des nuages (Desbois et al., 1982). Dans ce but, cette méthode a été validée et appliquée à des régions tempérées (Henderson-Seller et al., 1983; Bellec et al., 1992) mais aussi à des régions tropicales (Desbois and Sèze, 1984; Farki et al., 1992).

L'algorithme utilisé dans la méthode RACC emploie une technique de nuées dynamiques qui permet de combiner plusieurs paramètres et de construire des classes "naturelles" des données.

Les principes de la technique des nuées dynamiques utilisée dans ce travail sont exposés dans la section I de ce chapitre. Cette technique de classification automatique est développée en deux phases: la phase d'Apprentissage pour la détermination d'une classification des nuages précipitants (section I.1) et la phase d'Application, pour l'affectation de ces classes à la totalité des données analysées (section I.2). La méthode RACC, utilisant une combinaison des paramètres IR et MO, est présentée dans la section II.

## **I. La technique de classification automatique**

Un des principaux avantages de la technique de classification automatique utilisée dans la méthode RACC est d'obtenir des groupes ou classes naturelles à partir de l'ensemble des données utilisées, sans avoir besoin d'aucune connaissance "a priori" de ces classes. D'autres méthodes, comme les méthodes infrarouge à seuil, peuvent aussi produire une classification des nuages, mais nécessitent que l'on connaisse d'abord les seuils correspondant aux caractéristiques spectrales des différents types de nuages. En plus, les seuils choisis dans ces méthodes peuvent varier selon la région et la période étudiées (Arkin and Xie, 1994). Avec la technique de classification automatique, les températures IR des classes de pluie ne sont pas choisies arbitrairement, mais déterminées à partir d'un ensemble d'images représentatives de la région et de la période étudiées.

### **I.1. La Phase d'Apprentissage**

Cette technique de classification des nuages utilise une combinaison d'informations spectrales et spatiales, selon les paramètres retenus. L'information spectrale, par exemple, peut être fournie par les radiances dans les différents canaux choisis comme le visible, l'infrarouge ou les microondes. L'information spatiale est donnée par "l'image variance" calculée sur un ou sur plusieurs des paramètres spectraux utilisés. Cette image variance est obtenue avec la variance locale calculée sur les huit voisins de chaque pixel dans l'image d'origine. Un ensemble d'images coïncidant temporellement pour chaque paramètre forment un "ensemble d'apprentissage".

Dans cette phase de la méthode de classification, chaque type d'information correspond à une dimension dans l'espace des données. Les informations spectrales et spatiales utilisées (l'ensemble d'apprentissage) sont disposées de façon que chaque pixel de chaque image correspondant aux  $n$  paramètres sera représenté par un point dans un espace

$\mathbb{R}^n$ . Cette phase est basée sur un algorithme des nuées dynamiques (Diday and Simon, 1976) qui permet une partition directe des données dans cet espace en classes "naturelles" disjointes (classification non-hiérarchique).

L'algorithme des nuées dynamiques se sert d'un processus itératif pour déterminer la partition de l'espace  $n$ -dimensionnel. Ce processus est décrit ci-dessous. Les conditions d'initialisation de la méthode et quelques variantes de cette technique de classification seront aussi discutés.

### **I.1.1. Le processus itératif**

Dans les études que nous développons, l'espace  $n$ -dimensionnel est constitué par les pixels des images satellitaires. Le nombre des pixels ou des points à classer peut être très élevé, selon la taille ou le nombre des images utilisées. Pour contrôler ce nombre et le temps de calcul de l'algorithme en conséquence, nous utilisons, la plupart du temps, une grille régulière appliquée à l'ensemble des points. L'utilisation de ce type de grille permet de garder la distribution spatiale des pixels dans l'espace  $n$ -dimensionnel et de réduire, lorsque cela est nécessaire, le nombre de pixels à classer. Un exemple de l'application de différentes grilles est montré dans le Chapitre 4.

La partition de la sous-population obtenue après l'application de la grille dans les différentes classes est effectuée par un processus itératif, de façon à maximiser les distances *entre* les classes et minimiser les distances *dans* les classes. Ce processus itératif (voir Figure 3-1 pour une représentation simplifiée) peut être décrit en trois étapes. Dans la première étape, un nombre initial  $N$  de classes est fixé. Le choix de  $N$  peut varier d'une application à l'autre de l'algorithme des nuées dynamiques. Les études précédentes sur la classification des nuages (Desbois et al., 1982 ; Desbois and Sèze, 1984) ont montré qu'un nombre initial de 15 classes est satisfaisant. Dans les applications de la méthode RACC présentées ici, nous avons conservé cette valeur.

Ensuite,  $F$  points sont choisis aléatoirement pour former les premiers noyaux de chaque classe. Comme pour le nombre de classes, la valeur de  $F$  doit être adaptée à chaque étude. Dans notre travail, les classes de pluie que nous voulons identifier sont composées de pixels très minoritaires par rapport à la sous-population analysée (environ 1% du total des pixels). La valeur de  $F$  doit alors être relativement petite pour permettre l'algorithme de nuées dynamiques de retrouver ces classes. Nous utilisons généralement la valeur  $F = 80$  points. Le centre de gravité et la variance de chaque noyau sont calculés.

La deuxième étape est la construction des classes. Le critère d'agrégation utilisé dans la méthode RACC pour la formation des classes est la distance Euclidienne au centre de gravité des noyaux. Autrement dit, chaque pixel de chaque image est projeté sur l'histogramme  $n$ -dimensionnel et attribué à la classe dont le centre de gravité est le plus proche, selon la distance Euclidienne. Les variances des noyaux des classes sont aussi prises en compte pour cette attribution. L'utilisation de la distance Euclidienne et des variances des classes dans la méthode de classification (variables quantitatives) permet de rééquilibrer les contributions des divers paramètres dans le choix de la classe la plus proche. Ceci est important si ces contributions ne sont pas toutes du même ordre de grandeur (selon la dynamique de chaque paramètre), ou si nous voulons introduire des connaissances a priori sur les paramètres utilisés.

Dans la pratique cela veut dire que, pour ajuster la dynamique de chaque paramètre, nous devons normaliser les valeurs de chaque pixel, de façon à obtenir des distributions centrées réduites (Raffaëlli, 1995). La valeur centrée réduite du pixel  $i$  pour le paramètre  $p$  est donnée par :

$$X_{i,p} = \frac{C_{i,p} - \overline{C_p}}{\sigma_p}$$

$\sigma_p$  est l'écart type calculé pour le paramètre  $p$   
 $X_{i,p}$  est la valeur centrée réduite du pixel  $i$  pour le paramètre  $p$   
 $C_{i,p}$  est la valeur originale du pixel  $i$  pour le paramètre  $p$   
 $\overline{C_p}$  est la valeur moyenne pour le paramètre  $p$

Une fois ces distributions centrées et réduites, nous pouvons appliquer des poids différents pour chaque paramètre, s'il y a un de ces paramètres qui doit rester plus important que les autres pour la classification.

Lorsque tous les pixels ont été distribués, les centres de gravité et les variances des classes sont calculés. Un nouveau noyau de  $F$  points est alors défini dans chaque classe. Dans la méthode RACC, nous limitons le choix du nouveau noyau à la distance maximale entre le centre de gravité de la classe et les  $F$  points de l'ancien noyau. Les  $F$  points les plus proches du centre de gravité de la classe forment le nouveau noyau. Les centres de gravité et les variances des nouveaux noyaux sont calculés.

Dans la troisième étape une nouvelle itération est commencée. Les pixels sont à nouveau affectés aux classes et les centres de gravité sont recalculés. Pendant cette étape, si le nombre d'éléments d'une classe devient très petit, la classe est supprimée. Ce processus itératif est appliqué jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt intervienne. Plusieurs critères d'arrêt peuvent être utilisés. Par exemple, le processus itératif peut être arrêté lorsque:

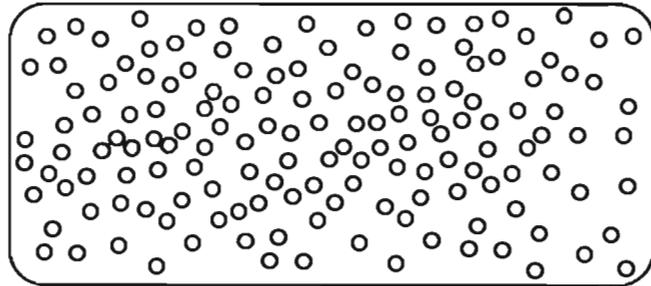
- deux itérations successives donnent la même partition;
- un critère convenablement choisi (par exemple, la variance des classes) cesse de décroître sensiblement;
- un nombre maximal d'itérations (fixé a priori) a été atteint.

Dans l'application de l'algorithme des nuées dynamiques par la méthode RACC, cette troisième étape est arrêtée lorsque la somme des distances euclidiennes entre les centres de gravité des classes et des noyaux correspondant ne varie que d'un  $\delta$  fixé au début de chaque étude, ou lorsque  $n_i$  itérations par tirage au sort ont été effectuées.

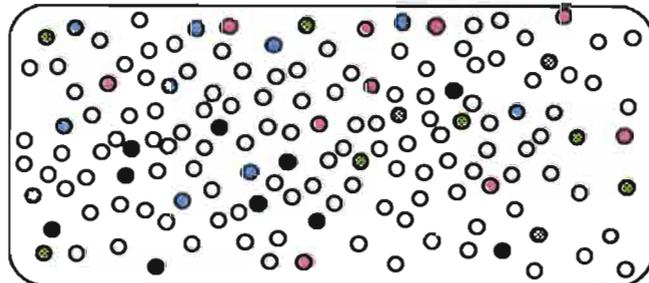
Une représentation simplifiée de ce processus itératif est montrée dans les Figures 3-1a et 3-1b.

**Etape 1:** Les points qui composeront les noyaux initiaux sont tirés au hasard. Dans notre exemple simplifié, nous supposons un nombre  $F$  de points égal à 10 pour chacune des 4 classes représentées par des couleurs différentes.

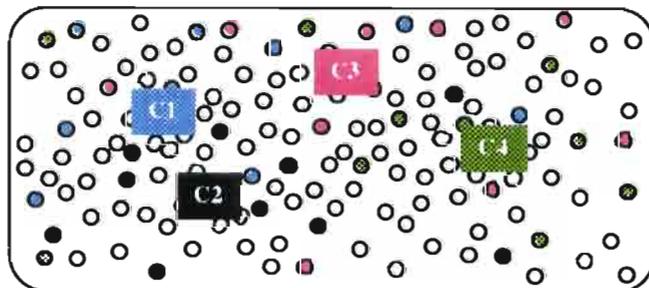
L'ensemble des points à classifier est défini.



$F$  points sont tirés au hasard pour chaque classe.



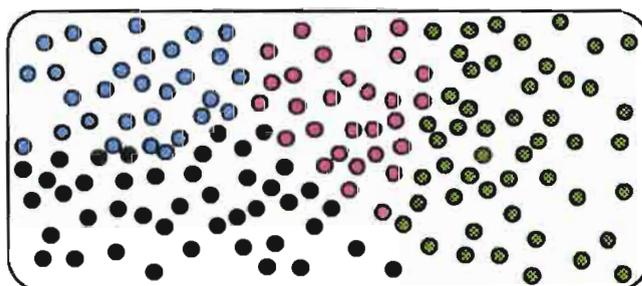
Les centres de gravité et les variances des noyaux initiaux sont calculés.



**Figure 3-1a** - Représentation simplifiée de l'étape 1 du processus itératif

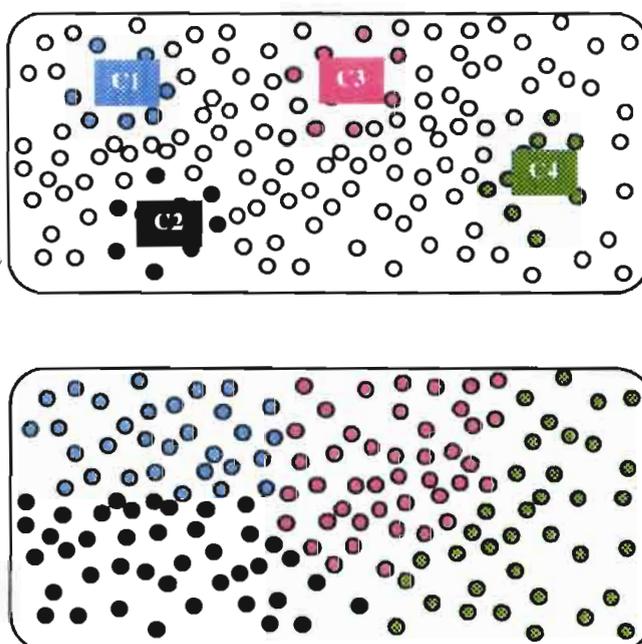
**Etape 2:** Tous les points de l'ensemble à classifier seront attribués à la classe dont le centre de gravité est le plus proche.

Les points sont affectés aux classes dont le centre de gravité est le plus proche. Les centres de gravité et les variances des classes sont calculés.



**Etape 3:** Une nouvelle itération est commencée.

Un nouveau noyau de  $F$  points est choisi dans chaque classe. Les centres de gravité sont recalculés. Les points de l'ensemble à classifier sont redistribués. Cette étape est réalisée jusqu'à ce que les centres de gravités des classes soient quasiment constants.



**Figure 3-1b** - Représentation simplifiée des étapes 2 et 3 du processus itératif.

### I.1.2. Variantes de l'algorithme des nuées dynamiques

D'autres variantes des nuées dynamiques peuvent aussi être utilisées par la méthode de classification automatique (Lebart *et al.*, 1982). Ces variantes diffèrent de l'algorithme présenté ci-dessus par l'introduction de valeurs prédéterminées des centres de gravité initiaux (Thorndike, 1953) ou par l'utilisation de seuils (ou protections) destinées à modifier éventuellement le nombre et la distribution des classes (Ball and Hall, 1965).

L'introduction des valeurs prédéterminées des centres de gravité initiaux sera utile, par exemple, lorsqu'une classification précédente a déjà été obtenue sur la zone d'étude et lorsque nous voulons tester un autre ensemble d'apprentissage (des images coïncidentes sur d'autres heures de passage des satellites).

Un exemple de l'utilisation d'une classification prédéterminée est présenté dans le Chapitre 4. Dans ce cas, les classes trouvées avec un premier ensemble d'apprentissage ont servi d'initialisation pour la classification obtenue avec un deuxième ensemble. Cette initialisation a permis à la technique de classification de trouver une nouvelle classe de nuages précipitants avec le deuxième ensemble d'apprentissage.

Néanmoins, nous cherchons ici une méthode qui soit, autant que possible, automatique, de façon à éviter au maximum les choix "a priori" qui pourraient laisser la technique de classification moins "générale". Nous analysons donc en priorité, les cas d'initialisation du processus itératif par tirage au sort.

Dans l'utilisation de cette technique pour l'estimation des précipitations, il est important de ne pas identifier seulement les divers types de nuages mais aussi ceux qui peuvent être associés à un taux de pluie. Il peut arriver que, dans un ensemble d'apprentissage, le nombre des pixels de pluie soit très faible par rapport au nombre des pixels non précipitants. Il faut donc éviter que les classes de pluie, qui sont formées par ces pixels très minoritaires, soient éliminées dans le processus itératif que nous avons décrit. Pour cela, nous

utilisons dans la méthode RACC des seuils sur certains des paramètres, ce qui permettra de délimiter la portion de l'histogramme qui sera partitionnée (variante de l'algorithme des nuées dynamiques). Par exemple, lorsque nous utilisons le paramètre "Température IR" nous limitons la partition de l'histogramme aux valeurs de la température IR pour lesquelles nous pouvons avoir des nuages précipitants. De cette manière, dans les études présentées dans les Chapitres 4 et 5, seulement la partie de l'histogramme située au-dessous de la température IR de 273K et 253K, respectivement, sera traitée.

Le principal inconvénient des algorithmes du type "nuées dynamiques" est que la partition finale n'est pas unique, car elle converge vers des optima locaux, dépendant généralement du choix des noyaux initiaux. Afin de minimiser le rôle de ce choix, notre version de la méthode RACC utilise, dans la pratique, dix tirages au sort pour les noyaux initiaux. De cette façon nous avons, à chaque fois, dix partitions finales (ou classifications) pour chaque ensemble d'apprentissage (à l'exception évidemment du cas d'initialisation du processus itératif par une classification prédéterminée, où nous obtenons une seule partition finale). Les critères utilisés pour choisir une des dix classifications obtenues pour chaque ensemble d'apprentissage sont discutés dans la section II.1. La partition finale choisie sera utilisée dans la Phase d'Application de la méthode.

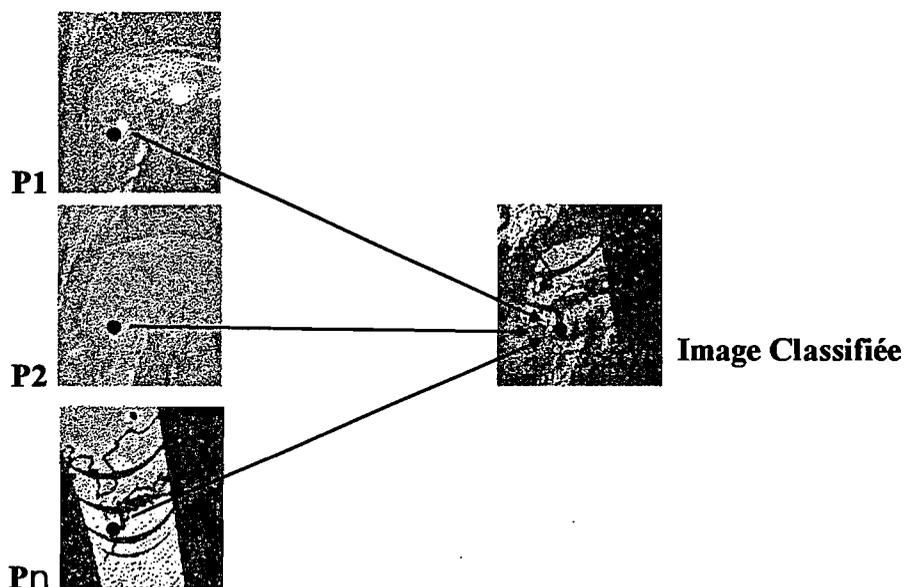
Les classifications sont obtenues sous la forme d'un tableau où chaque classe de nuage  $N$  est identifiée par les valeurs des centres de gravité  $C_N^{pn}$  pour chacun des  $\Omega$  paramètres.

Numéro de la classe	PARAMETRE 1	PARAMETRE 2	...	PARAMETRE $\Pi$
1	$C_1^{p1}$	$C_1^{p2}$		$C_1^{p\Pi}$
2	$C_2^{p1}$	$C_2^{p2}$		$C_2^{p\Pi}$
3	$C_3^{p1}$	$C_3^{p2}$		$C_3^{p\Pi}$
4	$C_4^{p1}$	$C_4^{p2}$		$C_4^{p\Pi}$
⋮	⋮	⋮	...	⋮
N	$C_N^{p1}$	$C_N^{p2}$		$C_N^{p\Pi}$

## I.2. La Phase d'Application

Cette étape consiste dans l'utilisation de la classification obtenue dans la phase d'apprentissage de la méthode pour l'ensemble des données disponibles. C'est-à-dire, dans la Phase d'Application de la méthode, nous prenons les  $n$  images coïncidant temporellement et projetons chaque pixel de chaque image dans l'espace  $n$ -dimensionnel. Ces pixels sont attribués à la classe dont ils sont les plus proches et nous obtenons ainsi une "image classifiée" (c. f. Figure 3-2).

Les images classifiées seront utilisées par la méthode RACC pour estimer les précipitations cumulées sur une région étudiée. Pour cela, chaque classe de nuage dans une image classifiée sera associée à un taux de pluie (section II.3). Les valeurs des précipitations de chaque pixel de l'image, sont utilisées pour le calcul d'une moyenne spatiale. Nous obtenons ensuite les valeurs des précipitations cumulées en prenant l'ensemble des images classifiées sur la période étudiée.



**Figure 3-2** - Phase d'application de la méthode de classification: chaque pixel de chaque image correspondant aux Pn paramètres est attribué à la classe la plus proche. Une image classifiée est ainsi construite.

## II. La combinaison IR/MO

Dans des études précédentes, Desbois et *al.* (1982) et Desbois and Sèze (1984) ont démontré l'importance de l'utilisation des radiances IR, Visible et Vapeur d'eau pour avoir une bonne définition des différentes classes des nuages. L'introduction par la suite des "images variance" dans les ensembles d'apprentissage a permis de mieux discriminer certains types de nuage. En réalité, pour ces études comme pour les applications présentées ici, les "images variance" sont construites avec le logarithme de la variance locale (calculé sur les 8 pixels voisins) multiplié par un facteur 30, ce qui permet d'obtenir une distribution de la dynamique de l'image équivalente à celle des images radiances (sur 256 valeurs). D'autres paramètres ont

Jobard and Desbois (1992) proposent une autre combinaison de paramètres pour l'estimation des précipitations cumulées sur les régions observées. Ils introduisent un paramètre Microonde (MO), en combinaison avec les données IR, pour obtenir des images classifiées dans lesquelles on cherche à identifier les classes des nuages précipitants. Contrairement à l'IR, qui donne un indice de la couverture nuageuse, le paramètre MO peut discriminer les nuages précipitants de ceux non-précipitants, car il est directement relié à la présence des hydrométéores (cf Chap.1).

Les radiances IR et MO sont associées, dans la phase d'apprentissage de la méthode de classification, à un troisième paramètre, donné par la Variance IR. L'utilisation du paramètre VAR-IR ici est importante pour caractériser la structure spatiale des nuages. Il permet de discriminer mieux les parties actives (fortement convectives) des nuages, où il existe une importante hétérogénéité des températures IR, des zones moins actives où les sommets des nuages sont plus homogènes. Les images dans le Visible ne peuvent pas être utilisées, car elles ne sont pas disponibles aux heures de passage de l'instrument qui fournit les images MO.

Néanmoins, à cause de la grande différence entre les résolutions temporelles des données IR et MO, nous ne pouvons avoir des images coïncidentes pour ces deux paramètres, nécessaires à l'obtention des images classifiées, qu'une ou deux fois par jour. Cette fréquence n'est pas compatible avec la grande variabilité temporelle caractéristique des précipitations. Jobard and Desbois (1992) ont alors présenté une adaptation de l'algorithme de classification automatique, la méthode RACC, qui permet de garder la résolution horaire ou semi-horaire des images IR.

La méthode RACC conserve la Phase d'Apprentissage de la technique de classification automatique telle qu'elle a été décrite ci-dessus, mais modifie la Phase d'Application pour employer seulement les paramètres IR (température et variance IR) dans l'obtention des images classifiées (section II.2).

Le but de la phase d'apprentissage est d'obtenir une bonne définition de tous les types des nuages précipitants qui seront représentés dans l'histogramme (3-dimensionnel) par des sous-ensembles compacts (les classes). Pour cela, il faut que l'histogramme obtenu soit le plus

représentatif possible des situations météorologiques que nous voulons classifier. Ceci est possible en utilisant des échantillons cumulés dans le temps (Desbois and Sèze, 1984), c'est-à-dire, en prenant, dans la phase d'apprentissage, un ensemble de plusieurs passages des satellites pour lesquels nous avons des images coïncidant sur chaque paramètre.

Le choix initial de cet ensemble de passages des satellites, que nous avons appelé "ensemble d'apprentissage", joue un rôle important dans la classification obtenue. Dans les applications de la méthode RACC que nous présenterons dans les Chapitres 4 et 5, nous avons analysé les résultats obtenus avec différents ensembles d'apprentissage. Ces études ont montré qu'il nous faut avoir un ensemble d'apprentissage statistiquement représentatif des événements que nous voulons identifier pour que l'on puisse obtenir des bonnes estimations des précipitations sur une période donnée.

## II.1. Le choix d'une classification

Il est évidemment très difficile de tester toutes les dix classifications obtenues (cf section I.1) pour chaque ensemble d'apprentissage de chaque étude réalisée; cela comporterait un nombre trop important d'images classifiées et des statistiques à réaliser. Il nous faut donc déterminer des critères statistiques qui serviront à la comparaison de ces classifications.

Dans l'étude réalisée par Desbois *et al.* (1982), trois classifications sont analysées pour chaque ensemble d'apprentissage examiné. Ici, les critères de comparaison utilisés pour le choix d'une partition finale sont le nombre des classes obtenues et la distance (euclidienne) entre les centres de gravité des classes et les noyaux. L'intérêt de cette étude étant une bonne discrimination du plus grand nombre des types de nuage, leur meilleure classification se trouve entre celles qui ont le plus grand nombre des classes et la plus petite distance euclidienne.

Desbois and Sèze (1984) ont fait plusieurs tests pour la méthode et ils ont conclu que des paramètres comme le nombre initial des classes ou la dimension initiale des noyaux peuvent influencer dans la classification finale. Néanmoins, leurs conclusions montrent aussi que, si des classes réelles existent, alors elles seront correctement séparées par la technique de classification que nous utilisons. Cela veut dire que les classes réelles peuvent être identifiées, par exemple, par leurs fréquences d'occurrence dans les différents tirages au sort.

Dans les applications de la méthode RACC présentées dans les Chapitres 4 et 5 nous avons analysé les trois critères suggérés ci-dessus: le nombre total de classes, la distance euclidienne et la stabilité des classes trouvées.

Cependant, d'autres critères peuvent être importants pour la méthode RACC. Un de ces critères, lié au paramètre MO, est le nombre de classes pour lesquelles ce paramètre correspond à des nuages précipitants. Un nombre important de classes de pluie correspondra à une plus grande diversité des taux de pluie, permettant une estimation des précipitations plus détaillée. Un dernier critère de comparaison doit être considéré pour la méthode RACC: les valeurs des centres de gravité pour les paramètres IR et VAR-IR doivent être suffisamment distincts entre une classe et l'autre, afin d'éviter que ces classes se mélangent lors de l'obtention de l'image classifiée à deux paramètres.

Un exemple de trois partitions finales obtenues pour un même ensemble d'apprentissage est montré dans le Tableau 3-1. L'ensemble d'apprentissage utilisé correspond à quatre groupes d'images coïncidentes (c'est-à-dire, pour chacun des quatre passages du satellite nous avons trois images correspondant aux trois paramètres utilisés). Ces images ont été prises pendant les mois de juillet et août 1989 sur la région du Japon (voir Chapitre 4). Le paramètre MO utilisé dans ce cas est l'indice de diffusion SI (Grody, 1991 - Chapitre 2), donné par une combinaison des canaux MO. Les valeurs de cet indice égales ou supérieures à 10K indiquent la présence des hydrométéores (cristaux de glaces ou particules d'eau liquide présents dans les nuages), c'est-à-dire, donnent les classes correspondant aux nuages précipitants.

Dans le Tableau 3-1, nous avons, pour chaque partition finale, le nombre des classes obtenues et les valeurs des centres de gravité de ces classes pour chaque paramètre utilisé. Les classes sont présentées dans l'ordre décroissant des températures IR. Le nombre total des pixels dans chaque classe est aussi montré. Les chiffres donnés à la dernière ligne de chaque classification correspondent aux valeurs de la somme des distances euclidiennes (*DE*) de toutes les classes pour les sept dernières itérations. Ce paramètre représente un des critères d'arrêt du processus itératif décrit dans la section I.1.1 de ce chapitre.

Dans cet exemple, la première classification (partition 1) présente seulement 6 classes, tandis que les partitions 2 et 3 possèdent 10 classes chacune. La partition 1 a aussi la plus grande valeur finale de *DE* (somme des distances euclidiennes). Ces deux critères (nombre total des classes et distance euclidienne) permettent déjà d'écarter la partition 1 par rapport aux deux autres classifications.

Les partitions 2 et 3 ont le même nombre des classes et quasiment la même valeur de *DE*. Néanmoins, la partition 2 a trois classes où les valeurs de SI sont égales ou supérieures à 10K. La troisième classification n'a que deux classes de pluie dont la classe 5 avec une température IR assez élevée (250K). Les classes 9 et 10 de la partition 2 ont des valeurs très proches pour la température IR, mais les valeurs de VAR-IR de ces classes permettent une meilleure séparation entre elles. Selon les critères de comparaison que nous avons choisis, ce sera donc la partition 2 qui sera sélectionnée et utilisée ensuite dans la Phase d'Application de la méthode RACC.

**Tableau 3-1 - Trois exemples des partitions finales (ou classifications) obtenues avec un ensemble d'apprentissage composé d'images prises pendant les mois de juillet/août 1989 sur la région du Japon. La zone grisée représente les classes de pluie identifiées par le paramètre SI.**

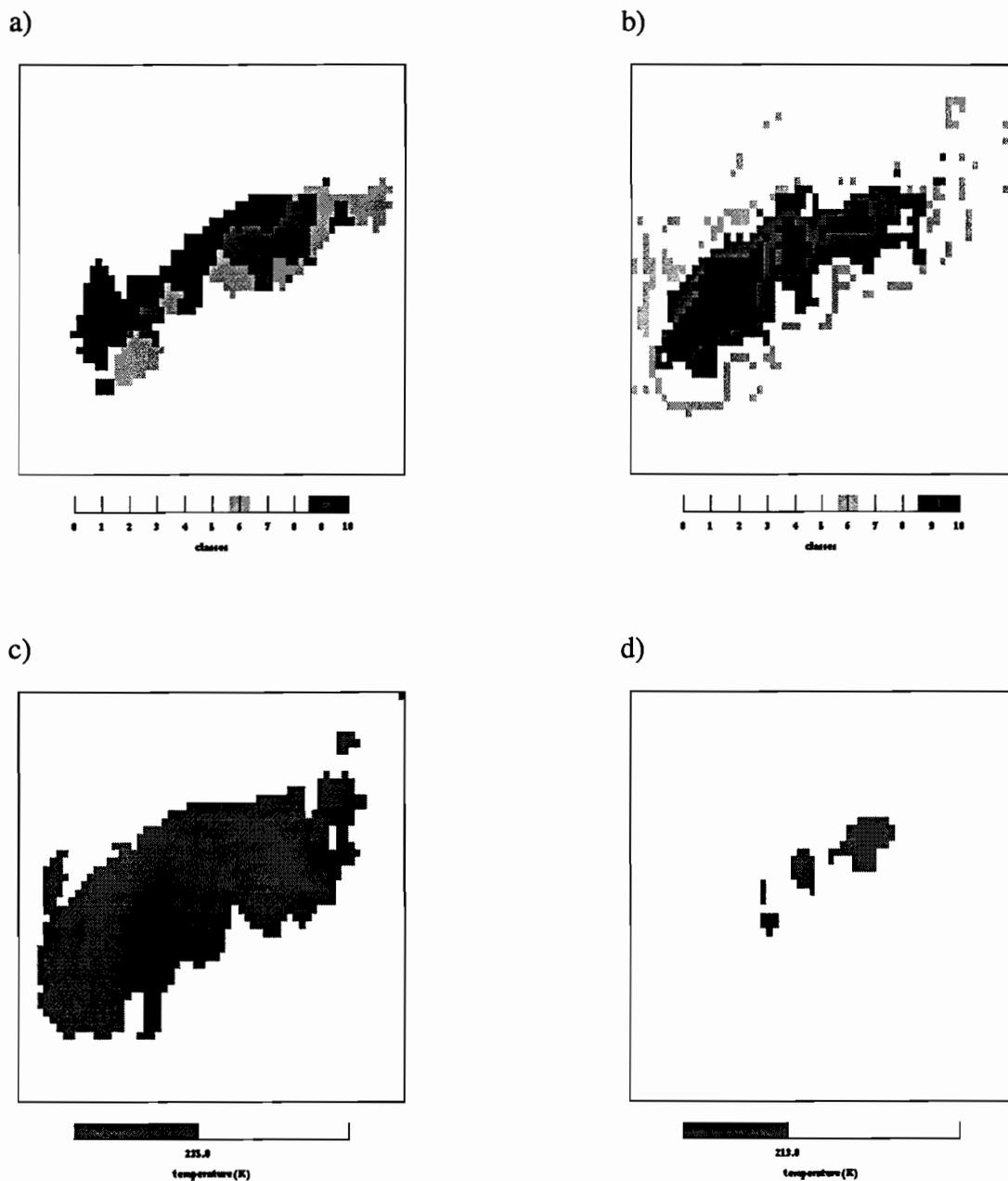
<b>Partition 1 - Nombre de Classes: 6</b>						
Numéro de la classe	Nombre de pixels dans la classe	Température IR (K)	Variance-IR	SI (K)		
1	15793	263	48	-10		
2	10973	259	69	-9		
3	10554	257	27	-8		
4	12560	235	55	-5		
5	5118	226	38	32		
6	11534	223	30	10		
.606E+05 .605E+05 .604E+05 .603E+05 .602 E+05 .601 E+05 .600 E+05						
<b>Partition 2 - Nombre de Classes: 10</b>						
Numéro de la classe	Nombre de pixels dans la classe	Température IR (K)	Variance-IR	SI (K)		
1	13555	265	60	-11		
2	5507	263	44	2		
3	10573	260	29	-10		
4	9247	243	47	-10		
5	6987	241	70	-7		
6	2333	235	52	24		
7	5891	229	45	4		
8	5838	225	29	-9		
9	2110	219	33	42		
10	4491	218	25	-10		
.462E+05 .460E+05 .459E+05 .458E+05 .457E+05 .456E+05 .455E+05						
<b>Partition 3 - Nombre de Classes: 10</b>						
Numéro de la classe	Nombre de pixels dans la classe	Température IR (K)	Variance-IR	SI (K)		
1	7152	266	37	-9		
2	8405	262	69	-9		
3	12491	260	51	-11		
4	5908	255	23	-10		
5	3483	250	36	10		
6	6960	236	62	-10		
7	4676	235	57	8		
8	8322	229	36	-9		
9	3135	221	37	38		
10	6000	219	27	8		
.462E+05 .458E+05 .455E+05 .453E+05 .451E+05 .449E+05 .448E+05						

## II.2. Classification à deux paramètres

L'adaptation de la phase d'Application de la technique de classification automatique proposée par Jobard and Desbois (1992) consiste à n'utiliser que les deux paramètres IR des ensembles d'apprentissage, en conservant les valeurs des centres de gravité des classifications obtenues avec les trois paramètres initiaux. Ceci permet de garder l'information physique fournie par le paramètre MO, tout en obtenant des images classifiées avec la résolution temporelle des images infrarouge.

On suppose ici que la combinaison des deux paramètres IR est capable d'une certaine façon de simuler la distribution des classes obtenue par la classification à trois paramètres. Cette supposition nous permet de conserver l'information des classes de pluie définies par le paramètre MO de la classification à trois paramètres.

Les Figures 3-3a et 3-3b montrent l'exemple d'une image du 15 juin 1989 classifiée respectivement à trois et à deux paramètres. Malgré la distribution spatiale des classes de pluie assez différente dans les deux cas présentés sur cette figure, nous faisons l'hypothèse que la représentation de la pluie en trois classes, obtenue avec les deux paramètres IR, est plus appropriée à l'estimation des précipitations que, par exemple, la distribution spatiale obtenue avec un seuil IR (Fig. 3-3c) (Jobard and Desbois, 1994). Ces résultats ont été confirmés dans les applications de la méthode RACC que nous avons réalisées (Chapitre 4 et 5).



**Figure 3-3** - Extrait des images du 15 juin 89 (30°N à 32,5°N et 123,7°E à 127,5°E).  
 a) Classes de pluie obtenues avec la partition 2 du Tableau 3-1 en utilisant trois paramètres (IR, VAR-IR et MO); b) la même chose que a) en utilisant seulement les deux paramètres IR (Temp. IR, VAR-IR); c) la surface correspondante à un seuil IR égal à -38° C (235K); et d) la même chose que c) pour un seuil IR égal à -60°C (213K).

### II.3. L'attribution des taux de pluie aux images classifiées

Dans des études précédentes réalisées avec la méthode RACC, l'attribution des taux de pluie aux classes obtenues était soit empirique, soit basée sur une calibration faite à partir des mesures au sol d'un événement pluvieux en particulier.

Dans le premier cas (Jobard and Desbois, 1992), les facteurs de pluie associés aux classes obtenues sont choisis arbitrairement en considérant des valeurs des précipitations fortes, moyennes ou faibles, typiquement observées sur des régions tropicales. Dans le cas de la calibration avec les données sol (Jobard and Desbois, 1994), les facteurs utilisés ont été ajustés de façon à trouver des valeurs des précipitations horaires les plus proches possibles de celles mesurées par un réseau des pluviographes pendant la période d'un événement pluvieux. L'événement utilisé a été une ligne de grain bien marquée, observée pendant le matin du 04 août 1989 sur la région de validation (un degré carré situé au Niamey, Niger - Afrique; Lebel *et al.*, 1992).

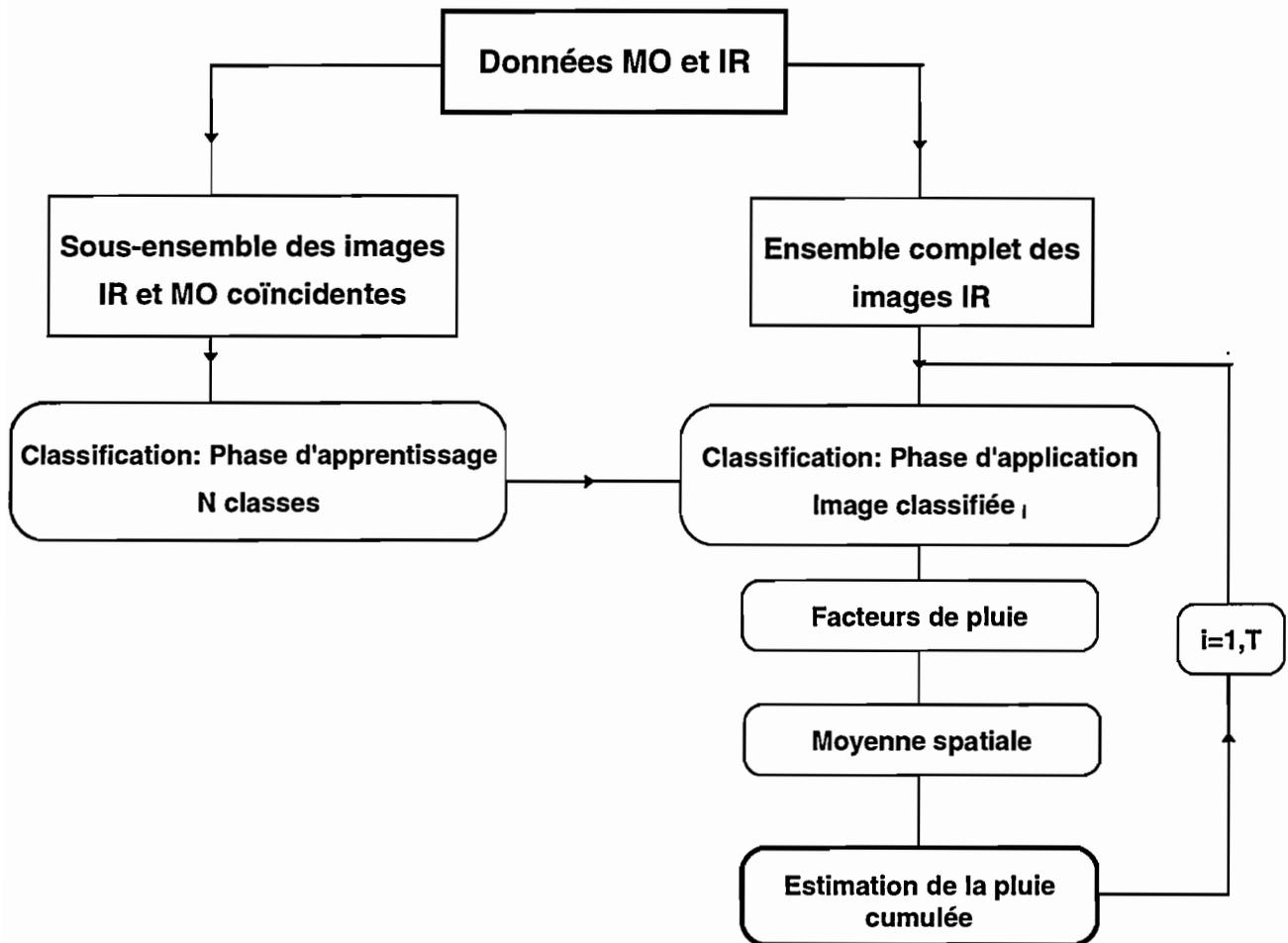
L'avantage de la méthode de calibration par rapport aux facteurs empiriques est qu'on utilise des informations réelles sur la période et la région étudiées. Néanmoins, selon l'étendue de la période analysée, la calibration sur un seul événement pluvieux peut être peu représentative et donner des estimations trop faibles ou trop importantes d'après l'événement choisi.

Dans les études que nous avons effectuées ici, nous avons testé différentes façons de déterminer les taux de pluie pour chaque classe. Une possibilité d'obtention des facteurs de pluie utilisée dans le Chapitre 4 a été une calibration basée sur la comparaison avec les précipitations mesurées au sol, cumulées pendant toute la période étudiée (30 ou 32 jours). Les meilleurs facteurs de pluie ont été choisis par rapport aux valeurs des coefficients de corrélation linéaire entre les précipitations cumulées observées et estimées et aux erreurs moyennes obtenues.

L'utilisation d'un paramètre MO dans la phase d'Application de la méthode RACC ouvre aussi la possibilité d'employer des relations directes entre la température MO du centre de gravité d'une classe et les taux de pluie, déduites à partir des modèles de transfert radiatif (Chapitre 1). Ces relations sont fonctions de la diffusion ou de l'émission (selon la fréquence du canal employé) du rayonnement MO par les hydrométéores. Par exemple, pour l'indice de diffusion **SI** (Scattering Index) que nous avons utilisé dans le Chapitre 4, Grody (1991) propose des relations linéaires pour les taux de pluie, en fonction de la valeur de SI et du type de surface observée (Chapitre 2). Ces relations ont été validées sur plusieurs régions et périodes différentes (Ferraro and Grody, 1992; Weng et al. 1994). Nous avons testé les expressions proposées par Grody dans le Chapitre 4.

Cependant, la relation Température MO x Taux de Pluie est encore elle-même un vaste sujet d'étude. En plus de celle de Grody (1991) que nous avons utilisé au Chapitre 4, une quantité appréciable de relations utilisant différentes fréquences MO a été suggérée (Wilheit et al., 1977; Spencer, 1986; Petty and Katsaros, 1990) (cf Chapitre 2). Néanmoins, l'utilisation de ces expressions, en dehors des conditions pour lesquelles elles ont été déduites, amènent à des imprécisions dues à des facteurs comme le cycle de vie des nuages observés et les variations des conditions atmosphériques pour les différents systèmes précipitants (Spencer et al., 1989).

La méthode RACC d'estimation des précipitations utilisée dans ce travail peut être résumée par l'organigramme présenté ci-dessous:



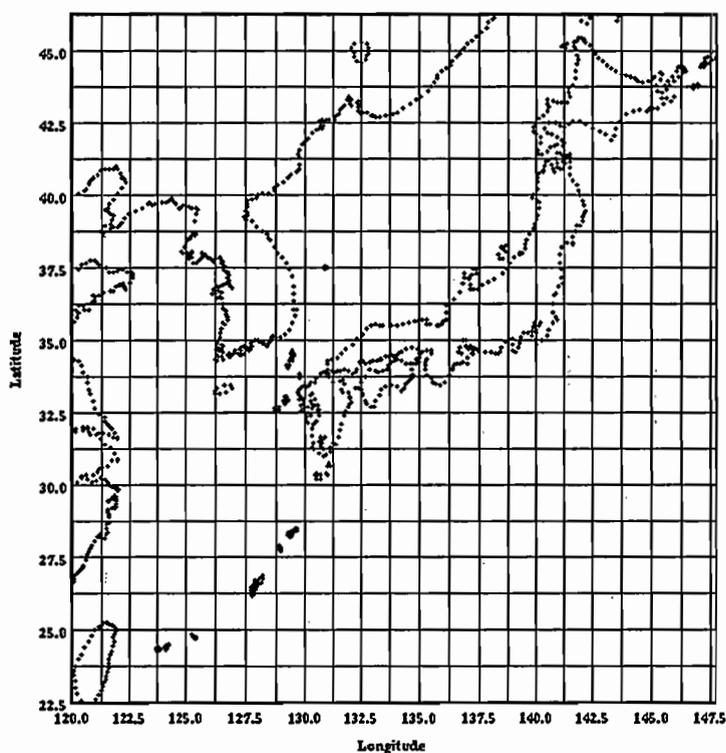
**CHAPITRE 4**  
**Application de la Méthode RACC**  
**au Japon**

## **CHAPITRE 4 - Application de la Méthode RACC au Japon**

Le Programme Mondial de Recherche sur le Climat (PMRC) a établi un projet appelé GPCP (Global Precipitation Climatology Project) avec le but de produire des analyses globales des précipitations cumulées sur différentes échelles spatio-temporelles. Ces analyses représentent une information fondamentale, par exemple, pour le diagnostic et validation des modèles de circulation générale et du climat, et pour les études de l'influence des précipitations tropicales dans la circulation atmosphérique à grandes échelles.

Pour atteindre la couverture spatiale sollicitée par les recherches sur le climat, le GPCP doit utiliser des estimations des précipitations dérivées des observations satellitaires. Le GPCP a alors prévu une série d'expériences d'intercomparaison des algorithmes qui utilisent l'imagerie satellitaire dans le visible, l'infrarouge ou les microondes, pour l'estimation des pluies. Ces expériences (AIP - Algorithm Intercomparison Project) servent à comparer les divers algorithmes existants et à comprendre les différents résultats obtenus avec un même ensemble de données satellitaires.

Trois de ces expériences ont été organisées jusqu'à maintenant sur différentes régions climatiques. Sur ces régions, des données *in-situ* (pluviographes, radars) de bonne qualité et haute densité et des images coïncidentes dans le visible (VIS), infrarouge (IR) et microondes (MO) sont disponibles (les données "sol" serviront comme validation pour les algorithmes d'estimation des précipitations par satellite). La première de ces expériences, l'**AIP1**, a été réalisée sur la région du Japon et les mers environnantes (23° N - 46° N et 120° E - 147° E - cf. Figure 4-1) pendant les mois de juin à août 1989. L'**AIP2** a couvert le nord-ouest de l'Europe entre février et avril 1991. La troisième expérience, l'**AIP3**, a été réalisée sur la région proposée pour le programme TOGA-COARE (Tropical Ocean-Global Atmosphere - Coupled Ocean-Atmosphere Response Experiment) dans l'océan Pacifique équatorial ouest, entre novembre 1992 et février 1993.



**Figure 4 - 1 - La région du Japon et les mers environnantes**

Nous avons pu disposer des données rassemblées par la première expérience d'intercomparaison d'algorithmes (AIP1) sur la région du Japon et les mers environnantes. Cet ensemble très complet de données nous a permis de tester la méthode RACC qui combine les données IR et MO pour l'estimation des précipitations. Les données utilisées et la région étudiée seront présentées avec plus de détails dans la section I. L'utilisation de la méthode sera expliquée dans les sections II et III. Les divers résultats obtenus seront présentés dans la section IV. La méthode RACC sera comparée à un algorithme IR (section V) et à un algorithme MO (section VI). Finalement, les conclusions de l'étude sur la région du Japon seront présentées dans la section VII.

### I. Le premier Projet d'Intercomparaison des Algorithmes d'Estimation des Précipitations (AIP1) sur la Région du Japon

Pour l'AIP1, les données IR et Visible du satellite GMS (Geostationary Meteorological Satellite) ont été fournies avec une fréquence horaire par la "Japanese Meteorological Agency" (JMA). Les données IR sont fournies avec une résolution spatiale de 0,05° latitude x 0,0625° longitude. Il s'agit d'une série d'images de 476 lignes x 441 points (c'est-à-dire, un total d'environ 210000 pixels). Les données dans le visible ne seront pas utilisées pour notre étude. Les Etats-Unis ont fourni les images microonde de l'instrument "Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I)" embarqué à bord du satellite F-8 de la Défense Américaine, à orbite quasi-polaire. En raison de l'orbite de ce satellite (cf. Chapitre 1) nous avons seulement une ou deux images microonde (MO) par jour.

Deux périodes ont été choisies pour l'AIP1: du 01 au 30 juin 1989 et du 15 juillet au 15 août 1989. Sur ces deux périodes, dix passages SSM/I ont été sélectionnés pour les analyses des précipitations instantanées des algorithmes MO. Les heures de ces passages SSM/I (données en TU) sont:

DATE		HEURE
JUN	15	21h01
	16	20h49
	19	08h48
	22	09h51
	23	21h00
	28	19h57
JUILLET	17	09h34
	26	20h41
AOUT	06	20h02
	13	20h13

Pour la durée de cette expérience, un ensemble de 1488 "champs horaires de pluie" a été établi. Ces champs de pluie ont été obtenus par une combinaison des données fournies par 22 radars (Figure 4-2) et par 1300 pluviographes (Figure 4-3), du réseau AMeDAS (Automated Meteorological Data Acquisition System). Ces champs de pluie ou données de validation sont fournis sous la forme des cumuls horaires de la pluie en millimètre. Ils sont présentés sur une grille qui correspond à la résolution spatiale des données IR (0,05° lat x 0,0625° long). Une discussion sur l'obtention de ces champs de pluie est présentée dans l'Annexe A.

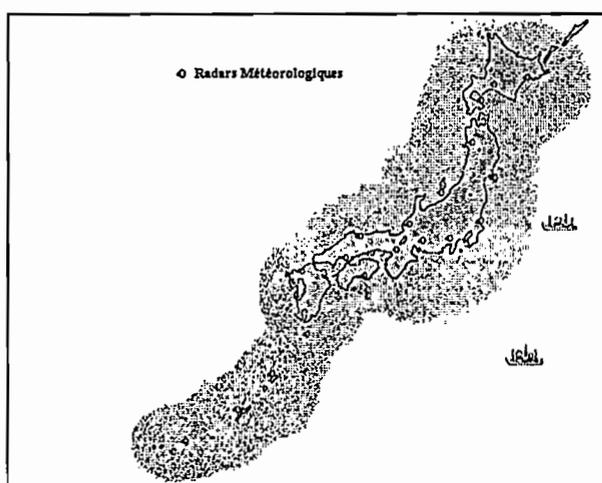


Figure 4 - 2 - La région observée par un réseau de 15 radars.

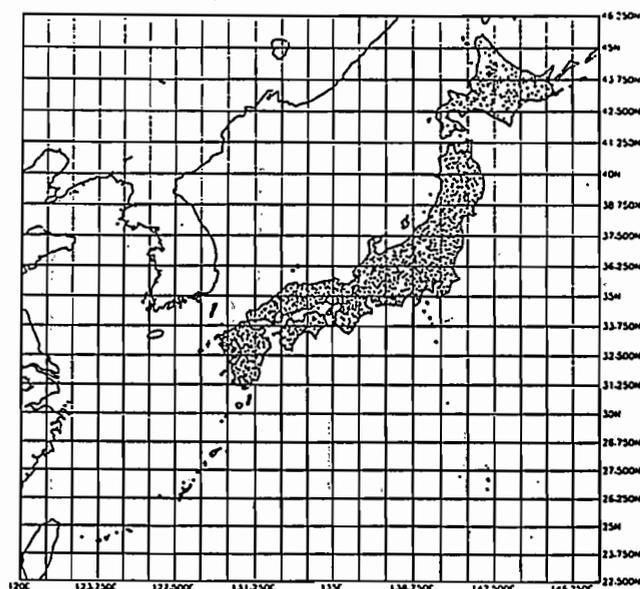
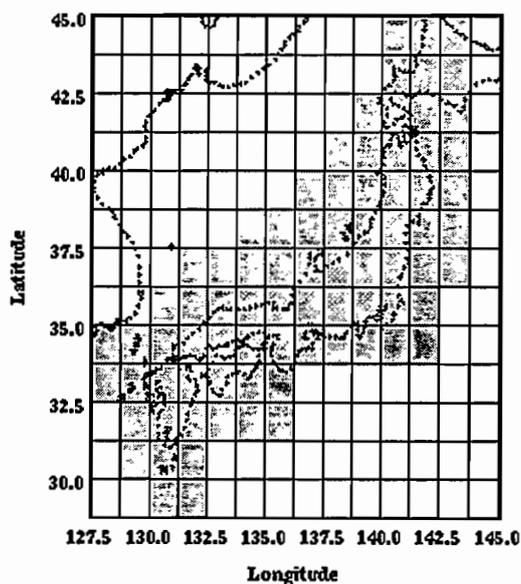


Figure 4 - 3 - La région couverte par les 1300 pluviographes du réseau AMeDAS.

Ces données de validation ne couvrant pas toute la région précédemment décrite, les comparaisons entre les précipitations estimées et observées ont été faites sur une plus petite zone allant de 28° N à 46° N et de 127° E à 147° E. Cette petite zone a été divisée en carrés de 1,25° lat X 1,25° long dont seulement 79 de ces carrés peuvent être comparés aux données de validation (Figure 4-4). Ces 79 carrés se partagent entre 52 carrés qui ont la majorité de leur surface dans la mer et 27 dans la terre. Cinq carrés "tests" ont été choisis (Figure 4-5) pour l'estimation à des échelles temporelles plus fines (au pas de temps d'une journée ou d'une heure). Ces cinq carrés sont distribués sur différents types de surface: le carré A est sur la côte, le carré B est sur la mer du Japon, C est sur la terre, et D et E sont sur l'océan Pacifique (E a une superficie de 4 fois la dimension des autres carrés).



**Figure 4 - 4** - Les 79 carrés de 1,25 lat X 1,25 long pour lesquelles nous avons les données de validation. Les 52 carrés MER sont représenté en gris foncé et les 27 carrés TERRE sont en gris clair.

Pour l'étude que nous allons présenter dans ce chapitre, nous nous referons toujours à ces 79 carrés de 1,25° lat x 1,25° long (ou aux 5 carrés tests) pour la comparaison de nos estimations.

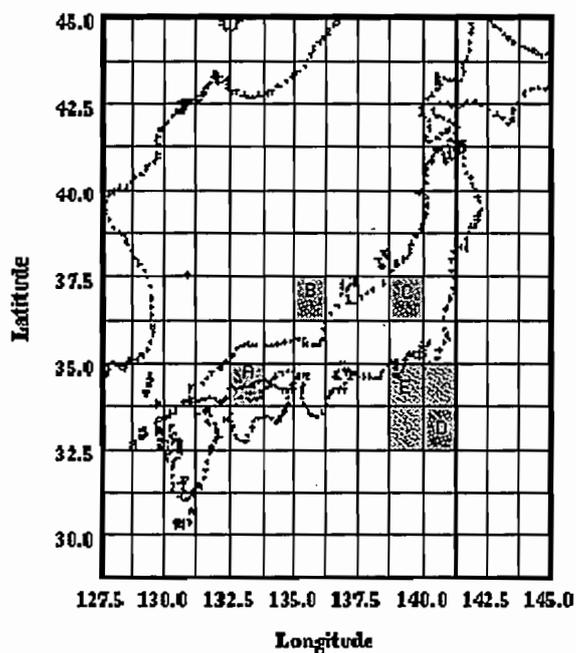


Figure 4-5 - Les cinq carrés "test".

### I.1. Les deux périodes de mesures

Avant de passer à l'application de la méthode RACC aux données fournies par l'AIP1, nous allons commenter brièvement l'ensemble des données de validation fournies pour les deux périodes de mesures.

Cet ensemble est constitué d'un champ de pluie par heure pour les deux périodes de mesures, fournis avec une résolution spatiale de  $0,05^\circ$  de latitude et de  $0,0625^\circ$  de longitude et des valeurs de pluie en millimètre (résolution de 1 millimètre par pixel). Pour toutes les comparaisons que nous ferons avec les estimations des précipitations par satellite, nous utiliserons des moyennes spatiales sur les 500 pixels de chaque carré de la Figure 4-4.

Nous avons choisi les carrés A, B et C de la Figure 4-5 localisés sur des types de surfaces différents pour décrire les données de validation pendant les mois de juin à août 1989. Le carré A est un carré "côte", c'est-à-dire, la majorité de ses pixels est située sur la côte, le carré B est un carré "mer" et le carré C est un carré "terre". Cependant, nous n'affirmons par pour autant que ces trois carrés soient forcément caractéristiques de ces types de surface.

La Figure 4-6 montre les séries temporelles obtenues avec les données de validation horaires sur ces carrés. Dans cette figure, nous pouvons observer des différences entre les précipitations moyennes observées sur ces trois carrés. Par exemple, le carré B (Mer) est caractérisé par des intensités très faibles, surtout pour la période de juillet/août, les intensités maximales étant plus de deux fois plus fortes pour le carré A (Côte) ou pour le carré C (Terre).

Une nette différence entre les deux périodes peut aussi être observée par la périodicité des événements. La période de juin est caractérisée par un nombre plus petit d'événements et plusieurs auteurs (Arkin and Xie, 1994; Weng et al., 1994) y remarquent l'existence d'oscillations de 3-4 jours. Ces oscillations sont associées aux passages de basses pressions qui caractérisent cette période de précipitations frontales (BAIU). La période de juillet/août est caractérisée par un cycle diurne bien marqué (Fujibe, 1988) surtout pendant ses 15 premiers jours (Arkin and Xie, 1994). Ce cycle diurne a pu être observé avec les données de validation. La Figure 4-7 montre les précipitations horaires observées pour le carré C, cumulées pour la période du 15 au 31 juillet 1989. Nous pouvons observer un maximum caractéristique à 7h TU, soit 16h locales.

L'hétérogénéité de ces champs de pluie et leur rapport avec le relief varié de la région du Japon sont discutés dans l'annexe B. Les différents types de régimes météorologiques présents pendant les deux mois de mesures sur cette région sont aussi analysés dans cet annexe. Les systèmes pluviométriques sur chaque période sont considérés comme suffisamment différents pour qu'on mène les statistiques, pendant cette étude, séparément pour juin et juillet/août. Pour ces deux périodes de 1989, nous faisons dans l'annexe B une analyse spectrale des séries temporelles des précipitations observées.

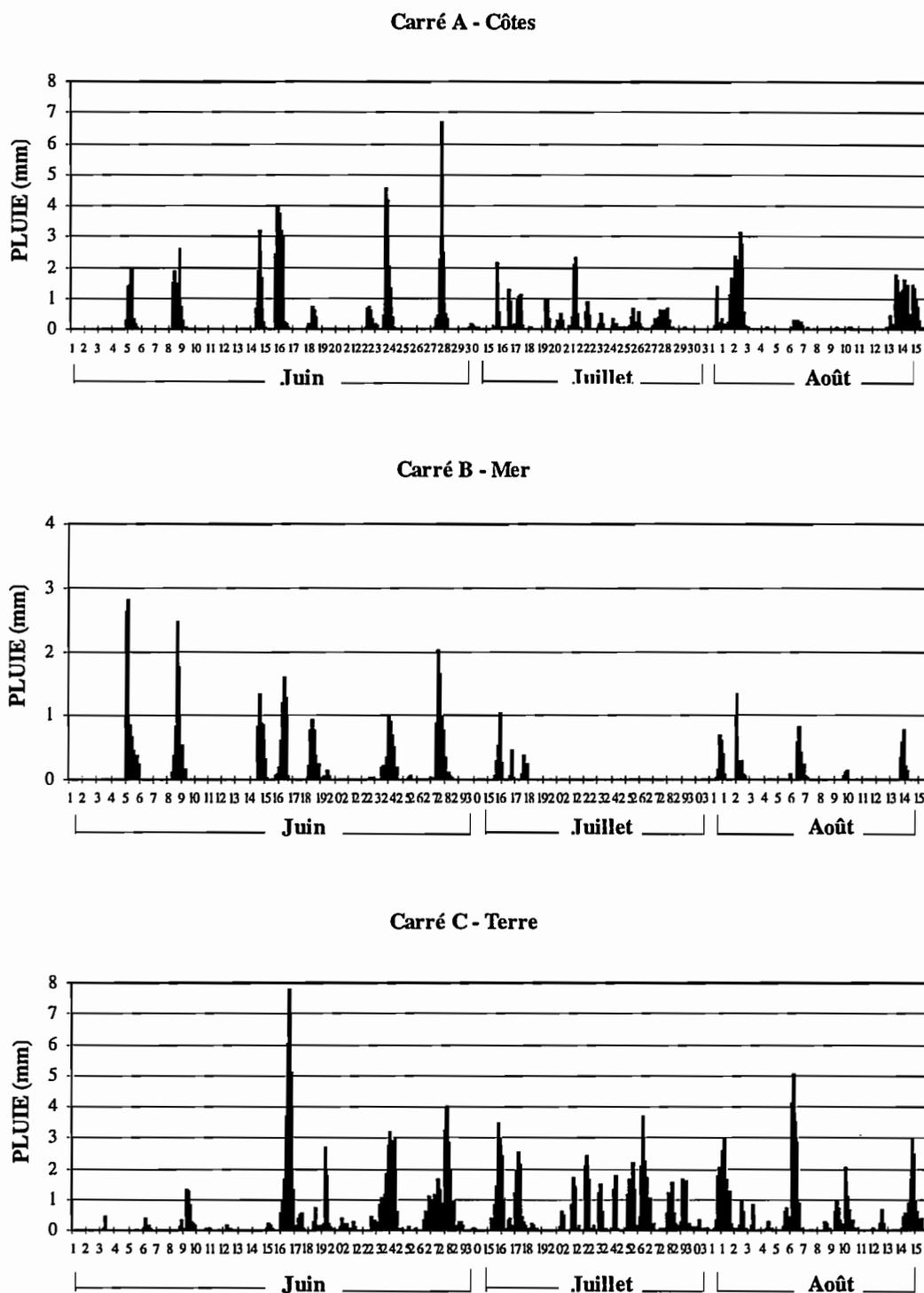


Figure 4-6 - Série temporelle pour le données de validation sur les carrés A (Côtes), B (Mer) et C (Terre) de la Figure 5 (à un pas de temps horaire).

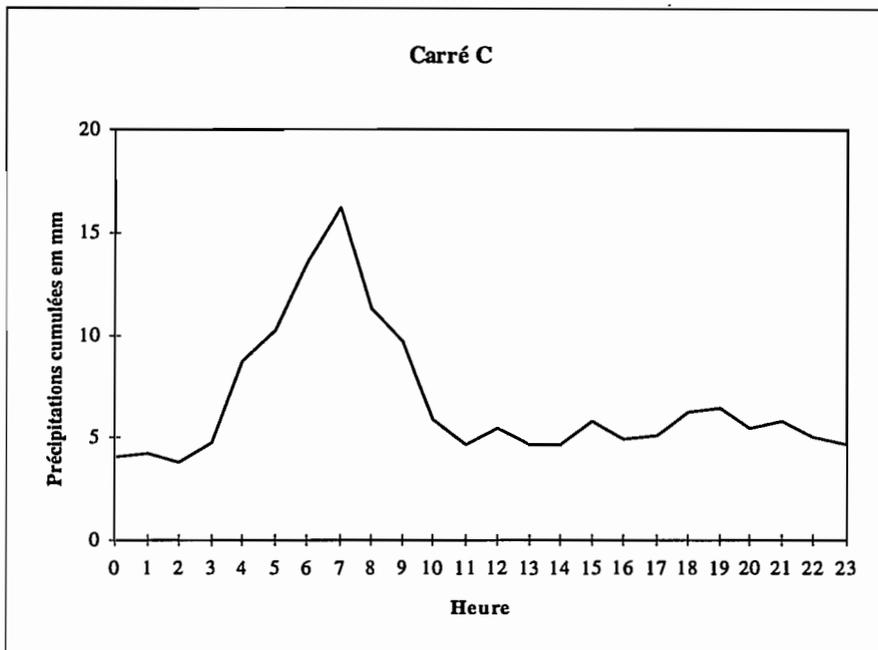


Figure 4-7 - Précipitations horaires observées sur le carré C entre le 15 et le 31 juillet 1989.

## II. Phase d'Apprentissage de la méthode RACC

Comme nous l'avons décrit au chapitre 3, cette première phase de la méthode RACC sert à déterminer, à partir d'un ensemble de données d'apprentissage, les classes qui serviront ensuite à la création des images classifiées.

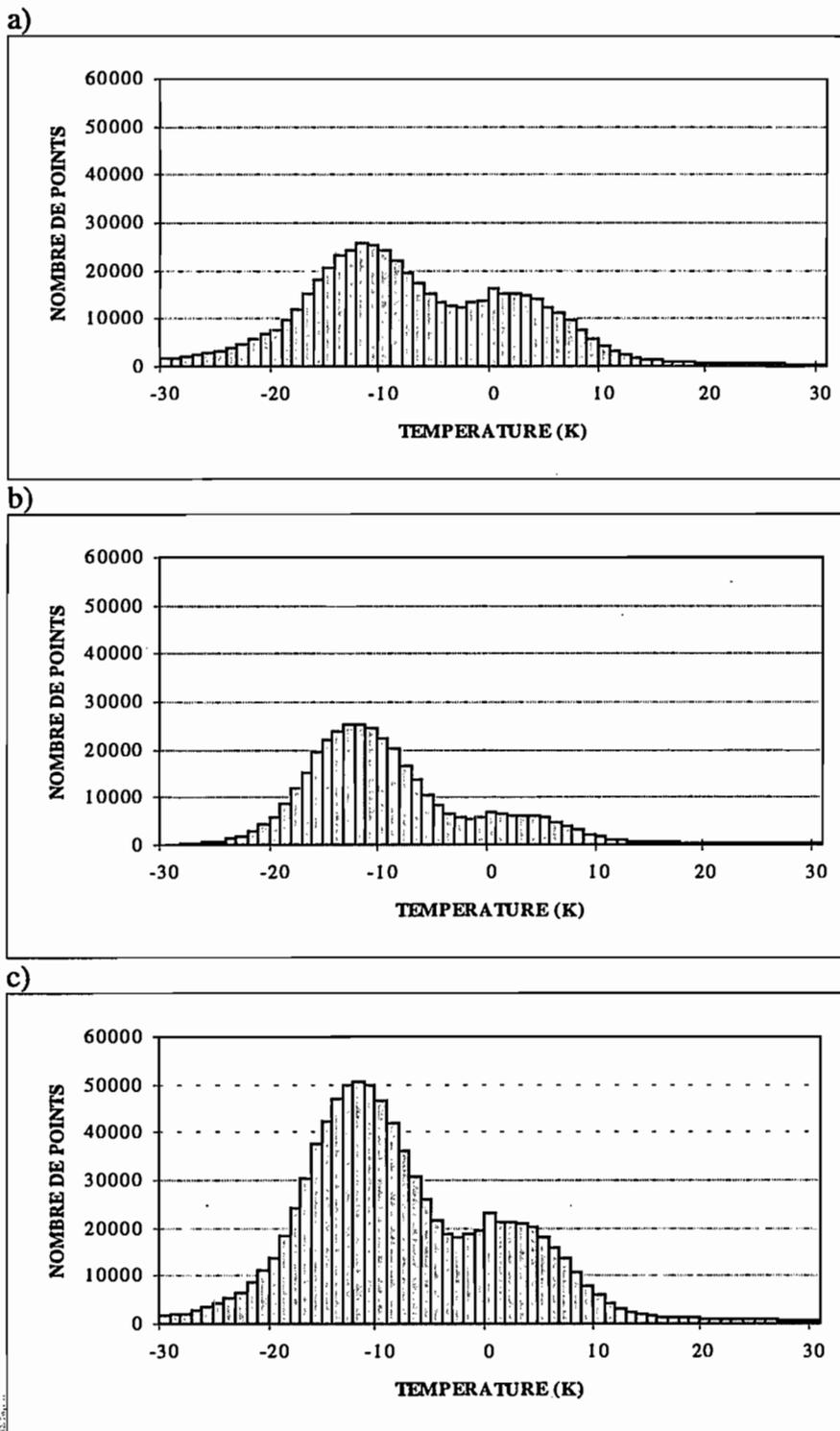
Dans la phase d'apprentissage de cette étude sur le Japon nous utilisons deux paramètres spectraux (IR et MO) en coïncidence temporelle et un paramètre spatial (la variance IR). Ici, ce que nous appelons variance IR (VAR-IR) est en réalité le logarithme de l'écart-type calculé pour les 8 voisins plus proches pour chaque pixel de l'image IR et multiplié par 30 pour ajuster la dynamique de l'image (voir Chapitre 3). Cette variance IR est utilisée pour caractériser la structure spatiale des nuages. Le paramètre spectral IR est donné par les températures IR. Le paramètre MO peut être la température de brillance dans un canal déterminé ou une combinaison des canaux MO.

Dans cette première partie de notre étude nous avons testé deux paramètres MO basés sur des principes physiques différents. Le premier paramètre MO est donné par un indice (SI - "Scattering Index") de la diffusion du rayonnement occasionnée par la pluie (Grody, 1991) et mesurée à partir d'une combinaison des canaux MO de l'instrument SSM/I (voir Chapitre 2). Le second paramètre MO que nous utilisons est le paramètre DP - Différence de Polarisation (Petty and Katsaros, 1990) qui mesure la dépolarisation du signal radiométrique causée par la présence des hydrométéores. Cette dépolarisation est donnée par la différence entre les températures de brillance observées dans un canal à polarisation verticale ( $37_v$  GHz) et un canal à polarisation horizontale ( $37_h$  GHz) et ne peut être mesurée que sur des surfaces à très basses émissivités, comme la mer.

Pour chacun de ces paramètres, les images correspondant aux dix passages de SSM/I sélectionnés par AIP1 (c. f. section I) ont été créées. Pour le paramètre DP seuls les pixels sur la mer ont servi à la création de ces images (les pixels côtes et terre ne sont pas calculés).

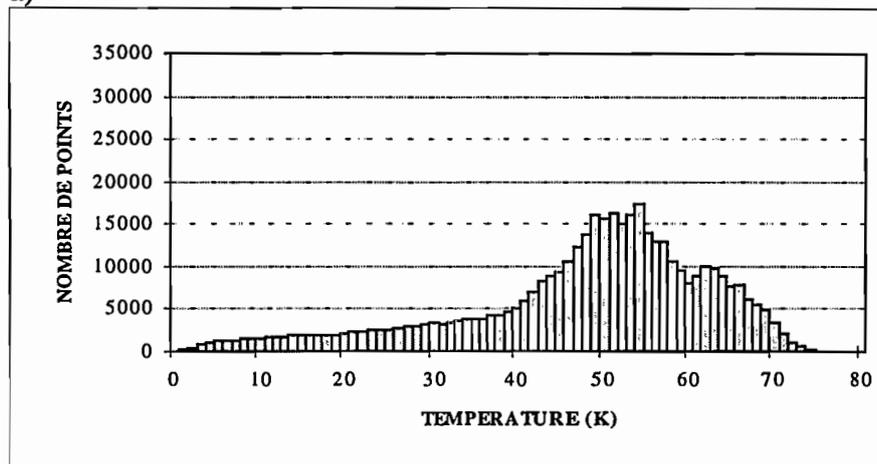
Les histogrammes montrant la distribution des pixels par rapport aux valeurs de SI pour le paramètre de diffusion sont présentés dans la Figure 4-8 et par rapport aux valeurs de DP pour le paramètre de différence de polarisation dans la Figures 4-9. Dans ces figures, les histogrammes présentés sont les résultats cumulés obtenus avec les six passages de juin pour la première période (Figures 4-8a et 4-9a), avec les quatre passages de juillet et août pour la deuxième période (Figures 4-8b et 4-9b) ou avec les dix passages pour les deux périodes (Figures 4-8c et 4-9c).

Les deux pics sur les courbes 8a (pour juin), 8b (pour juillet/août) et 8c (pour les deux périodes) caractérisent les deux types de surfaces observées, la plupart des pixels terre localisés principalement sur le pic à droite et les pixels mer surtout sur le pic à gauche. Dans ces histogrammes, seuls les pixels qui ont  $SI \geq 10K$  indiquent la présence des précipitations. Sur les histogrammes obtenus avec le paramètre de différence de polarisation (Figures 4-9a pour juin, 4-9b pour juillet/août et 4-9c pour les deux périodes) seuls les pixels "mer" sont représentés. Ici, nous assumons qu'une valeur de DP inférieure à 40K indique la présence des hydrométéores sur la mer (Petty and Katsaros, 1990).

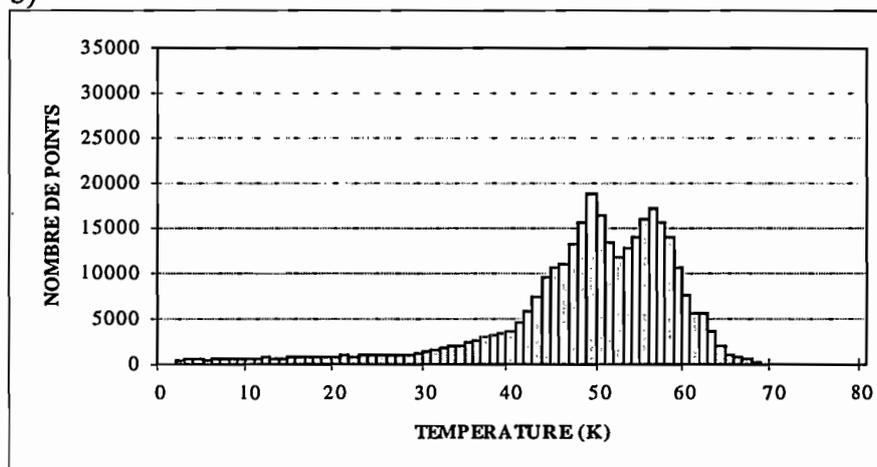


**Figure 4-8** - Histogramme cumulé des images obtenues avec l'Indice de Diffusion pour : a) les quatre images de juin 1989 ; b) les six images de juillet/août 1989 ; et c) les dix images des deux périodes.

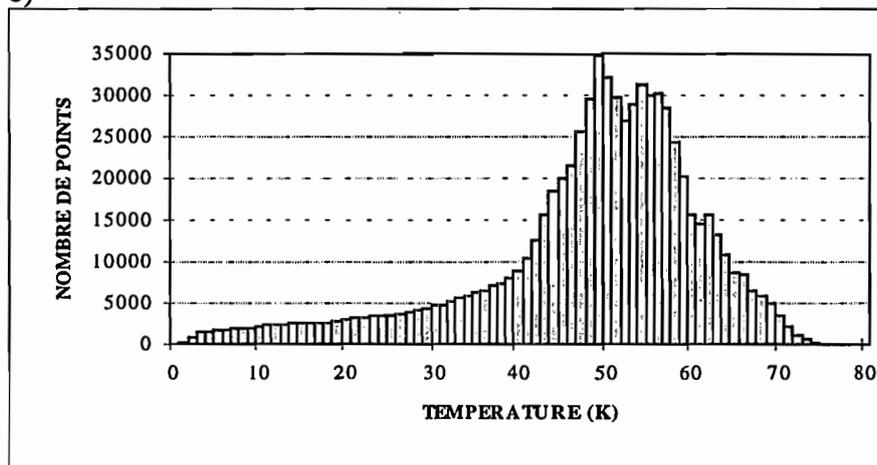
a)



b)



c)



**Figure 4-9** - Idem Figure 4-8 avec l'Indice de Différence de Polarisation pour : a) les quatre images de juin 1989 ; b) les six images de juillet/août 1989 ; et c) les dix images des deux périodes.

Ces seuils imposés par les paramètres MO utilisés limitent le nombre des "pixels de pluie" à un pourcentage très bas par rapport au total de pixels des images étudiées. Par exemple, dans la Figure 4-8c, 4,12% seulement des pixels ont une valeur de SI  $\geq$  10K. Dans la Figure 4-9c, le pourcentage de pixels avec DP inférieur à 40K est de 20%.

Pendant cette phase de la méthode RACC, il n'est pas nécessaire d'avoir un ensemble d'apprentissage très grand, mais il faut qu'il soit "complet", et en particulier, que les classes qu'on veut mettre en évidence ne soient pas trop minoritaires, pour qu'elles ne soient pas éliminées dans le processus itératif de la méthode.

Un ensemble dit "complet" suppose un maximum de situations météorologiques possible. Nous avons donc choisi de baser nos ensembles d'apprentissage sur les passages sélectionnés par AIP1 (section I) comme représentatifs de la période que nous allons étudier. Nous utiliserons, dans cette phase d'apprentissage, des images créées avec les paramètres SI et DP qui correspondent aux heures de ces passages et les images IR et VAR-IR coïncidentes (ou les plus proches).

Sur ces images nous appliquerons des seuils pour éliminer les pixels non nuageux (voir Chapitre 3). Ainsi, les pixels avec une température IR supérieure à 273K ne sont pas classifiés. Cela permet d'avoir un pourcentage plus grand de pixels appartenant aux classes que nous voulons conserver.

### **II.1. Le choix des ensembles d'apprentissage**

Nous avons donc utilisé les dix images créées avec chacun des paramètres MO et les images IR et VAR-IR correspondantes pour créer des ensembles d'apprentissage. Nous allons présenter ici les quatre ensembles d'apprentissage qui utilisent le paramètre

MO de diffusion (SI) et les deux ensembles qui utilisent le paramètre MO de différence de polarisation (DP). Ceci est résumé dans le Tableau 4-1.

**Tableau 4 - 1 - DESCRIPTION DES SIX ENSEMBLES D'APPRENTISSAGE**

CLASSIFICATION	ENSEMBLE D'APPRENTISSAGE	PARAMETRE MO	SURFACE	NOMBRE DE POINTS	TIRAGE AU SORT INITIAL
A	6 images de juin	Paramètre de diffusion	terre et mer	58370	OUI
B	4 images de juillet/août	Paramètre de diffusion	terre et mer	66532	OUI
C	6 images de juin initiées par une classification issue de "B"	Paramètre de diffusion	terre et mer	58370	NON
D	6 images de juin + 4 images de juillet/août	Paramètre de diffusion	terre et mer	183342	OUI
E	6 images de juin	Paramètre de différence de polarisation	mer	52145	OUI
F	4 images de juillet/août	Paramètre de différence de polarisation	mer	44090	OUI

Comme il a été expliqué dans le Chapitre 3, l'apprentissage qui permet de déterminer les classes est le résultat d'un processus itératif qui est initié soit par un tirage au sort des centres de gravités soit par un jeu de centres de gravités prédéterminés avant la première itération.

Pour le paramètre de Diffusion (SI) nous avons utilisé le tirage au sort à partir de trois ensembles d'apprentissage (A, B et D). L'ensemble d'apprentissage A est constitué des images correspondant aux 6 passages du mois de juin, l'ensemble B est composé des 4 passages sélectionnés pour juillet/août et finalement l'ensemble d'apprentissage D est constitué des images correspondant à l'ensemble complet des dix passages (juin +

juillet/août). Les histogrammes de ces trois ensembles ont été présentés dans les Figures 4-8 (a à c).

Un autre ensemble d'apprentissage (C) a été établi en utilisant les centres de gravité pré-choisis d'une classification obtenue à partir de l'ensemble B puis éduquée avec les 6 images de juin.

Pour le paramètre de Différence de Polarisation (DP) les deux ensembles d'apprentissage sont respectivement l'ensemble E constitué des six passages du mois de juin et l'ensemble F composé des quatre passages de juillet/août. Nous avons utilisé le tirage au sort pour ces deux ensembles d'apprentissage.

Pour chacun de ces ensembles, le nombre de pixels pris en compte dans le processus itératif est différent. Pour les ensembles A et C, constitués des 6 images de juin, nous utilisons un point sur deux et une ligne sur deux de chaque image et le nombre de points servant à la classification est de 58370. Pour les ensembles B, D, E et F nous considérons toutes les lignes des images analysées mais seulement un point sur deux. Le total de points pris dans l'ensemble B est de 66532 et dans l'ensemble D 183342. Pour les ensembles E et F, seuls les pixels "mer" sont pris en compte et le nombre total de points utilisés pour la classification dans l'ensemble E est de 52145 et dans l'ensemble F, 44090 points.

Pour chacun des ensembles d'apprentissage utilisant un tirage au sort initial, dix classifications (représentant dix tirages) sont obtenues, tandis que pour l'ensemble utilisant les centres de gravités prédéterminés nous obtenons une seule classification. Sur les ensembles A, B, D, E et F une des classifications doit être choisie selon les critères décrits au Chapitre 3 (convergence de l'itération, nombre de classes associées à la pluie, etc.). Les classifications choisies parmi les dix possibilités dans ces ensembles et celle obtenue pour l'ensemble C sont présentées dans la section II.2.

## II.2. Les classifications obtenues

### II.2.1. - Pour le paramètre de diffusion

Les Tableaux 4-2 à 4-5 montrent les classifications choisies pour les quatre ensembles d'apprentissage utilisant le paramètre de diffusion (SI). La première colonne de ces tableaux indique les numéros des classes dans l'ordre décroissant des températures IR. La colonne 2 donne le nombre de pixels dans chaque classe. Le total de pixels ayant servi à la classification est donné au-dessous de chaque tableau. Les températures IR du centre de gravité de chaque classe sont données (en K) dans la colonne 3 et les variances IR dans la colonne 4; dans la colonne 5 de ces tableaux nous avons la valeur du paramètre SI du centre de gravité de chaque classe. Les classes en caractères gras sont celles auxquelles correspond un taux de précipitation différent de zéro. Pour ce paramètre MO, ces sont les classes qui ont une valeur de SI supérieure ou égal à 10K. L'attribution des taux de précipitation ou facteurs de pluie (FP) correspondants à chaque classe sera discutée dans la section V.

Nous observons dans ces tableaux que la classification B est celle qui possède le plus grand nombre de classes associées aux précipitations (3) alors que la classification A possède une seule classe de pluie. Le fait d'avoir utilisé les centres de gravité de la classification B avec l'ensemble C a permis à la méthode de classification automatique de trouver une deuxième classe de pluie dans les images de juin. La classification D qui utilise l'ensemble des images trouve aussi deux classes de pluie.

Dans ces quatre classifications nous retrouvons une classe "commune" avec une température IR qui varie entre 232K (pour la classification A) et 237K (pour la classification C). La valeur de SI pour cette classe varie entre 27K (pour A) et 18K (pour D).

**Tableau 4 - 2 - CLASSIFICATION "A"**

CLASSES	NOMBRE DES PIXELS	TEMP. IR (K)	VARIANCE IR	"SI" (K)
1	7554	266	32	-21
2	6500	266	46	-2
3	6006	263	64	-11
4	6316	263	21	-2
5	7630	250	38	4
6	6382	247	46	-16
7	5022	238	59	-1
8	5067	236	28	-14
9	5572	233	27	2
10	2321	232	36	27

TOTAL DE POINTS: 58370

**Tableau 4 - 3 - CLASSIFICATION "B"**

CLASSES	NOMBRE DES PIXELS	TEMP. IR (K)	VARIANCE IR	"SI" (K)
1	13555	265	60	-11
2	5507	263	44	2
3	10573	260	29	-10
4	9247	243	47	-10
5	6987	241	70	-7
6	2333	235	52	24
7	5891	229	45	4
8	5838	225	29	-9
9	2110	219	33	42
10	4491	218	25	10

TOTAL DE POINTS: 66532

**Tableau 4 - 4 - CLASSIFICATION "C"**

CLASSES	NOMBRE DES PIXELS	TEMP. IR (K)	VARIANCE IR	"SI" (K)
1	7226	266	26	-18
2	6744	266	54	-15
3	8039	263	45	1
4	7697	256	24	2
5	5200	251	68	-5
6	7519	246	42	-16
7	6672	239	46	1
8	1432	237	48	23
9	5852	232	25	-7
10	1989	230	26	23

TOTAL DE POINTS: 58370

**Tableau 4 - 5 - CLASSIFICATION "D"**

CLASSES	NOMBRE DES PIXELS	TEMP. IR (K)	VARIANCE IR	"SI" (K)
1	26279	266	46	-13
2	17782	264	66	-7
3	19625	263	22	-4
4	25579	255	43	3
5	19835	253	33	-19
6	16143	246	64	-11
7	6319	236	54	18
8	15819	231	51	-6
9	15359	231	28	8
10	15728	231	27	-10
11	4874	222	30	36

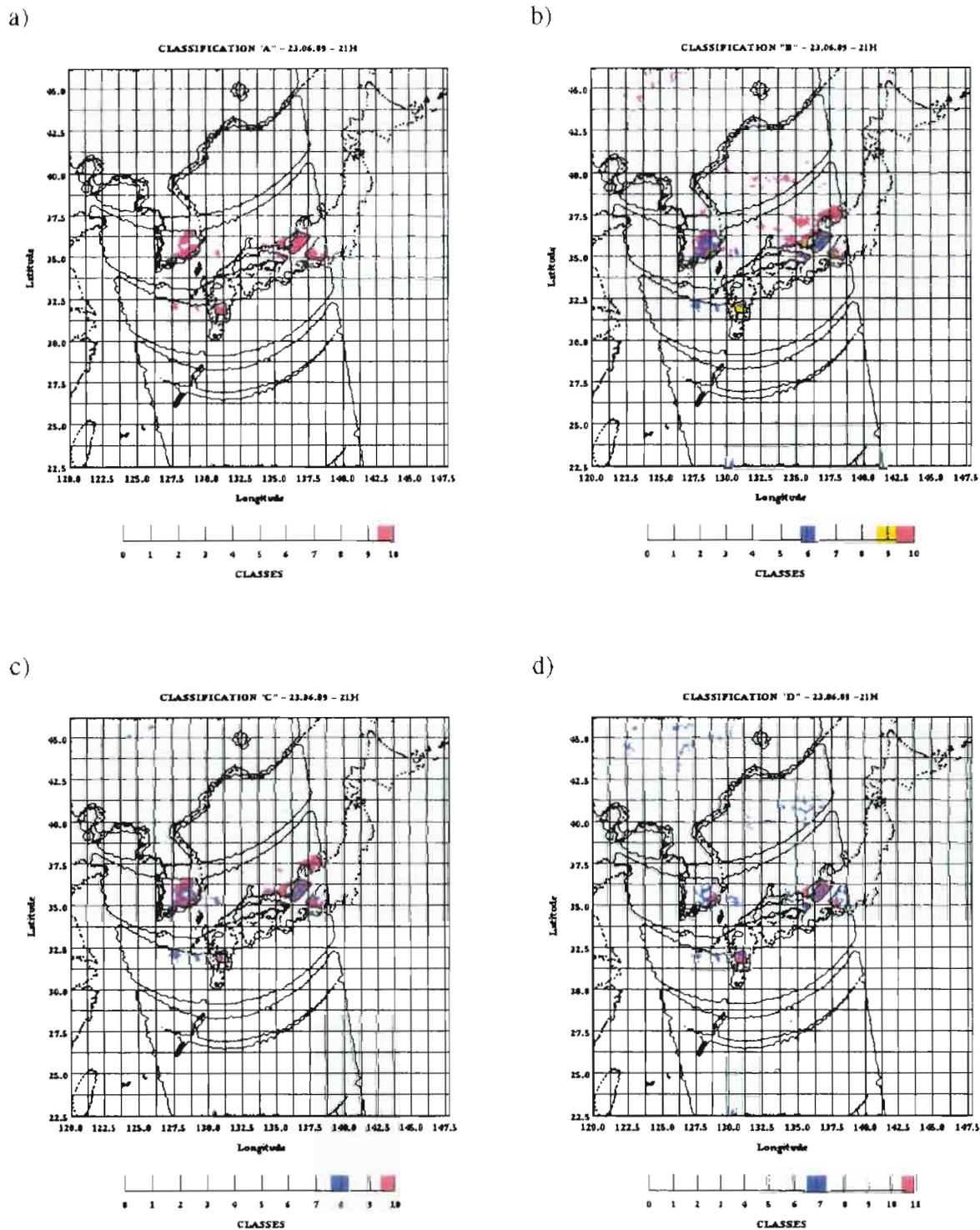
TOTAL DE POINTS: 183342

Cette classe présente la variance-IR la plus faible pour la classification A où elle est l'unique classe de pluie. Dans les autres classifications, cette classe présente une variance-IR plus élevée. Une plus grande hétérogénéité des températures IR (variance-IR forte) est associée aux nuages d'activité convective forte (Jobard and Desbois, 1994).

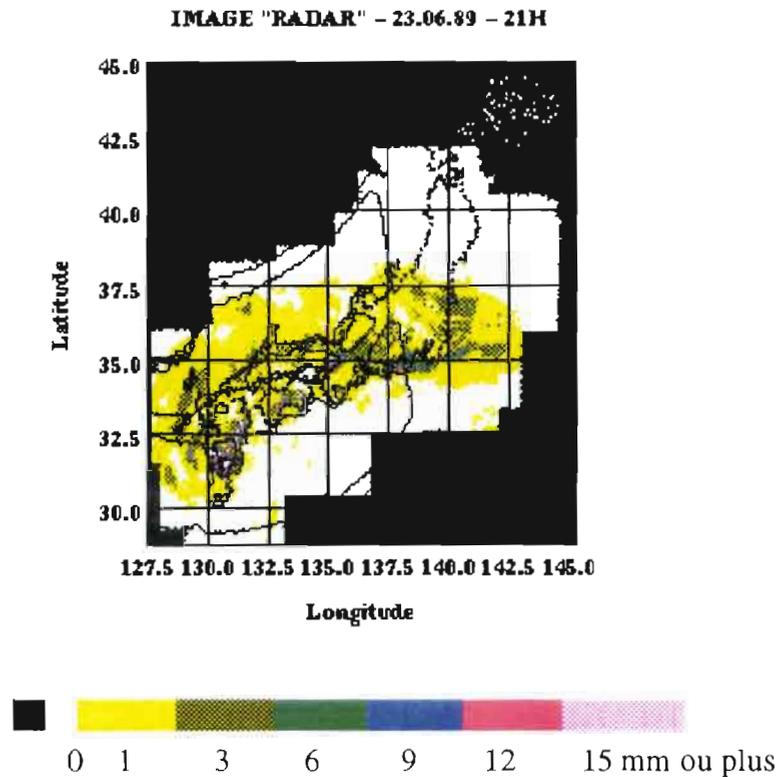
La localisation de ces classes de pluies est montrée dans les images classifiées pour le 23 juin 89 pour les quatre classifications (Figures 4-10a à 4-10d). La Figure 4-11 montre l'image RADAR correspondante (image validation avec les valeurs de la pluie par pixel données en millimètre). Comme nous l'avons déjà signalé, cette image RADAR ne donne pas la pluie instantanée mais un cumul horaire sur les pixels.

Lorsque nous observons ces Figures 4-10 (a à d) nous pouvons constater que les classes de pluie ont une correspondance avec les régions des précipitations dans la Figure 4-11. Chaque classe de pluie étant associée à un taux de pluie différent, la pluviométrie variée de cette région sera mieux décrite pour les classifications qui ont un nombre plus grand de classes. Dans l'exemple présenté dans la Figure 4-10 (a à d) les faibles précipitations sur la côte de la mer du Japon, au tour de  $37,5^{\circ}$  N, ne sont quasiment pas identifiées par les classifications A et D, mais le sont par les classification B et C. Un peu plus au sud (entre  $35^{\circ}$  N et  $36^{\circ}$  N) la grande masse pluvieuse observée par la classification A est partagée en deux classes dans les classifications C et D et en trois classes dans la classification B, ce qui est plus en accord avec l'image RADAR (Figure 4-11). La même chose se produit pour les précipitations au sud-ouest de Tokyo et au sud-est de Nagasaki.

Pour mieux étudier la correspondance entre les images RADAR et les images classifiées nous avons analysé les dix champs de pluie sélectionnés. Pour chacun de ces champs, nous avons compté le nombre de pixels avec plus d'un millimètre de pluie sur les images de validation qui appartiennent à chaque classe dans les images classifiées. Les résultats cumulés sur les dix passages sont présentés dans les Tableaux 4-6 à 4-9 pour les classifications A à D.



**Figure 4-10** - Images classifiées du 23 juin 1989 avec le paramètre de diffusion pour: a) la classification A; b) la classification B; c) la classification C; et d) la classification D



**Figure 4-11** - Image RADAR du 23 juin 1989. La partie noire de l'image correspond aux données manquantes. Nous avons superposé dans cette image la trace de l'instrument SSM/I.

Evidemment, nous essayons ici de rapprocher les images satellite instantanées des champs de pluie radar, qui sont des cumuls horaires. Ce rapprochement peut sembler très délicat à cause de cette différence entre les natures des deux images. Ce ne sera pas donc une comparaison strictement quantitative mais plutôt qualitative que nous observons.

Les résultats montrent que les classes associées à la pluie sont, dans tous les cas, celles où nous avons le plus de pixels de pluie avec une valeur très élevée pour la pluie totale cumulée. Les pluies moyennes les plus fortes correspondent aux classes de pluie.

**Tableau 4 - 6 - COMPARAISON ENTRE LES IMAGES RADAR ET LES IMAGES CLASSIFIEES AVEC LA CLASSIFICATION A**

CLASSES	NOMBRE DES PIXELS DANS LA CLASSE	NOMBRE DES PIXELS AVEC PLUS D'UN MILLIMETRE DE PLUIE	TOTAL DE PLUIE DANS LA CLASSE (mm)	PLUIE MOYENNE DANS LA CLASSE
1	24570	524	889	0.03
2	22353	787	1929	0.08
3	25857	393	1307	0.05
4	16789	1510	2873	0.17
5	24282	4589	10822	0.44
6	30091	1264	2010	0.06
7	26046	2397	8485	0.32
8	28316	1798	2960	0.1
9	33700	3915	8516	0.25
10	17085	7104	31540	1.85

**Tableau 4 - 7- COMPARAISON ENTRE LES IMAGES RADAR ET LES IMAGES CLASSIFIEES AVEC LA CLASSIFICATION B**

CLASSES	NOMBRE DES PIXELS DANS LA CLASSE	NOMBRE DES PIXELS AVEC PLUS D'UN MILLIMETRE DE PLUIE	TOTAL DE PLUIE DANS LA CLASSE (mm)	PLUIE MOYENNE DANS LA CLASSE
1	33067	467	1182	0.03
2	27075	3085	7434	0.27
3	54290	3170	5734	0.1
4	37861	2172	4143	0.11
5	14807	736	2779	0.19
6	7815	3283	13175	1.69
7	22446	3002	8860	0.39
8	28643	2187	3744	0.13
9	6400	3269	16771	2.62
10	16685	2910	7522	0.45

**Tableau 4 - 8- COMPARAISON ENTRE LES IMAGES RADAR ET LES IMAGES CLASSIFIEES AVEC LA CLASSIFICATION C**

CLASSES	NOMBRE DES PIXELS DANS LA CLASSE	NOMBRE DES PIXELS AVEC PLUS D'UN MILLIMETRE DE PLUIE	TOTAL DE PLUIE DANS LA CLASSE (mm)	PLUIE MOYENNE DANS LA CLASSE
1	24506	662	1103	0.04
2	29215	406	830	0.03
3	22041	1575	3755	0.17
4	21971	3479	7152	0.32
5	20264	835	3156	0.16
6	35325	1670	2600	0.07
7	33856	3753	10351	0.3
8	8120	3317	14038	1.73
9	37322	3028	5451	0.15
10	16469	5556	22916	1.39

**Tableau 4 - 9- COMPARAISON ENTRE LES IMAGES RADAR ET LES IMAGES CLASSIFIEES AVEC LA CLASSIFICATION D**

CLASSES	NOMBRE DES PIXELS DANS LA CLASSE	NOMBRE DES PIXELS AVEC PLUS D'UN MILLIMETRE DE PLUIE	TOTAL DE PLUIE DANS LA CLASSE (mm)	PLUIE MOYENNE DANS LA CLASSE
1	31073	630	1258	0.04
2	16797	304	1261	0.07
3	21474	1828	3514	0.16
4	30381	3983	9277	0.3
5	31356	1295	1908	0.06
6	19810	704	1952	0.1
7	8874	2972	12679	1.43
8	28451	2193	3714	0.13
9	28114	4342	10859	0.39
10	23566	1706	4500	0.19
11	9193	4324	20396	2.22

Comme nous l'avons suggéré ci-dessus, ce sont les classifications qui possèdent plus de classes de pluie qui recouvriront mieux la surface précipitante: environ 9500 pixels de pluie sont retrouvés pour la classification B contre 7100 pour la classification A.

Ces quatre classifications seront testées dans la phase d'application de la méthode RACC, dans la section III.

### **II.2.2. - Pour le paramètre de différence de polarisation**

Comme il a été résumé dans le Tableau 4-1, nous avons repris les mêmes passages utilisés dans les classifications A et B, avec les images "différence de polarisation" correspondantes, pour créer les ensembles d'apprentissage E (pour juin) et F (pour juillet/août). Une classification parmi les dix obtenues par tirage au sort a été choisie pour chacun de ces deux ensembles. Ces classifications sont présentées dans les Tableaux 4-10 et 4-11.

Dans ces tableaux, DP est la valeur (en Kelvin) de la différence entre les températures de brillance dans les canaux 37V et 37H du radiomètre SSM/I. Nous associons à la pluie les classes qui ont DP inférieur à 42K (Petty and Katsaros, 1990). Ces classes de pluie sont au nombre de trois pour la classification E et quatre pour la classification F.

Dans les classifications E et F une classe au tour de 235K (température IR) comme pour les classifications A à D est aussi présente. Cette classe présente ici une forte variance. La classification F présente une classe de plus, avec une température IR très basse comparée aux classes de E, à 217K, comme celle présente dans la classification B.

**Tableau 4 - 10 - CLASSIFICATION "E"**

CLASSES	NOMBRES DES PIXELS	TEMP. IR (K)	VARIANCE IR	"DP" (K)
1	8782	267	31	49
2	9729	262	60	51
3	7242	253	34	22
4	5884	246	37	63
5	5854	241	46	44
6	3672	237	66	30
7	5321	232	24	47
8	5661	227	32	18

TOTAL DE POINTS: 52145

**Tableau 4 - 11 - CLASSIFICATION "F"**

CLASSES	NOMBRES DES PIXELS	TEMP. IR (K)	VARIANCE IR	"DP" (K)
1	9785	263	50	52
2	5655	259	28	48
3	5791	259	70	48
4	3566	254	42	27
5	5827	237	36	50
6	5238	235	60	42
7	4577	227	46	14
8	3651	217	29	33

TOTAL DE POINTS: 44090

Ces deux classifications seront aussi utilisées dans la prochaine section pour l'obtention des précipitations estimées par la méthode RACC, sur les deux périodes étudiées.

### III. Phase d'Application de la méthode RACC

Dans la phase précédente de la méthode RACC nous avons utilisé trois paramètres, IR, VAR-IR et MO en coïncidence spatio-temporelle pour créer 6 classifications. Ces classifications devront être appliquées aux données disponibles pour la création des images classifiées qui serviront à l'estimation des précipitations sur la région étudiée.

Les données IR et MO étant fournies à des échelles temporelles très différentes (une ou deux images par jour pour le MO et une image par heure pour l'IR), nous utilisons ici la version à deux paramètres de la méthode RACC, qui a été expliquée dans le Chapitre 3. Nous considérons donc seulement les deux premiers paramètres des classifications présentées jusqu'ici, tout en conservant les centres de gravité obtenus dans les classifications à trois paramètres.

Les images classifiées créées avec les deux premiers paramètres de chacune de ces classifications seront utilisées pour le calcul de la pluie cumulée moyenne sur les carrés de  $1,25^\circ$  lat X  $1,25^\circ$  long de la Figure 4-4.

Deux types de comparaison seront faites ici entre les données de validation et les estimations obtenues par la méthode RACC pour chaque période. La première comparaison est faite entre les valeurs cumulées des précipitations mensuelles et la deuxième est une comparaison entre les précipitations journalières sur tous les carrés de la région étudiée.

Pour l'obtention des précipitations mensuelles nous avons d'abord calculé, aussi bien sur les images classifiées que sur les images RADAR, la moyenne spatiale par carré (sur 500 pixels) des précipitations horaires. Ensuite, nous avons calculé la valeur cumulée pour les 30 jours du mois de juin et pour les 32 jours de la période de juillet/août dans chaque carré.

Les calculs statistiques pour la comparaison entre les valeurs estimées et observées des précipitations mensuelles sont donc faits sur un nombre  $N_m=79$  points correspondant aux 79 carrés pour lesquels nous avons les données de validation. Nous avons calculé pour chaque période le coefficient de corrélation linéaire entre les précipitations estimées et observées, l'erreur moyenne relative (EMR) et l'erreur quadratique moyenne (RMSE) des valeurs estimées par rapport aux valeurs observées. L'erreur moyenne relative est simplement donnée par la valeur moyenne des précipitations mensuelles estimées ( $\overline{E_m}$ ) moins la valeur moyenne des précipitations observées ( $\overline{O_m}$ ) divisée par ( $\overline{O_m}$ ). La RMSE est égale à

$$RMSE = \left( \frac{\sum_{c=1,79} (EST_c - OBS_c)^2}{N_m} \right)^{1/2}$$

où c est le carré estimé/observé.

Pour le calcul des précipitations journalières, nous avons aussi fait d'abord une moyenne spatiale horaire sur les carrés, avant de calculer les précipitations cumulées journalières. Une fois obtenues les valeurs des précipitations cumulées par carré par jour, la corrélation linéaire sera alors calculée sur  $N_j=2370$  points pour le mois de juin ( $79 \times 30$ ) et sur  $N_j=2528$  points ( $79 \times 32$ ) pour la période de juillet/août. L'erreur moyenne relative sera comme précédemment, la moyenne journalière estimée ( $\overline{E_j}$ ) moins la moyenne journalière observée ( $\overline{O_j}$ ), divisée par ( $\overline{O_j}$ ) et la RMSE sera donnée par :

$$RMSE = \left( \frac{\sum_i (EST_i - OBS_i)^2}{N_j} \right)^{1/2}$$

où i correspond aux 2370 ou 2528 points calculés.

Nous présenterons d'abord les résultats obtenus avec les quatre classifications (A, B, C et D) de l'indice de diffusion et ensuite les résultats obtenus avec l'indice de différence de polarisation (classifications E et F). Finalement nous analyserons ces résultats et nous choisirons une classification qui sera utilisée pour la comparaison avec d'autres méthodes d'estimation des précipitations par satellite. Pour cette analyse entre les différentes classifications, les facteurs de pluie attribués à chaque classe sont choisis de façon empirique. Dans cette comparaison entre les classifications, l'accent est donc mis surtout sur les coefficients de corrélation et sur l'allure de la distribution obtenue (ou la RMSE, qui donne la dispersion des points estimés par rapport aux observés), et moins sur les valeurs des pluies moyennes estimées.

### **III.1. Les comparaisons estimations/observations pour les pluies mensuelles**

Les Tableaux 4-12 pour le mois de juin et 4-13 pour la période de juillet/août résument les résultats des statistiques mensuelles obtenues pour les classifications qui utilisent le paramètre MO de diffusion. Les valeurs de l'erreur moyenne relative dans ces tableaux sont données en pourcentage de la valeur observée. Nous observons que la classification B est celle qui présente le meilleur coefficient de corrélation pour les deux périodes. L'erreur moyenne relative (EMR) obtenue pour la classification A pendant le mois de juin est très petite mais avec une RMSE légèrement supérieure à celle de la classification B. Les classifications C et D présentent pour cette période, des valeurs très élevées pour l'EMR et la RMSE. Pour juillet/août, les coefficients de corrélation sont essentiellement les mêmes pour les quatre classifications, un peu moins bien pour A et un peu mieux pour B. Les RMSE de B, C et D sont du même ordre mais B présente une erreur moyenne relative supérieure. La classification A présente la plus grande erreur moyenne relative et la plus grande RMSE pour cette période.

**Tableau 4 - 12- STATISTIQUE POUR LA PLUIE MENSUELLE (JUIN)**

CLASSIFICATION	MOYENNE (mm)	ERREUR MOYENNE RELATIVE (%)	RMSE	CORRELATION
<b>A</b>	139.4	<b>3.8</b>	70.1	0.70
<b>B</b>	152.6	13.7	<b>64.2</b>	<b>0.76</b>
<b>C</b>	283.0	110.8	169.4	0.70
<b>D</b>	236.2	76.0	126.1	0.74

MOYENNE OBSERVEE: 134.2 mm/mois

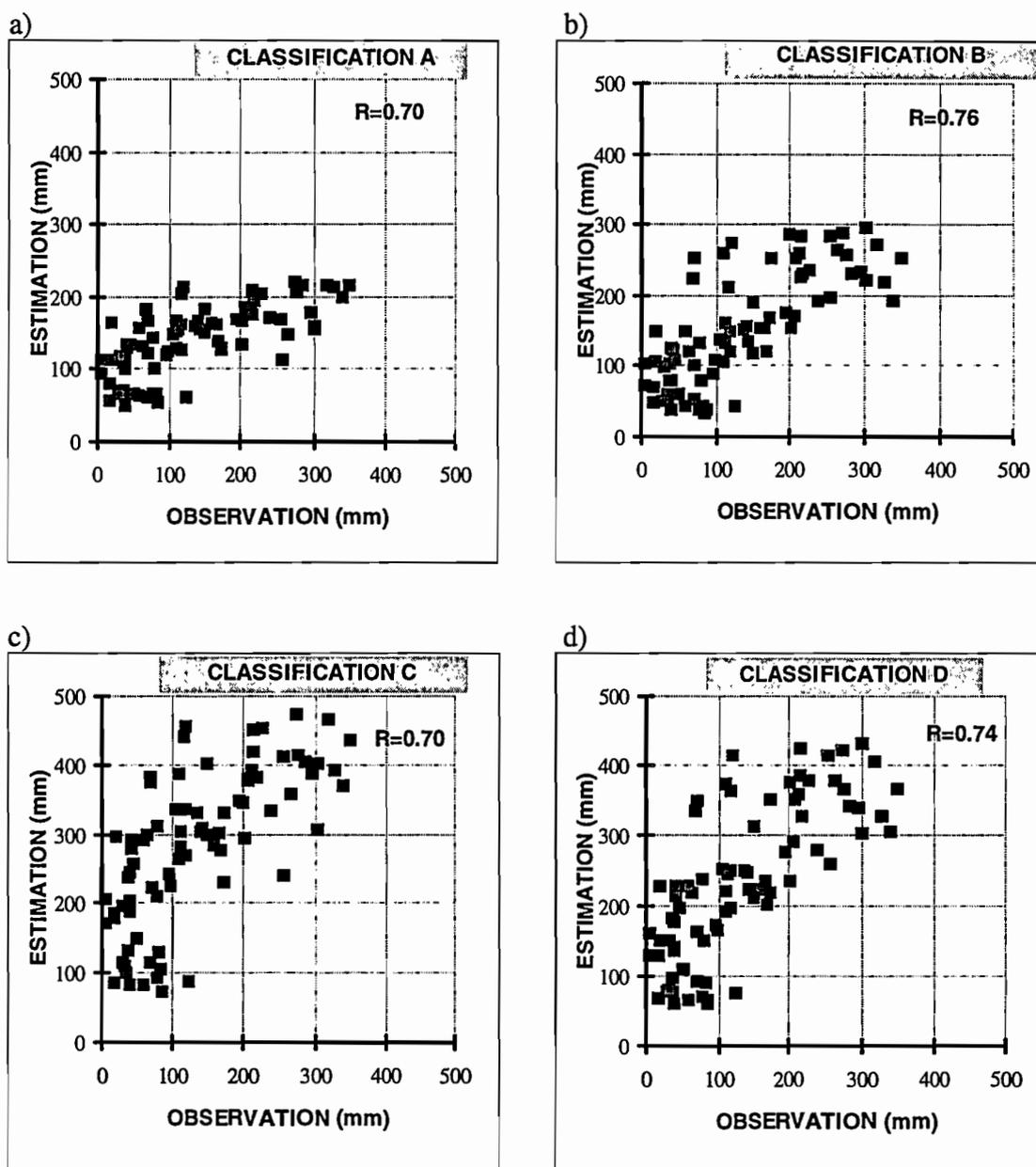
**Tableau 4 - 13 - STATISTIQUE POUR LA PLUIE MENSUELLE (JUILLET/AOUT)**

CLASSIFICATION	MOYENNE (mm)	ERREUR MOYENNE RELATIVE (%)	RMSE	CORRELATION
<b>A</b>	52.4	-57.4	114.0	0.70
<b>B</b>	83.7	-31.3	83.6	<b>0.74</b>
<b>C</b>	121.1	<b>-0.7</b>	<b>77.3</b>	0.73
<b>D</b>	125.5	2.9	79.6	0.73

MOYENNE OBSERVEE: 121.9 mm/mois

Les valeurs de la pluie cumulée (mm/mois) observée et estimée avec les 4 classifications A à D sont montrées dans les Figures 4-12 (a à d) pour le mois de juin et 4-13 (a à d) pour juillet/août. Nous observons que la classification A sous-estime les pluies fortes pour les deux périodes. Pour juillet/août, la pluie la plus forte estimée avec cette classification est de 143 mm tandis que nous avons un maximum observé de presque 500 mm. Les classifications C et D, au contraire, surestiment fortement aussi bien les pluies faibles que les pluies fortes pour le mois de juin (Figures 4-12c et 4-12d) et présentent une grande dispersion des points (que nous pouvons constater par les

RMSE importantes dans le Tableau 4-12). La classification B a une tendance à sous-estimer les pluies au-dessus de 400 mm pour la deuxième période (Figure 4-13b).



**Figure 4-12** - Comparaisons Estimations-Observations des pluies mensuelles sur les 79 carrés de  $1,25^\circ \times 1,25^\circ$  pendant le mois de juin 1989 pour : a) la classification A ; b) la classification B ; c) la classification C ; et d) la classification D.

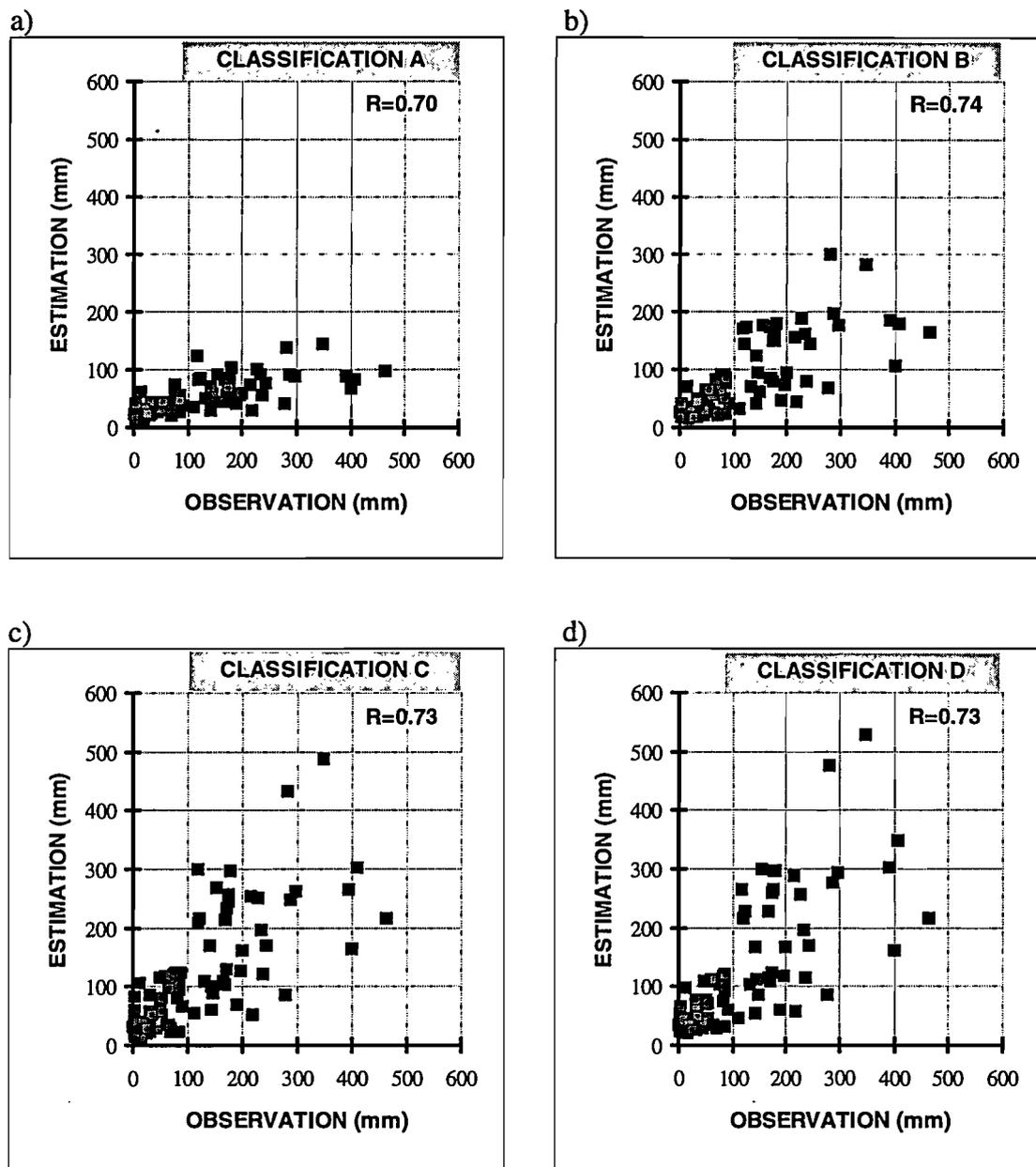


Figure 4-13 - Idem Figure 4-12 pour juillet/août 1989.

Les résultats mensuels obtenus avec le paramètre de différence de polarisation sont présentés dans le Tableau 4-14. Comme nous avons dit précédemment, ce paramètre ne peut être appliqué qu'aux pixels mer, de façon que les statistiques montrées dans ce tableau sont calculées seulement sur les 52 carrés dont la majorité de

la surface est composée par ces pixels (cf. Figure 4-4). Pour le paramètre de différence de polarisation nous avons appliqué chaque classification uniquement à la période correspondant au respectif ensemble d'apprentissage. C'est-à-dire, la classification E a été appliquée au mois de juin et la classification F appliquée à la période de juillet/août. Dans le Tableau 4-14 nous observons des bons coefficients de corrélation surtout pour la classification F (juillet/août). L'erreur moyenne relative du mois de juin (classification E) est petite mais pour la deuxième période (classification F) l'EMR est assez importante. Les RMSE sont élevées pour les deux classifications, spécialement pour juillet/août.

**Tableau 4 - 14 - STATISTIQUE POUR LA PLUIE MENSUELLE SUR LES 52 CARRÉS "MER"**

CLASSIFICATIONS	MOYENNE (mm)	ERREUR MOYENNE RELATIVE (%)	RMSE (mm)	CORRELATION
<b>E</b> (juin)	138.6	19.0	62.5	0.77
<b>F</b> (juillet/août)	163.3	61.0	86.3	0.81

MOYENNE OBSERVEE (JUN): 116.3 mm/mois

MOYENNE OBSERVEE (JUILLET/AOUT): 101.4 mm/mois

Les Figures 4-14a pour la classification E et 4-14b pour la classification F montrent les valeurs estimées comparées aux valeurs observées pour les pluies mensuelles sur les 52 carrés mer. Nous observons une sous-estimation des pluies fortes au mois de juin (a), et une surestimation des pluies faibles pour les deux périodes.

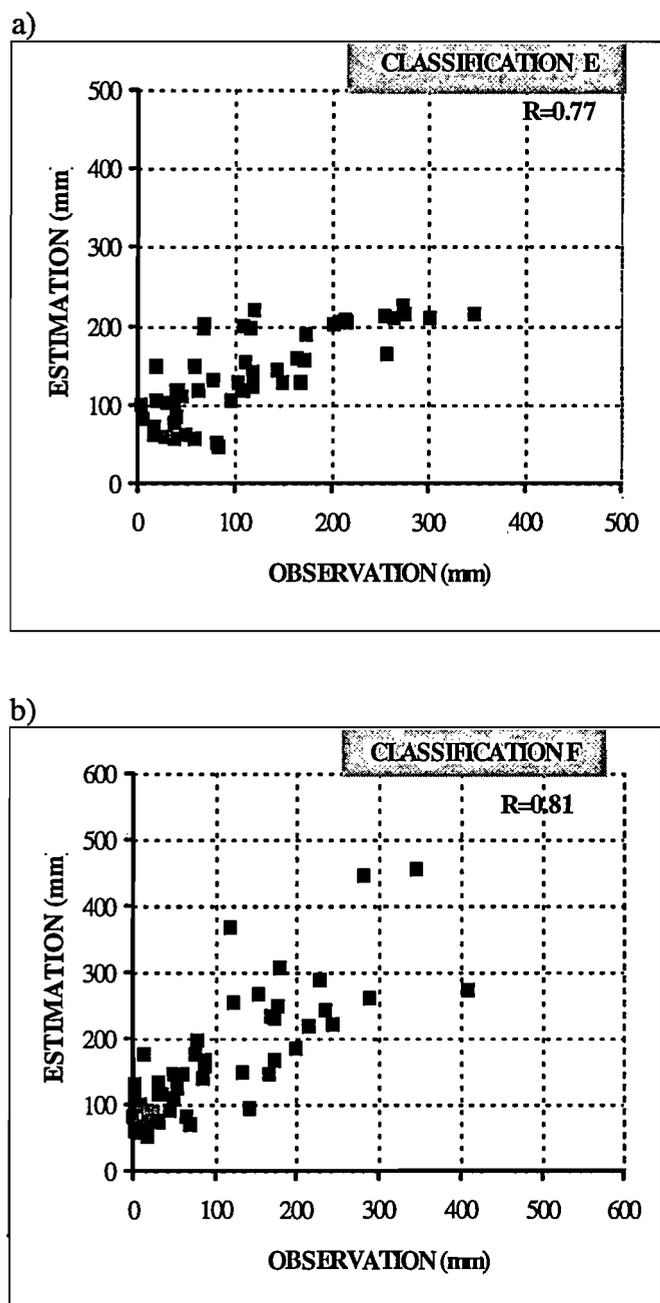


Figure 4-14 - Comparaisons Estimations-Observations des pluies mensuelles sur les 52 carrés mer pour : a) juin 1989 ; et b) juillet/août 1989.

### **III.2. Les comparaisons estimations/observations pour les pluies journalières**

Les résultats des analyses statistiques obtenues avec le paramètre de diffusion pour les précipitations journalières sont montrés dans les Tableaux 4-15 pour juin et 4-16 pour juillet/août.

Aussi à l'échelle journalière, nous trouvons la classification B comme étant celle qui donne les meilleurs coefficients de corrélation pour les deux périodes. La classification D donne aussi des bonnes corrélations, mais surestime trop la pluie journalière du mois de juin avec une erreur moyenne relative égale à 76% de la valeur observée. C et D présentent les plus grandes valeurs pour la RMSE. La classification A présente une erreur moyenne relative importante pour juillet/août et les plus faibles coefficients de corrélation pour les deux périodes étudiées.

Le Tableau 4-17 montre les statistiques pour les précipitations journalières obtenues avec le paramètre de différence de polarisation. Ici nous observons que le meilleur coefficient de corrélation est obtenu pour la période de juillet/août, tandis que l'erreur moyenne relative de juin est plus petite. Les deux périodes présentent des valeurs de RMSE assez élevées. Les valeurs des pluies moyennes mensuelles sont surestimées dans les deux cas de l'application des classifications utilisant le paramètre de différence de polarisation.

Nous remarquons que les résultats journaliers présentés ici sont moins bons que ceux obtenus pour les précipitations mensuelles. Les coefficients de corrélations obtenus avec toutes les classifications sont plus faibles dans les estimations à l'échelle journalière. Les erreurs moyennes relatives sont du même ordre des EMR mensuelles, mais les RMSE sont beaucoup plus élevées. Dans l'analyse mensuelle, la RMSE obtenue pour chaque classification était plus petite ou d'environ la valeur de la pluie moyenne observée. Dans les statistiques journalières, nous trouvons les valeurs pour la RMSE de deux, voire trois fois les précipitations moyennes observées.

**Tableau 4 - 15 - STATISTIQUE POUR LA PLUIE JOURNALIERE (JUN)**

CLASSIFICATION	MOYENNE (mm)	ERREUR MOYENNE RELATIVE (%)	RMSE	CORRELATION
<b>A</b>	4.65	<b>4.5</b>	8.8	0.57
<b>B</b>	5.10	13.4	<b>8.7</b>	<b>0.61</b>
<b>C</b>	9.43	111.8	13.6	0.58
<b>D</b>	7.87	76.0	11.5	<b>0.61</b>

MOYENNE OBSERVEE: 4.47 mm/jour

**Tableau 4-16 - STATISTIQUE POUR LA PLUIE JOURNALIERE (JUILLET/AOUT)**

CLASSIFICATION	MOYENNE (mm)	ERREUR MOYENNE RELATIVE (%)	RMSE	CORRELATION
<b>A</b>	1.64	-57.7	9.1	0.63
<b>B</b>	2.62	-31.5	<b>8.1</b>	<b>0.68</b>
<b>C</b>	3.78	<b>-0.8</b>	9.6	0.66
<b>D</b>	3.92	2.9	10.2	0.67

MOYENNE OBSERVEE: 3.81 mm/jour

**Tableau 4-17-STATISTIQUE POUR LA PLUIE JOURNALIERE SUR LES 52 CARRÉS "MER"**

CLASSIFICATION	MOYENNE (mm)	ERREUR MOYENNE RELATIVE (%)	RMSE	CORRELATION
<b>E (juin)</b>	4.62	19.0	8.11	0.59
<b>F (juillet/août)</b>	5.10	60.8	9.88	0.66

MOYENNE OBSERVEE (JUN): 3.88 mm/jour

MOYENNE OBSERVEE (JUILLET/AOUT): 3.17 mm/jour

### III.3. - Le choix d'une classification

Les résultats présentés dans les sections III.1 et III.2 montrent que les indices statistiques obtenus pour les estimations mensuelles ou journalières peuvent être différents selon la classification utilisée dans la phase d'application de la méthode RACC.

Pour les quatre classifications utilisant le paramètre de diffusion nous avons, dans les statistiques mensuelles, des coefficients de corrélation du même ordre, mais toujours un peu plus élevé pour la classification B. La RMSE pour cette classification est la plus petite pour juin et équivalente à celle de C et D pour juillet/août.

Pour les statistiques journalières, les résultats obtenus avec ces quatre classifications sont similaires pour les coefficients de corrélation et la valeur de la RMSE de B est la plus petite pour les deux périodes.

Les indices statistiques pour ces quatre classifications du paramètre SI ont été obtenus sur les 79 carrés terre et mer de la Figure 4-4. Pour que l'on puisse comparer les résultats de ces classifications à ceux des classifications E et F (paramètre de différence de polarisation) il faut considérer seulement les 52 carrés mer sur lesquels les classifications du paramètre de différence de polarisation ont été appliquées. Nous avons retenu une seule des classifications du paramètre SI, la classification B, qui présente les meilleurs indices statistiques, pour l'analyse sur les carrés mer.

Les résultats statistiques obtenus avec ces 52 carrés mer sont montrés dans les Tableaux 4-18 pour juin et 4-19 pour juillet/août. Nous pouvons observer que les coefficients de corrélation pour le paramètre de diffusion sont plus élevés ici que lorsque nous avons utilisé les carrés terre et mer pour les calculs statistiques. Pour le mois de juin ce coefficient de corrélation est similaire à celui présenté par le paramètre de différence de polarisation et la classification B présente une RMSE légèrement supérieure à celle de la classification E. Pour juillet/août la situation s'inverse et la

classification B présente un coefficient de corrélation supérieur à celui de la classification F avec une RMSE et une erreur moyenne relative beaucoup plus petites.

**Tableau 4 - 18 - STATISTIQUE POUR LA PLUIE MENSUELLE (JUN) SUR LES 52 CARRÉS "MER"**

CLASSIFICATION	MOYENNE (mm)	ERREUR MOYENNE RELATIVE (%)	RMSE	CORRELATION
<b>B</b>	155.2	33.4	69.7	<b>0.77'</b>
<b>E</b>	138.6	<b>19.1</b>	<b>62.5</b>	<b>0.77</b>

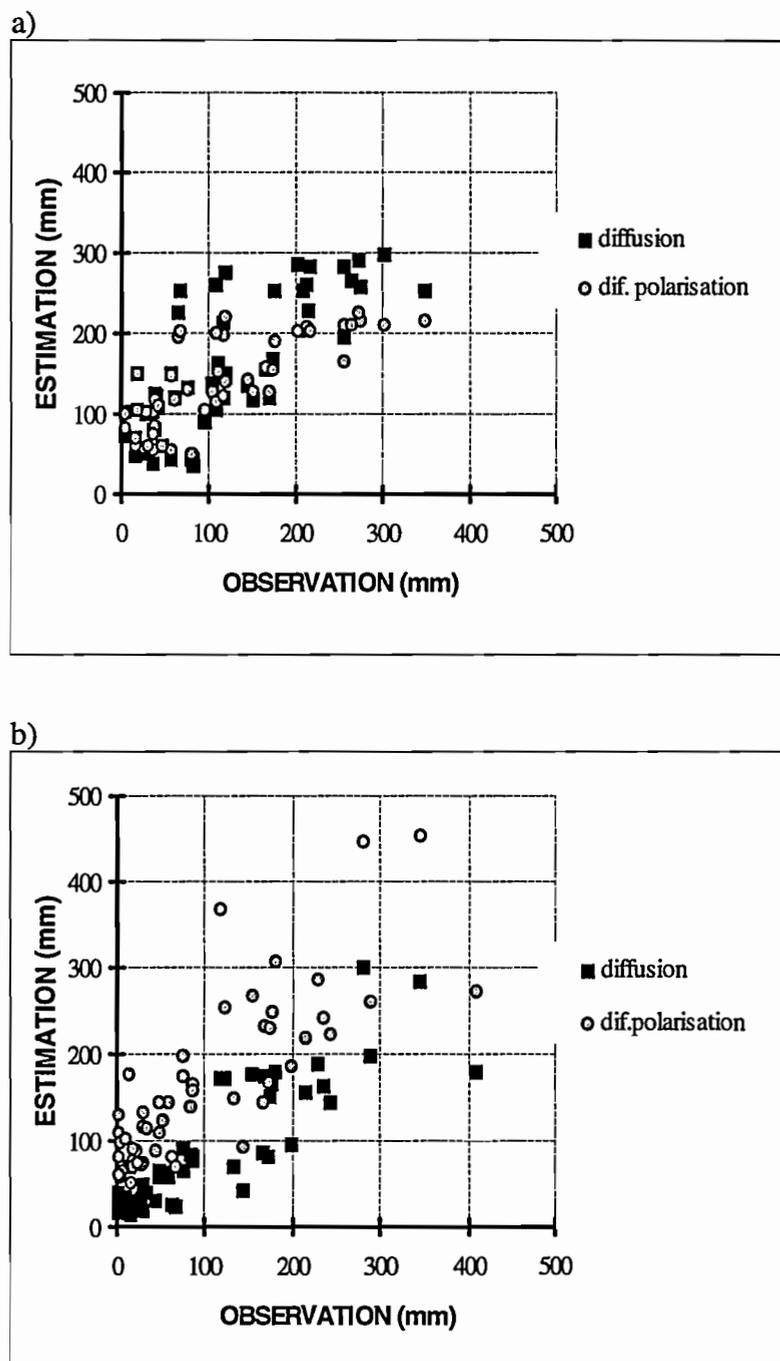
MOYENNE OBSERVEE: 116.3 mm/mois

**Tableau 4 - 19 - STATISTIQUE POUR LA PLUIE MENSUELLE (JUILLET/AOUT) SUR LES 52 CARRÉS "MER"**

CLASSIFICATION	MOYENNE (mm)	ERREUR MOYENNE RELATIVE (%)	RMSE	CORRELATION
<b>B</b>	86.6	<b>-14.6</b>	<b>53.0</b>	<b>0.87</b>
<b>F</b>	163.3	61.0	86.3	0.81

MOYENNE OBSERVEE: 101.4 mm/mois

Les valeurs observées et estimées de la pluie pour les deux paramètres sont présentées dans les Figures 4-15 [a) pour juin et b) pour juillet/août]. Nous remarquons que pour la première période la classification B sous-estime moins les pluies fortes que la classification E (différence de polarisation). Pour la période de juillet/août les résultats obtenus avec le paramètre de différence de polarisation (classification F) présentent plus de dispersion des points que les résultats du paramètre de diffusion (classification B).



**Figure 4-15** - Comparaisons Estimations-Observations des pluies mensuelles sur les 52 carrés mer avec le Paramètre de Diffusion et avec le Paramètre de Différence de Polarisation pour : a) juin 1989 ; et b) juillet/août 1989.

Nous avons considéré que les différences entre les indices statistiques obtenus avec les deux paramètres ne sont pas assez significatives pour justifier l'utilisation d'un paramètre plutôt que l'autre. Néanmoins, considérant le fait que l'indice de diffusion peut être utilisé sur tous les types de surfaces, tandis que l'indice de différence de polarisation ne peut être utilisé que sur la mer, nous avons décidé de garder seulement la classification B pour les études que nous allons développer à partir du prochain paragraphe.

Nous constatons ici que la Méthode de classification RACC conduit à un certain nombre de décisions qui n'amènent pas forcément au même résultat. D'abord, la Méthode RACC entraîne à un choix possible d'une classification pour chaque ensemble d'apprentissage utilisé. Ce choix (Chapitre 3) est basé sur un nombre des paramètres statistiques calculés par la méthode, comme le nombre des classes associées à la pluie et la convergence de l'itération.

Ensuite, nous avons le choix entre toutes ces classifications qui représentent chaque ensemble d'apprentissage utilisé. A ce stade, cette décision ne peut pas être faite de façon automatique. Nous pourrions peut-être envisager des statistiques à faire sur chacune des classes obtenues pour toutes les classifications ( fréquence d'occurrence, nombre de classes ou d'autres) et une façon d'orienter le choix d'une classification en utilisant des critères statistiques qu'il faudrait préciser.

Nous avons choisi une classification en utilisant des données de validation disponibles et en retenant celle qui a abouti à la "meilleure" comparaison estimation - observation pour les périodes analysées. Le critère statistique le plus important pour cette comparaison fut le coefficient de corrélation entre les valeurs estimées et observées. Nous avons retenu la classification B, obtenue avec le paramètre de diffusion qui permet son utilisation sur tous les types de surface de la région étudiée.

## IV. Les résultats de la Méthode RACC

### IV.1. Le choix des taux de pluie

Dans le choix d'une classification, le but était de trouver le meilleur coefficient de corrélation entre les précipitations estimées et observées. Pour cela, nous avons utilisé des taux ou facteurs de pluie empiriques (Jobard and Desbois, 1994), qui ont été déterminés par rapport aux valeurs du paramètre MO et aux valeurs de la température et de la variance IR.

Maintenant nous cherchons des taux ou facteurs de pluie (FP) qui apportent aussi des valeurs moyennes des pluies estimées le plus proche possible de celles observées. Grody (Liberti, 1994) propose des FP dépendants de l'indice SI par des expressions différentes selon la surface observée et une expression qui peut être utilisée partout (global). Les taux de pluies proposés ont été testés et validés sur différentes régions du globe (Ferraro *et al.*, 1992).

Selon Grody,

Pour la terre:

$$FP_T = - 2.71 + 0.362 * SI \quad (1)$$

Pour la mer:

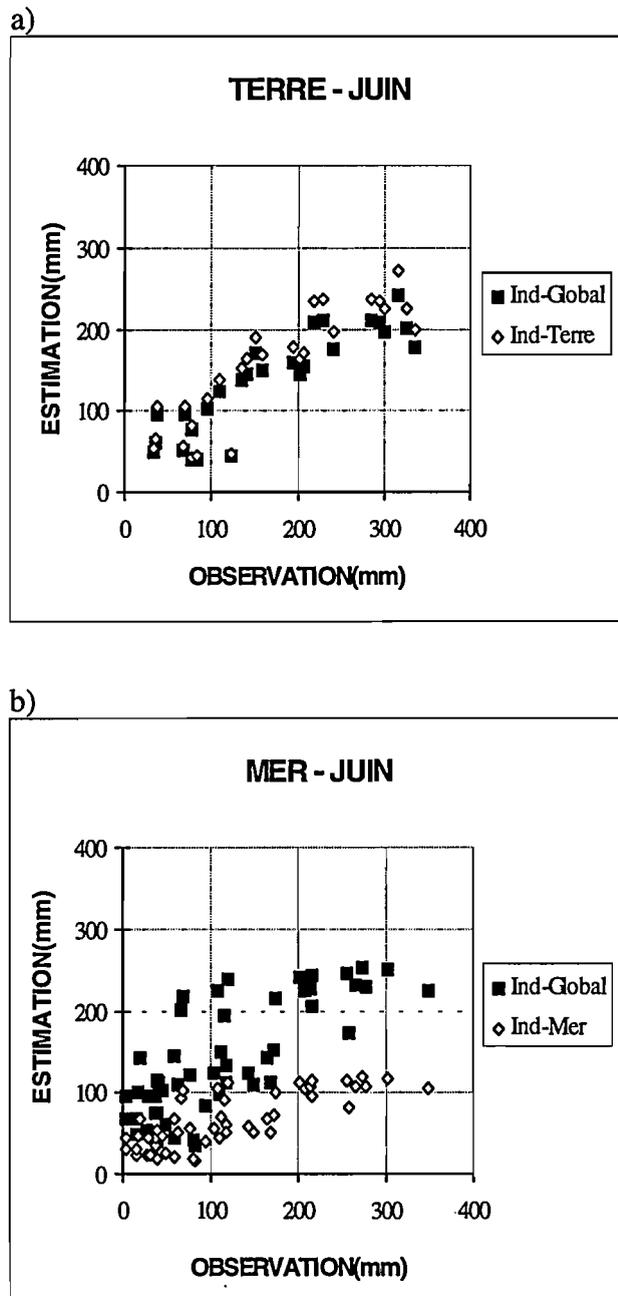
$$FP_M = - 1.05 + 0.149 * SI \quad (2)$$

Et pour toutes les surfaces (global):

$$FP_G = - 1.65 + 0.289 * SI \quad (3)$$

Nous avons utilisé ces trois relations pour estimer la pluie sur la région du Japon. La Figure 4-16 montre les résultats mensuels obtenus pour la terre (a) et la mer (b) pour le mois de juin et la Figure 4-17 pour la période de juillet/août. Sur ces figures nous observons que les estimations mensuelles avec les différents indices proposés par

Grody sont très proches pour les carrés Terre. Nous remarquons aussi que, pour les deux périodes de données les estimations faites avec  $FP_T$  sont légèrement supérieures à celles de l'indice  $FP_G$  et que, au contraire, les estimations avec  $FP_M$  sont nettement inférieures aux estimations avec  $FP_G$ .



**Figure 4-16** - Estimations de la pluie cumulée au mois de juin 1989 avec des différents facteurs de pluie pour : a) les 27 carrés "terre" ; et b) les 52 carrés "mer".

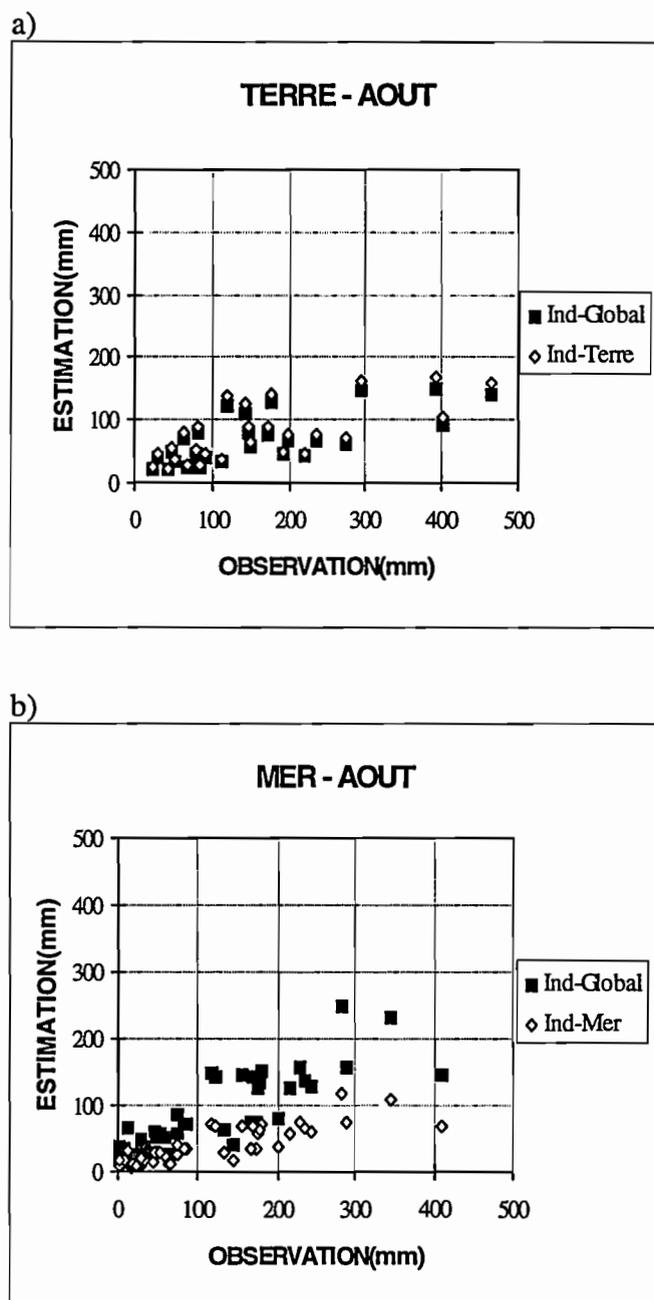


Figure 4-17 - Idem Figure 4-16 pour juillet/août 1989.

Les statistiques pour ces trois facteurs de pluie sont montrées dans les Tableaux 4-20 pour juin et juillet/août 1989. Pour les deux périodes, les coefficients de corrélations obtenus pour chaque type de surface avec les différents FP sont quasiment identiques. Les erreurs moyennes obtenues pour les carrés Terre pour les deux périodes étudiées ont été plus petites lorsque nous avons utilisé  $FP_T$ . Pour les carrés Mer, au

contraire, c'est l'indice  $FP_G$  qui donne les valeurs des pluies estimées les plus proches des valeurs observées.

*Tableau 4 - 20 - STATISTIQUE POUR LA PLUIE MENSUELLE ESTIMEE AVEC LES DIFFERENTS FACTEURS DE PLUIE PROPOSES PAR GRODY*

PERIODE	TYPE DE SURFACE	MOYENNE OBSERVEE (mm)	FACTEUR DE PLUIE	MOYENNE (mm)	ERREUR MOYENNE (%)	RMSE	CORRELATION
JUN	Terre	169	$FD_G$	136	-19.0	60	0.879
			$FD_T$	152	-10.1	50	0.883
	Mer	116	$FD_G$	140	20.7	62	0.769
			$FD_M$	65	-44.0	84	0.770
JUILLET/ AOUT	Terre	162	$FD_G$	69	-56.8	132	0.690
			$FD_T$	78	-51.9	124	0.693
	Mer	101	$FD_G$	75	-25.7	63	0.862
			$FD_M$	35	-65.4	101	0.860

Les résultats moins bons pour l'indice "mer" et les résultats assez proches entre l'indice "terre" et l'indice "global" ne justifient pas l'utilisation d'un indice différent pour chaque type de surface. Nous avons donc décidé de garder seulement l'indice global pour la suite de notre travail. Les facteurs obtenus en utilisant la relation (3) pour la classification B sont montrés dans le Tableau 4-21 pour les classes associées à la pluie.

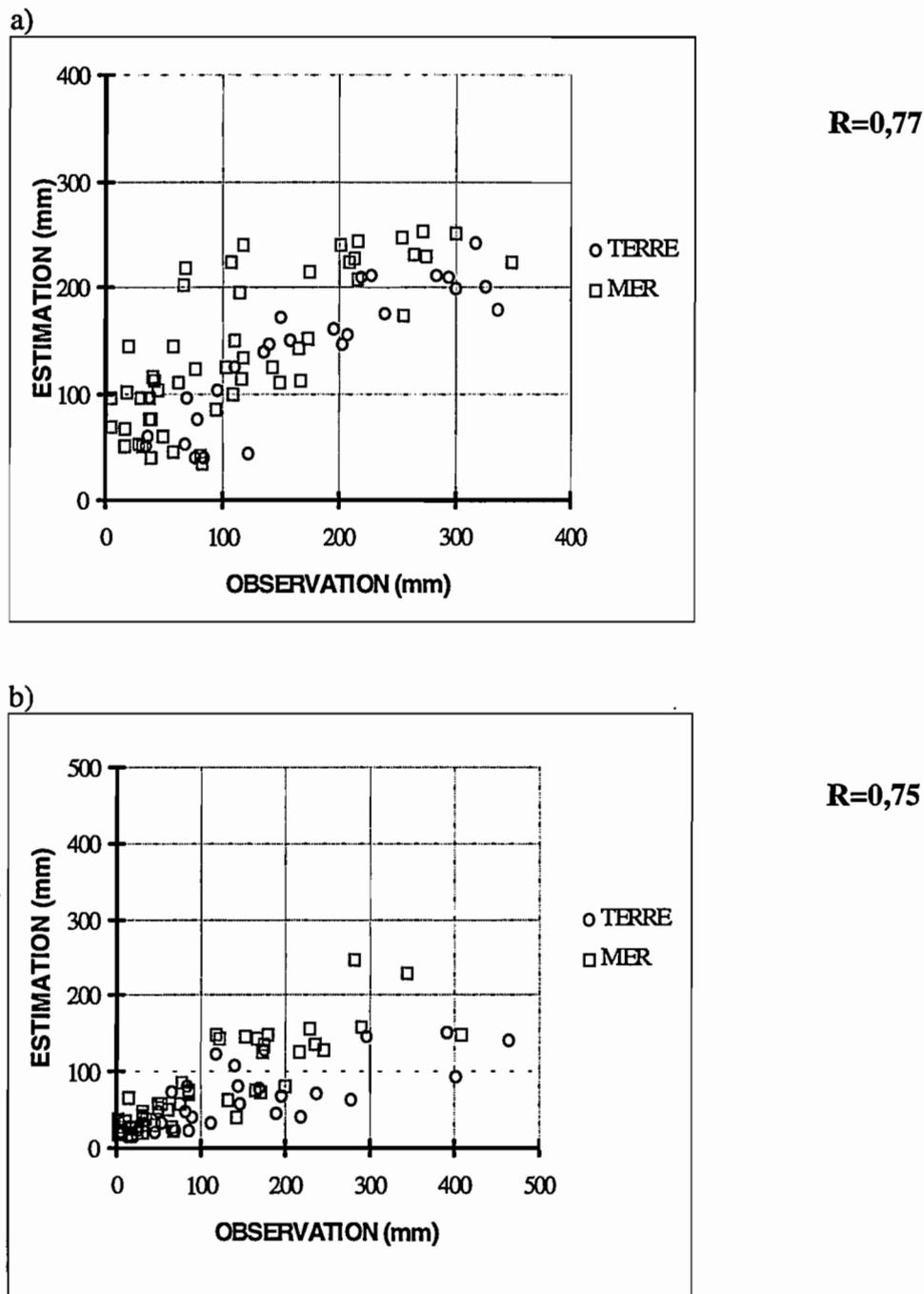
*Tableau 4 - 21 - FACTEURS DE PLUIE OBTENUS AVEC L'INDICE GLOBAL DE GRODY POUR LES CLASSES DE PLUIE DE LA CLASSIFICATION B*

CLASSES	SI	FACTEUR DE PLUIE
6	24	5,3
9	42	10,5
10	10	1,2

#### IV.2. Les résultats mensuels

Nous avons calculé les indices statistiques pour l'estimation des précipitations mensuelles sur les 79 carrés de 1,25 x 1,25 degrés de la région du Japon (Figure 4-4). Les résultats de cette estimation avec la méthode RACC sont présentés dans la Figure 4-18a pour le mois de juin et 4-18b pour juillet/août. Les coefficients de corrélation linéaire obtenus sont similaires pour les deux périodes: 0,77 pour juin et 0,75 pour juillet/août. La pluie moyenne obtenue pour le mois de juin est de 139 mm, très proche de celle observée (134 mm) et nous remarquons une légère surestimation des pluies faibles. Pour la période de juillet/août la pluie moyenne estimée est de seulement 73 mm contre 122 mm observés. Cette période est marquée par une sous-estimation des pluies fortes, surtout pour les carrés "terre".

La distribution de ces pluies sur la région étudiée est montrée dans les Figures 4-19 pour juin et 4-20 pour juillet/août. Pour la période de juin nous observons une concordance générale entre la répartition des pluies estimées par la méthode RACC et observées par le réseau de validation, mais aussi des différences significatives sur certaines zones de notre région. Par exemple, au sud du Japon, où les effets orographiques sont importants, le maximum localisé par les observations est moins marqué dans nos estimations. Un autre maximum observé, centré sur Nagoya à l'ouest du Mont Fuji (3776 m d'altitude), est fortement sous-estimé par la méthode RACC. Pour la période de juillet/août, la méthode RACC sous-estime les précipitations cumulées sur toute la région étudiée. Des quatre maxima observés, seulement celui au sud de la Corée est estimé par notre méthode avec une grandeur comparable aux valeurs des observations. Les deux maxima observés au sud du Japon ne sont pas distingués par la méthode RACC. Le quatrième maximum, situé au-dessus de Tokyo est assez faiblement repéré par notre méthode, avec un cumul d'environ 100 mm (tandis que l'observation obtient plus de 350 mm).



**Figure 4-18** - Estimations de la méthode RACC pour la pluie mensuelle sur les 79 carrés de la Figure 4-4 pour : a) le mois de juin 1989 ; et b) juillet/août 1989.

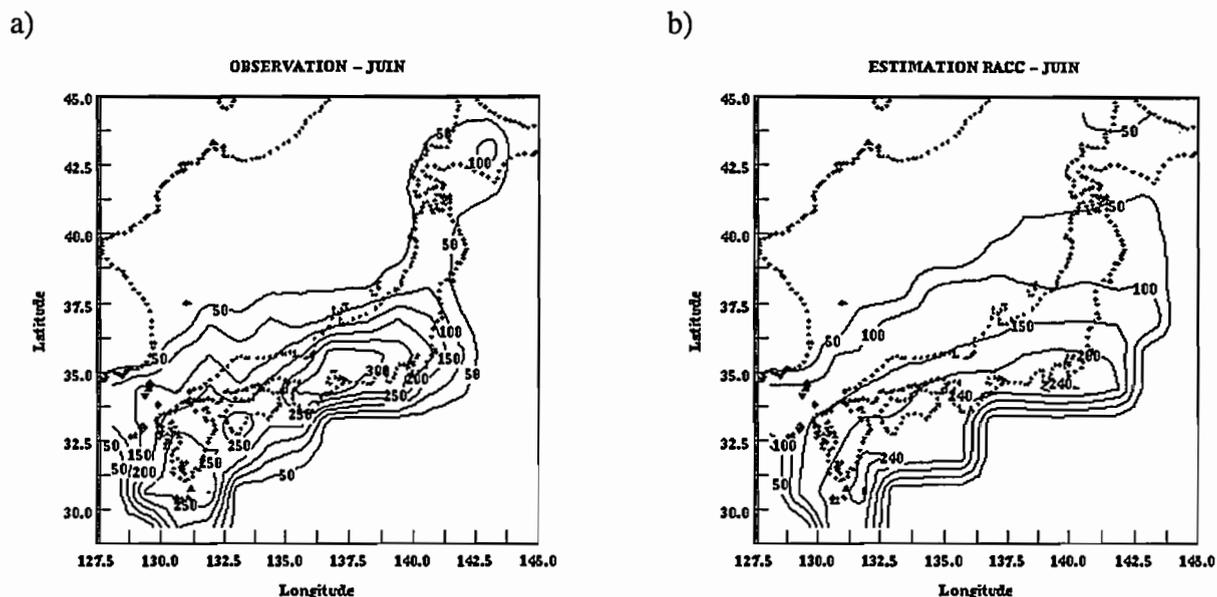


Figure 4-19 - Pluies cumulées mensuelles sur la région du Japon (échelle spatiale de 1,25 lat x 1,25 long) pour le mois de juin 1989 pour a) les observations; et b) l'estimation avec la méthode RACC

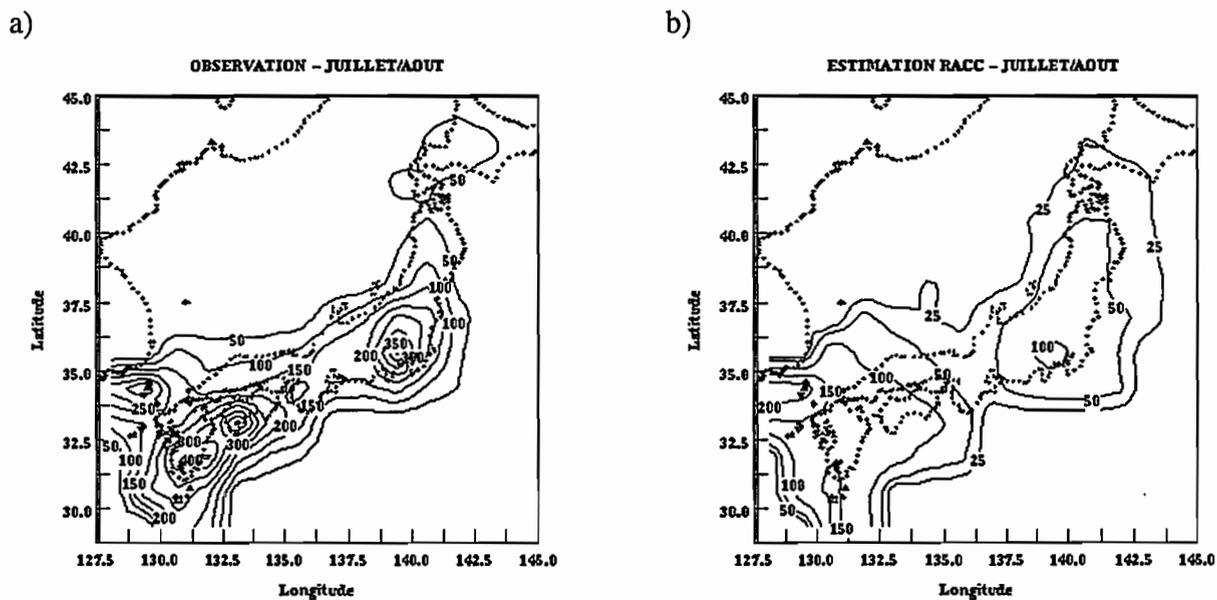


Figure 4-20 - Idem Figure 4-19 pour juillet/aôut 1989

### IV.3. Les résultats journaliers

Les coefficients de corrélation, les moyennes journalières et les erreurs moyennes relatives pour les deux périodes analysées sont présentés dans le Tableau 4-22. Pour l'estimation journalière, les coefficients de corrélation sont plus petits que ceux trouvés pour les statistiques mensuelles et les RMSE plus grandes. Pour les calculs mensuels, nous avons des valeurs pour la RMSE de chaque période de l'ordre de la pluie moyenne estimée par les radars. Les RMSE calculées pour les précipitations journalières sont d'environ deux fois les moyennes observées par les données de validation. A cette échelle temporelle, au contraire de l'estimation mensuelle, le coefficient de corrélation entre les pluies moyennes journalières estimée et observée pour juin est plus petit que celui de juillet/août. Pour juin, la RMSE est aussi plus élevée que celle de la deuxième période, mais l'erreur moyenne est de seulement 0,1 mm (contre -1,5 mm pour juillet/août).

*Tableau 4 - 22 - STATISTIQUE POUR LA PLUIE JOURNALIERE ESTIMEE PAR LA METHODE RACC AVEC L'INDICE GLOBAL DE GRODY*

PERIODE	MOYENNE (mm)	ERREUR MOYENNE (%)	RMSE	CORRELATION
JUIN	4.6	2.2	8.6	0.60
JUILLET/AOUT	2.3	-39.5	8.2	0.67

MOYENNE OBSERVEE (JUIN): 4.5 mm/jour

MOYENNE OBSERVEE (JUILLET/AOUT): 3.8 mm/jour

#### IV.4. D'autres échelles spatio-temporelles

La sensibilité de la méthode au changement d'échelle temporelle, ainsi qu'au changement d'échelle spatiale sera discutée dans ce paragraphe.

Sur les cinq petites zones montrées dans la Figure 4-5 nous avons pu faire des tests plus approfondis sur les changements d'échelles spatio-temporelles. Les résultats sont montrés dans les Tableaux 4-23 pour juin et 4-24 pour juillet/août pour deux de ces carrés: C (pour la terre) et E (pour la mer). Ici nous remarquons une croissance systématique du coefficient de corrélation lorsque nous augmentons le temps et la surface d'intégration. Cette différence entre les coefficients de corrélation peut être très importante comme, par exemple, pour le carré E pendant le mois de juin: entre 0,03 (25 x 25 Km<sup>2</sup> - 1 heure) et 0,78 (250 x 250 Km<sup>2</sup> - 24 heures).

Tableau 4 - 23 - STATISTIQUES POUR LE MOIS DE JUIN

ECHELLE TEMPORELLE	CARRE C (Km <sup>2</sup> )		CARRE E (Km <sup>2</sup> )			
	25 x 25	125 x 125	25 x 25	50 x 50	125 x 125	250 x 250
	1 HEURE	0,02	0,23	0,03	0,10	0,24
3 HEURES	0,11	0,29	0,10	0,17	0,31	0,40
6 HEURES	0,22	0,40	0,14	0,21	0,35	0,41
12 HEURES	0,28	0,43	0,20	0,27	0,42	0,52
24 HEURES	0,36	0,48	0,49	0,54	0,68	0,78

Tableau 4 -24 - STATISTIQUES POUR JUILLET/AOUT

ECHELLE TEMPORELLE	CARRE C (Km <sup>2</sup> )		CARRE E (Km <sup>2</sup> )			
	25 x 25	125 x 125	25 x 25	50 x 50	125 x 125	250 x 250
	1 HEURE	0,21	0,39	0,27	0,44	0,62
3 HEURES	0,30	0,44	0,42	0,54	0,66	0,78
6 HEURES	0,35	0,48	0,47	0,57	0,68	0,80
12 HEURES	0,40	0,52	0,49	0,58	0,67	0,76
24 HEURES	0,43	0,52	0,50	0,59	0,70	0,84

Pour une même échelle spatio-temporelle nous observons des coefficients de corrélation plus importants pour le carré E que pour le carré C. Ceci est peut-être dû à la localisation du carré C, assujettie à des effets orographiques pendant les périodes étudiées. La Figure 4-21 nous donne une représentation du relief de la région étudiée. Dans cette figure nous pouvons voir que le carré E est localisé presque entièrement sur la mer. Le carré C, par contre, est situé dans une zone de relief très varié avec une altitude maximum d'environ 2000 m, ce qui peut entraîner des effets orographiques importants pour les précipitations (Takeda et al., 1976; Takeda et Takase, 1980).

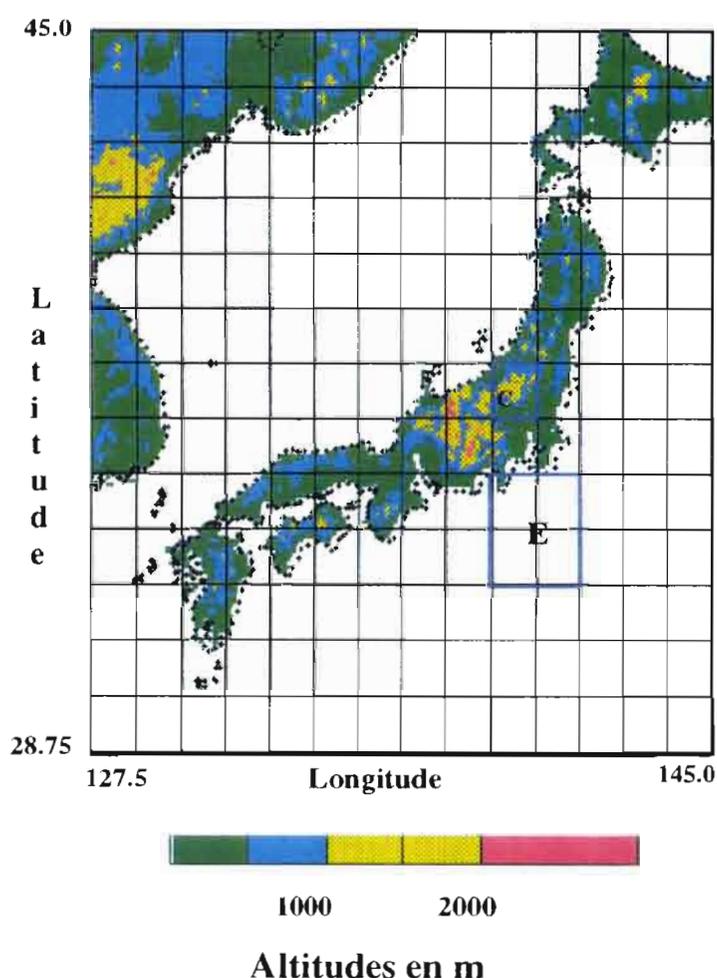
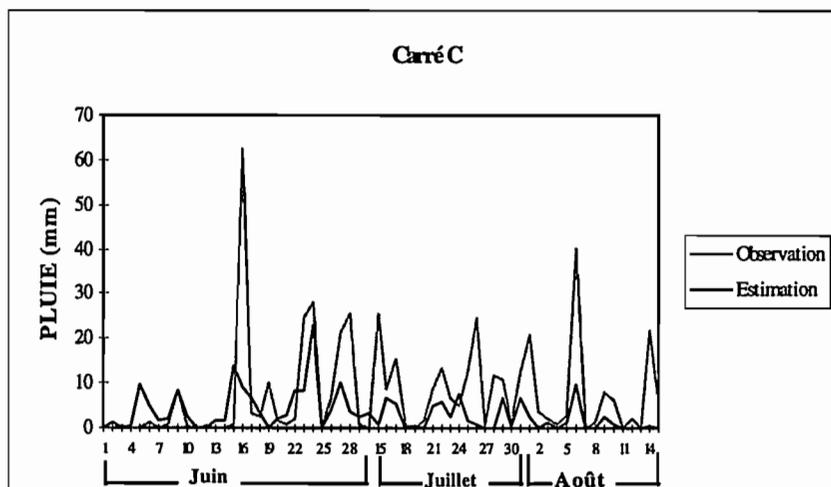


Figure 4-21 - Relief de la région étudiée.

Dans les Tableaux 4-23 et 4-24, nous observons des coefficients de corrélation pour juillet/août plus élevés que ceux du mois de juin. Cette différence entre les deux périodes est encore plus importante pour les échelles temporelles plus petites. A ces échelles de temps, la fréquence des événements pluvieux qu'on observe peut jouer un rôle considérable dans les estimations par satellite. Les systèmes frontaux qui caractérisent la période de juin (BAIU) sont décrits par une fréquence d'événements plus réduite que celle des régimes convectifs de juillet/août (voir l'annexe B). Ninimiya et Mizuno (1987) ont bien étudié l'occurrence du BAIU et ils trouvent que 90% des précipitations sont concentrées en une dizaine d'événements.

Nous indiquons les précipitations journalières cumulées sur le carré C dans la Figure 4-22 pour les deux périodes étudiées. Nous remarquons que, grosso modo, les précipitations journalières estimées suivent la même évolution que la courbe observée. Néanmoins certains événements, comme ceux du 16, du 19 et du 27 juin (Figure 4-22) sont très fortement sous-estimés par notre méthode. Ces sous-estimations peuvent être dues aux "processus chauds" que nous avons décrits à l'annexe B et qui ne sont pas détectés par la méthode RACC.

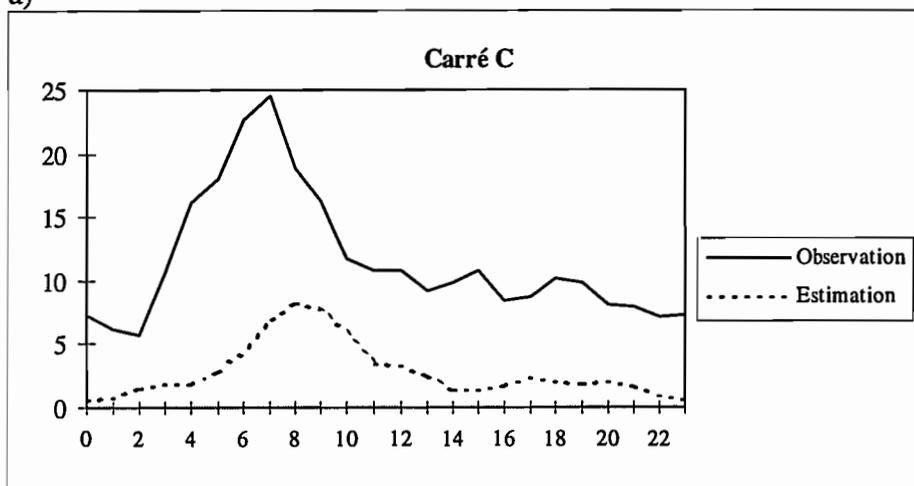


**Figure 4-22** - Précipitations journalières estimées par la méthode RACC et observées par les RADARS pendant les mois de juin à août 1989.

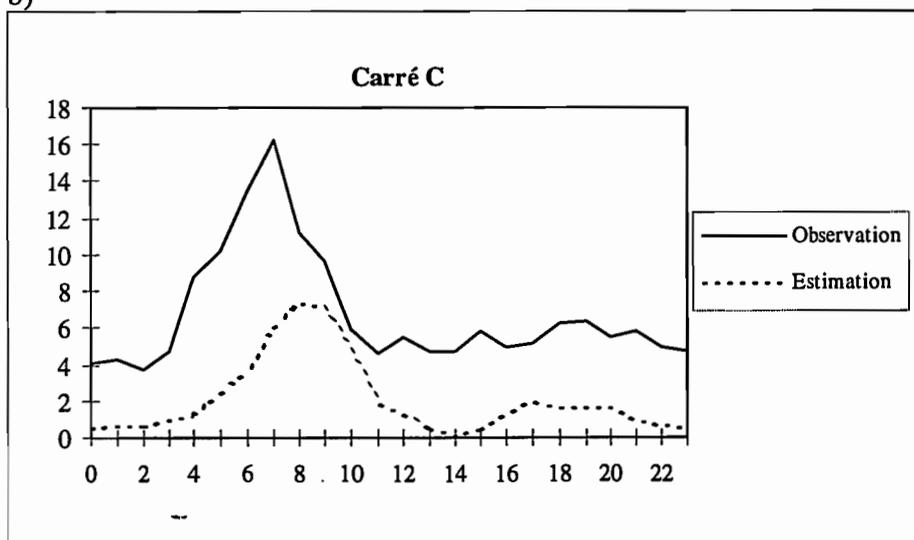
La méthode RACC s'est montrée toutefois capable de détecter le cycle diurne caractéristique de la deuxième période étudiée. Dans la Figure 4-23a nous avons la

distribution horaire des cumuls mensuels des précipitations observées et estimées entre 15 juillet et 15 août 1989. Dans la Figure 4-23b nous avons la même chose pour les 17 premiers jours de la période, entre le 15 et le 31 juillet 1989, où le cycle diurne est plus fortement observé. Le décalage entre la courbe estimée et observée est couramment remarqué avec les méthodes IR à seuil, car le maximum de la pluie et le maximum de surface des nuages froids sont décalés, les nuages froids persistant un certain temps après la pluie.

a)



b)



**Figure 4-23** - Comparaison Estimation-Observation du cycle diurne sur le carré C pendant : a) la période complète de juillet/août 1989 ; et b) la période entre le 15 et le 31 juillet 1989.

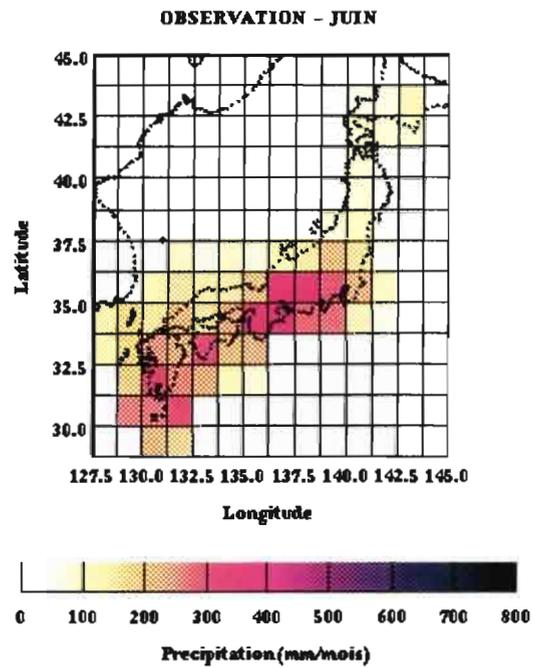
## V. Comparaison avec une méthode Infrarouge

Nos résultats ont pu être comparés à ceux obtenus avec l'algorithme IR (GPI) décrit au Chapitre 2. Comme nous l'avons expliqué précédemment, cet algorithme attribue un taux constant de 3 mm de pluie pour chaque pixel qui a une température IR inférieure à 235K (-38° C). Une moyenne est alors déterminée pour chaque carré de 1,25° lat x 1,25° long.

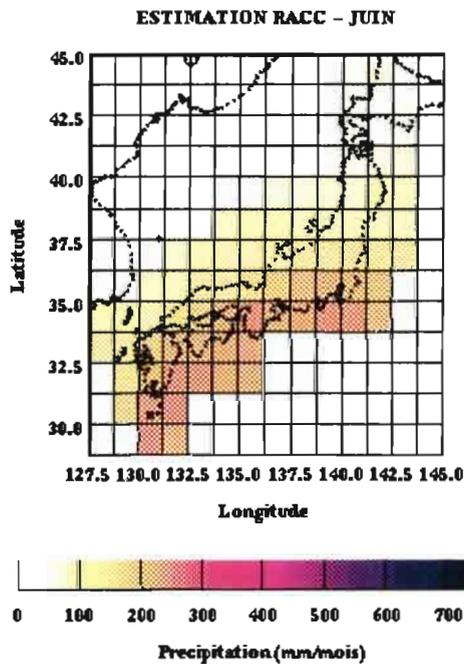
Les résultats pour l'estimation mensuelle de chacune des périodes sont présentés dans les Figures 4-24 pour juin et 4-25 pour juillet/août. Nous observons sur la Figure 4-24 une surestimation de l'algorithme IR, surtout pour les pluies faibles sur la mer du Japon et au long des côtes au sud de la région étudiée. Les deux méthodes semblent avoir des problèmes pour détecter les fortes pluies localisées, d'origine orographique, mais la méthode RACC sous-estime encore plus fortement ces précipitations. Pour la période de juillet/août (Figure 4-25), les deux méthodes sous-estiment les pluies les plus fortes ( $\cong 400$  mm).

Le coefficient de corrélation, les moyennes estimées et les erreurs obtenues pour les mois de juin et juillet/août 1989 sont montrés dans le Tableau 4-25 pour la Méthode RACC et pour l'algorithme IR. Pour la première période, nous obtenons un coefficient de corrélation plus élevé pour la Méthode RACC. La RMSE obtenue avec l'algorithme IR est de presque deux fois la RMSE de notre méthode pour cette période. L'erreur moyenne relative est aussi beaucoup plus petite pour l'estimation mensuelle avec notre méthode combinée. Pour juillet/août les indices statistiques obtenus avec les deux méthodes sont très proches. Le coefficient de corrélation obtenu avec RACC est un peu meilleur que celui de l'estimation IR, mais l'erreur moyenne relative et la RMSE de la méthode combinée sont légèrement supérieures.

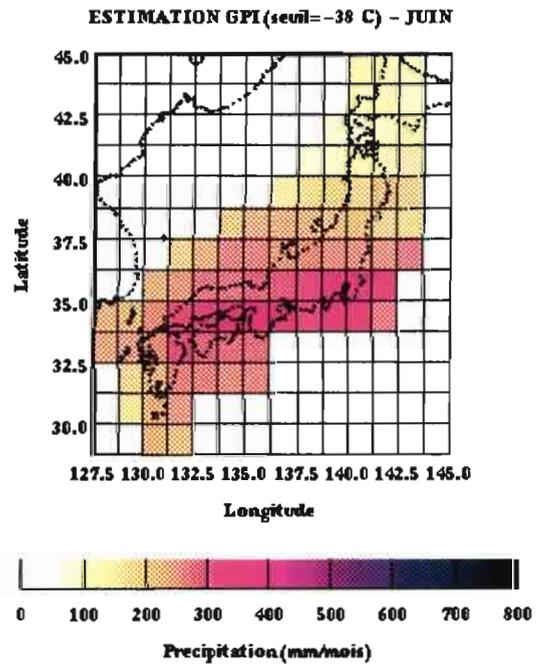
a)



b)



c)



**Figure 4-24** - Précipitations moyennes sur les 79 carrés de 1,25 lat x 1,25 long pendant le mois de juin 1989 pour: (a) l'observation; (b) l'estimation avec la méthode RACC; et (c) l'estimation avec la méthode IR (GPI).

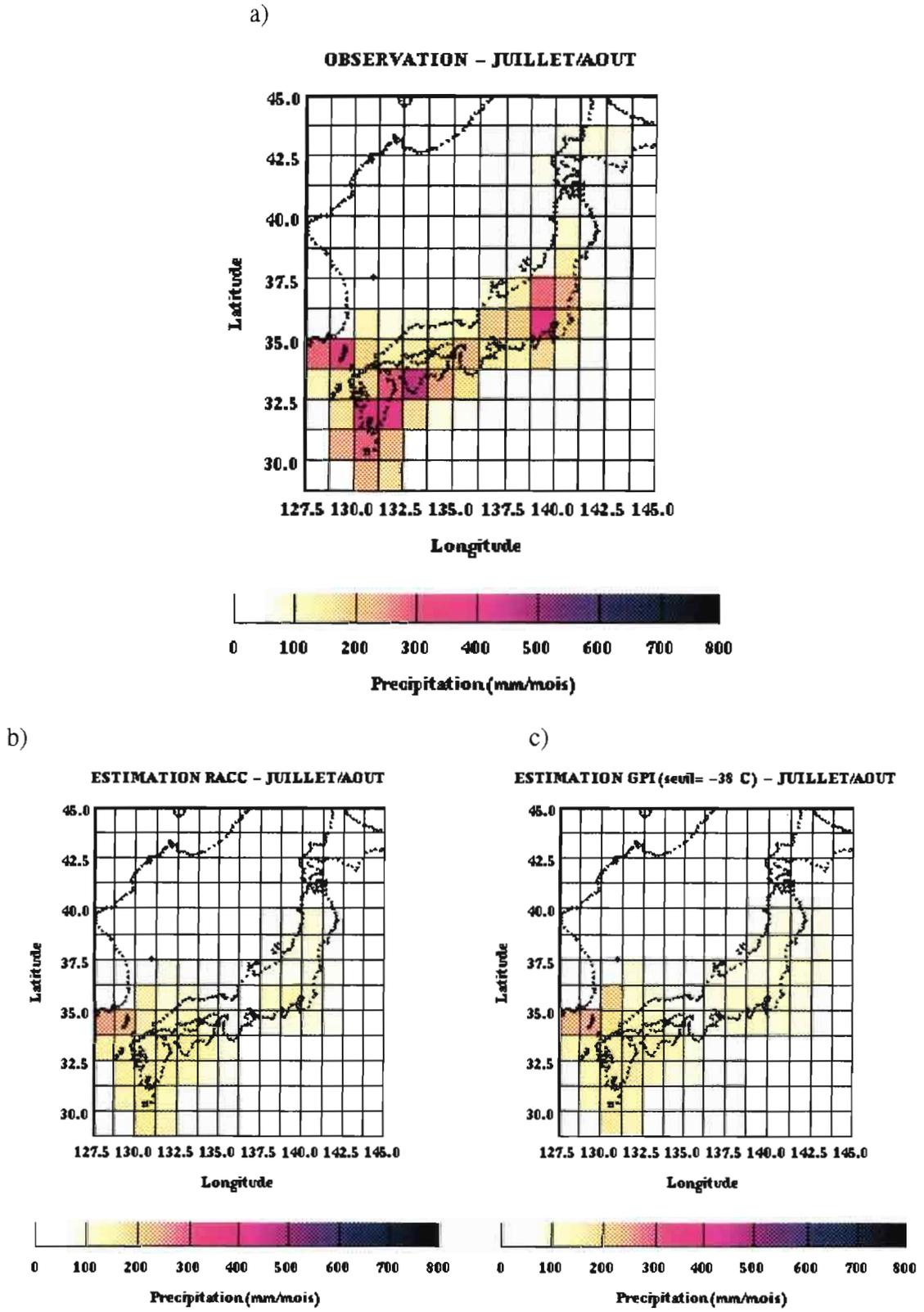


Figure 4-25 - Idem Figure 4-24 pour juillet/aout 1989.

*Tableau 4 - 25 - STATISTIQUES POUR LA PLUIE MENSUELLE ESTIMEE PAR LA METHODE RACC ET PAR UNE METHODE IR:*

PERIODE	ALGORITHME	MOYENNE (mm)	ERREUR MOYENNE (%)	RMSE (mm)	CORRELATION
1-30 JUIN	RACC (IR/MO)	139	3,7	61	0,77
	IR	220	64,2	113	0,64
15 JUIL/15 AOUT	RACC (IR/MO)	73	-40,1	92	0,75
	IR	81	-33,6	90	0,73

MOYENNE MENSUELLE OBSERVEE (JUN): 134 mm

MOYENNE MENSUELLE OBSERVEE(JUILLET/AOUT): 122 mm

Lorsque nous considérons séparément les carrés terre et mer nous observons des différences considérables pour les deux périodes, selon le type de surface étudiée (voir l'Annexe B). Les coefficients de corrélation obtenus avec les deux méthodes sont présentés dans le Tableau 4-26. Pour les carres "terre" les deux méthodes trouvent des coefficients de corrélations supérieurs pendant le mois de juin. Pour ce type de surface, la Méthode RACC obtient un meilleur coefficient de corrélation pour la première période et un coefficient proche à celui de l'algorithme IR pour juillet/août. Pour les carrés "mer", au contraire, c'est la deuxième période analysée qui présentera les coefficients de corrélation les plus élevés pour les deux méthodes d'estimation des précipitations par satellite. Les coefficients obtenus avec la méthode combinée sont meilleurs pour les deux périodes.

*Tableau 4 - 26 - STATISTIQUES POUR LA PLUIE MENSUELLE ESTIMEE SUR LES CARRES TERRE ET MER:*

TYPE DE SURFACE	PERIODE	ALGORITHME	CORRELATION
TERRE	1-30 JUIN	RACC (IR/MO)	0,88
		IR	0,75
	15 JUIL/15 AOUT	RACC (IR/MO)	0,69
		IR	0,72
MER	1-30 JUIN	RACC (IR/MO)	0,77
		IR	0,57
	15 JUIL/15 AOUT	RACC (IR/MO)	0,86
		IR	0,83

## VI. Comparaison avec une méthode Microonde

Pour comparer les résultats de la méthode RACC avec un algorithme MO nous avons choisi la méthode proposée par Grody (1991) qui utilise le paramètre de diffusion donné par l'expression:

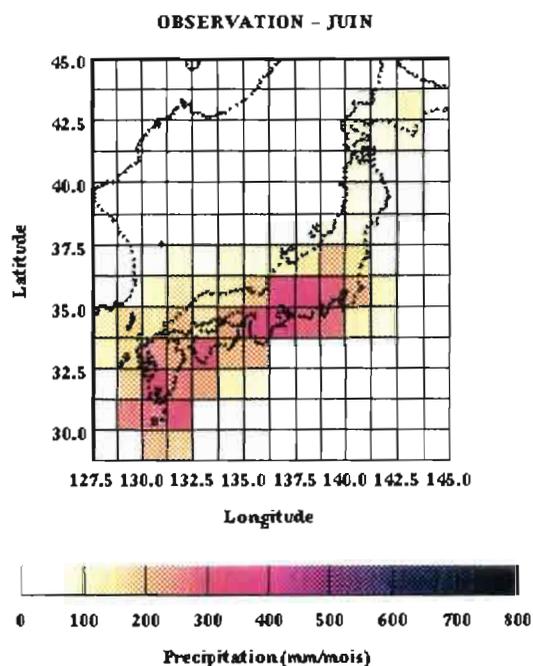
$$SI = 32,95 + 0,125 \cdot T_{(19\text{GHz})}^V + 0,456 \cdot T_{(22\text{GHz})}^V + 0,0011 \cdot (T_{(22\text{GHz})}^V)^2 - T_{(85\text{GH})}^H$$

Nous avons utilisé cette combinaison des canaux MO pour créer une image pour chaque passage SSM/I disponible sur la région étudiée pendant les mois de juin à août 1989. A ces images nous avons appliqué l'indice global de pluie donné par l'expression (3) de la section IV.1.

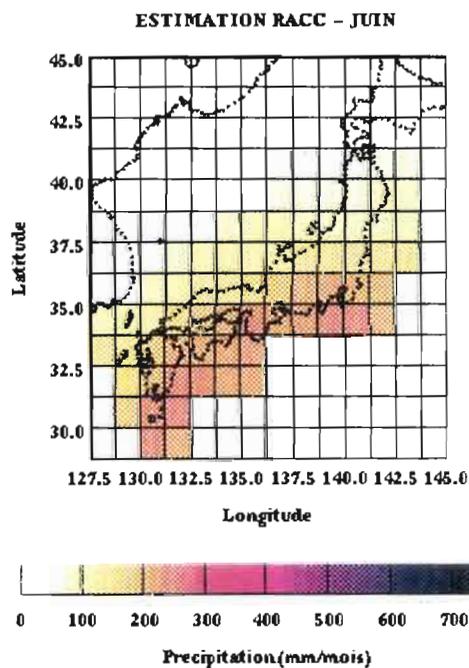
Chaque passage SSM/I ne couvrant pas entièrement la région étudiée, nous ne calculons la moyenne spatiale d'un carré que si au moins 50% de ses pixels ont été observés par le satellite pendant ce passage. Une moyenne horaire pour chaque carré est alors calculée en prenant en compte ce nombre des passages utilisables. La pluie mensuelle estimée pour chaque carré sera donc cette moyenne horaire multipliée par 24 et par le nombre total de jours de la période étudiée. Pour plus de détails sur le nombre de pixels pris en compte dans les moyennes spatiales sur les carrés, ainsi que pour une autre façon de calculer la pluie moyenne mensuelle avec ce paramètre MO, nous nous rapporterons à l'annexe C.

La distribution des pluies estimées avec ce paramètre MO est montrée dans les Figures 4-26 pour juin et 4-27 pour juillet/août, comparée aux observations RADAR et aux estimations RACC. Pour le mois de juin nous observons que le paramètre MO surestime très fortement les précipitations localisées du centre du Japon jusqu'au sud de la région étudiée. Tout au nord de notre région nous avons aussi une autre zone surestimée. Cette même zone est aussi surestimée pendant la période de juillet/août.

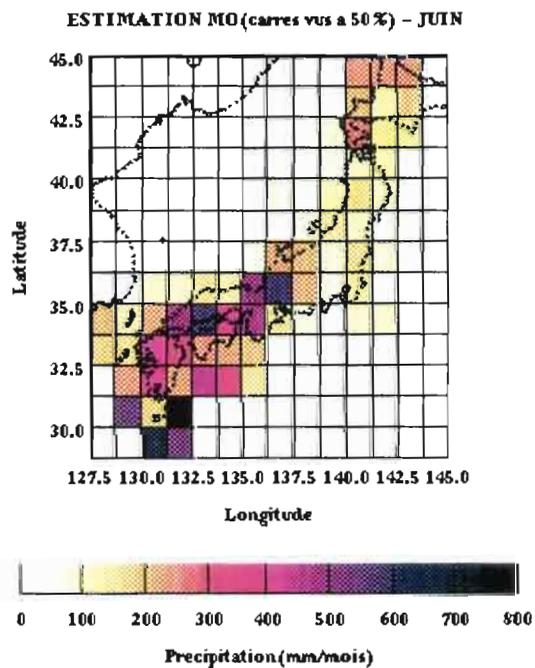
a)



b)

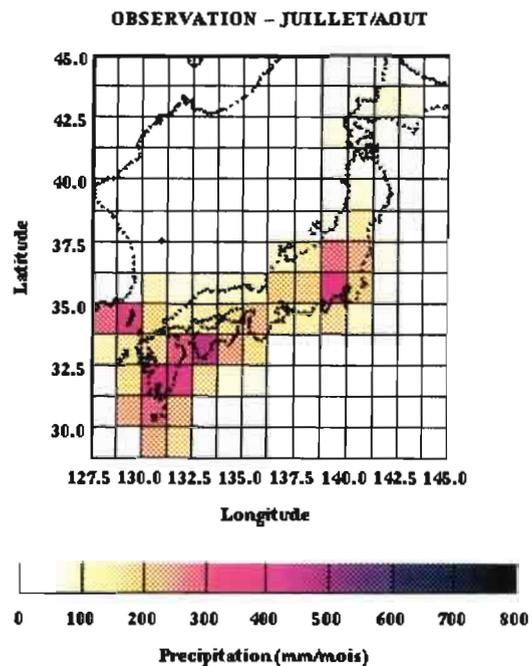


c)

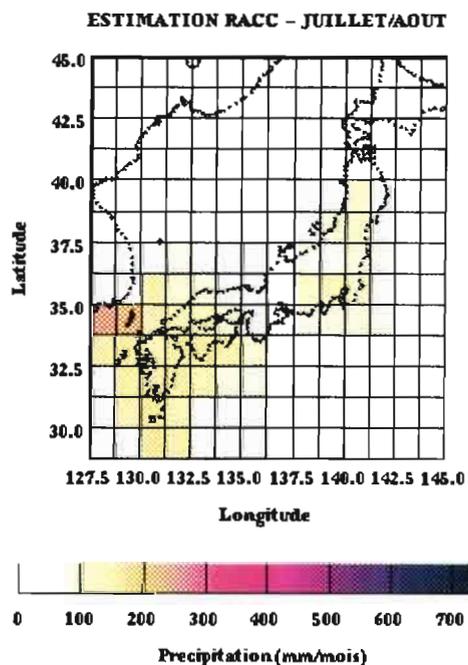


**Figure 4-26** - Précipitations moyennes sur les 79 carrés de 1,25 lat x 1,25 long pendant le mois de juin 1989 pour: a) l'observation ; b) l'estimation avec la méthode RACC ; et c) l'estimation avec un paramètre MO.

a)



b)



c)

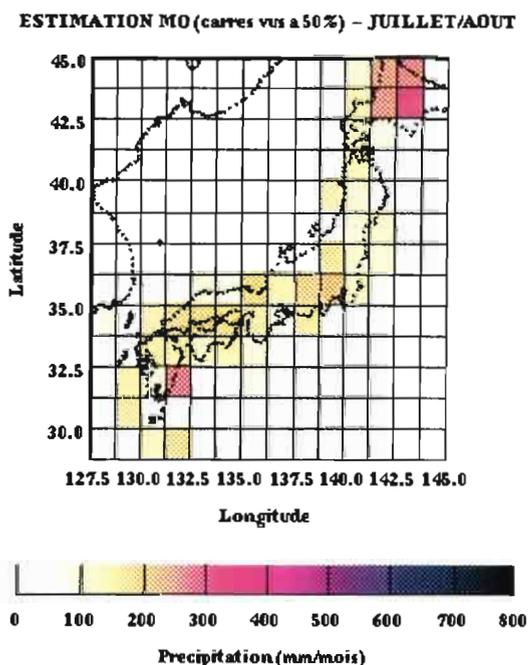


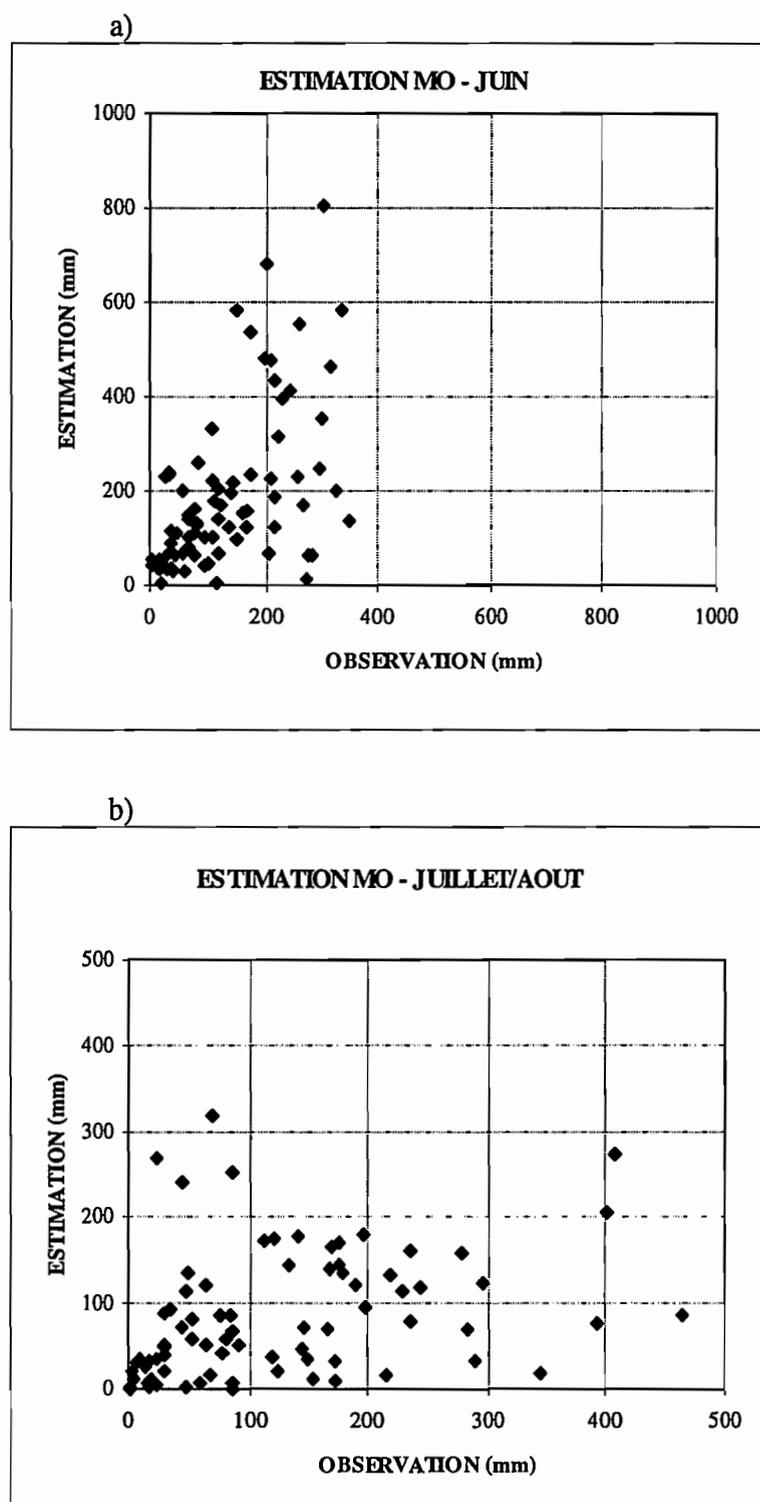
Figure 4-27 - Idem Figure 4-26 pour juillet/août 1989.

Pendant cette deuxième période, deux maxima observés sont légèrement identifiés par le paramètre MO (le premier au tour de Tokyo et l'autre au sud de notre région). Le maximum observé au sud de la Corée est complètement ignoré par le paramètre MO aussi bien que celui situé entre 32,5° N et 33,75° N.

Les valeurs des précipitations mensuelles observées et estimées par l'algorithme MO sont présentées dans les Figures 4-28a pour juin et 4-28b pour juillet/août. Nous pouvons constater dans la Figure 4-28a une surestimation considérable des pluies fortes au mois de juin. Pendant juillet/août 1989 (Figure 4-28b), l'algorithme MO sous-estime les pluies au-dessus de 300 mm et surestime les pluies les plus faibles. Les résultats statistiques obtenus pour les estimations mensuelles faites avec cet algorithme MO sont montrés dans le Tableau 4-27, comparés aux résultats de la Méthode RACC. Les coefficients de corrélation de l'algorithme MO sont beaucoup plus faibles que ceux obtenus avec la méthode combinée pour les deux périodes étudiées. Pour le mois de juin, l'erreur moyenne relative et la RMSE sont beaucoup plus grandes que les erreurs obtenues avec la Méthode RACC. Pour juillet/août, l'erreur moyenne relative obtenue avec le paramètre MO est un peu plus petite que celle de la méthode RACC mais la RMSE est assez élevée.

Dans cette estimation, il est important d'observer le fait que les précipitations sur la région du Japon, pendant les trois mois analysés, sont dues parfois à des processus chauds, tandis que le paramètre MO que nous avons utilisé mesure principalement la diffusion du rayonnement causée par les cristaux de glace présents dans les nuages élevés. Cet algorithme MO n'est donc pas adapté pour identifier les précipitations dues à ces processus chauds.

Les mauvais résultats obtenus pour l'estimation MO peuvent être aussi dû au faible échantillonnage des observations SSM/I. Pour analyser les effets de la résolution temporelle de ces observations, nous avons comparé les données RADAR avec le même échantillonnage des données SSM/I. Les résultats de cette analyse sont présentés dans la section VI.1.



**Figure 4-28** - Comparaison Observations-Estimation avec l'algorithme MO pour les pluies cumulées mensuelles : a) pour le mois de juin 1989 ; et b) pour la période de juillet/août 1989.

*Tableau 4 - 27 - STATISTIQUES POUR LA PLUIE MENSUELLE ESTIMEE PAR LA METHODE RACC ET PAR UNE METHODE MO:*

PERIODE	ALGORITHME	MOYENNE (mm)	ERREUR MOYENNE (%)	RMSE (mm)	CORRELATION
1-30 JUIN	RACC (IR/MO)	139	3,7	61	0,77
	MO	189	41,0	153	0,55
15 JUIL/15 AOUT	RACC (IR/MO)	73	-40,1	92	0,75
	MO	83	-32,0	115	0,34

MOYENNE MENSUELLE OBSERVEE (JUN): 134 mm

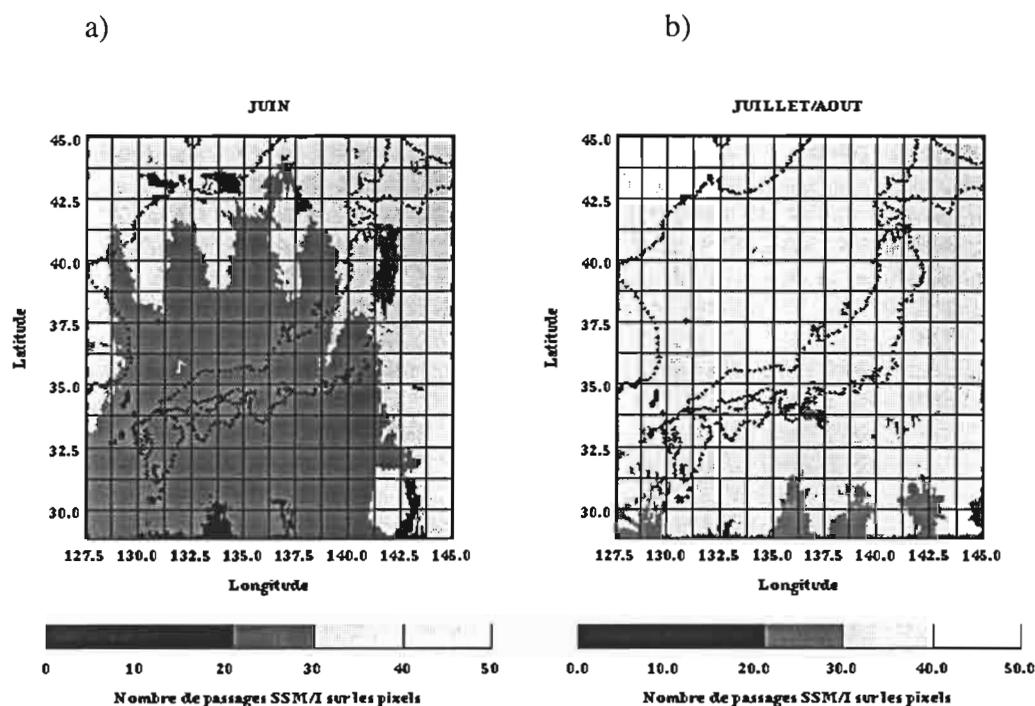
MOYENNE MENSUELLE OBSERVEE(JUILLET/AOUT): 122 mm

### VI.1. L'échantillonnage Radar/MO

Le nombre d'observations SSM/I sur chaque pixel de la région étudiée est varié et peut être assez faible sur certaines zones. Nous pouvons voir la distribution du nombre de passages SSM/I sur chaque pixel de notre région dans la Figure 4-29 [a] pour juin 1989 et b) pour juillet/août 1989]. Pour juin, le total d'observations SSM/I est plus petit à cause de certaines orbites manquantes (le maximum est de 36 observations), mais même pour juillet/août, ce nombre est situé typiquement entre 30 et 35 passages sur la région, soit environ un passage par jour.

Pour vérifier si les faibles coefficients de corrélation entre l'estimation des pluies mensuelles avec le paramètre MO et l'observation sont dûs à la fréquence d'observation du satellite nous avons fait deux tests. D'abord, nous avons comparé l'estimation des pluies mensuelles obtenues à partir des données RADAR échantillonnées aux heures de passages SSM/I avec les pluies cumulées en utilisant toutes les données RADAR. Les valeurs mensuelles sont obtenues de la même façon que nous avons faite pour le paramètre MO. C'est-à-dire, nous calculons d'abord une moyenne horaire qui est ensuite multipliée par 24 et par le nombre de jours de la période. Les résultats de cette comparaison sont présentés dans la Figure 4-30 pour les deux périodes étudiées [a] pour juin et b) pour juillet/août]. Les coefficients de corrélation sont respectivement de 0,83 et 0,79 pour les deux périodes. Pour juin l'erreur moyenne relative (EMR) est de 11% et

la RMSE est de 76 mm. Pour la période de juillet/août l'EMR est de -7,4 % et la RMSE est de 72 mm.



**Figure 4-29** - Distribution des nombres des passages SSM/I par pixel pour chacune des périodes étudiées: a) Juin 1989 et b) du 15 juillet au 15 août 1989.

Ensuite, nous avons cumulé seulement la pluie réellement observée par le satellite, c'est-à-dire pendant les heures de passages SSM/I, et nous avons comparé aux cumuls RADAR correspondant à ces mêmes heures. Le résultat est présenté dans les Figures 4-31a pour juin et 4-31b pour juillet/août. En juin, il n'y a quasiment pas d'amélioration pour la corrélation. Pour la deuxième période, cette amélioration est significative: le coefficient de corrélation est de 0,49 au lieu de 0,34.

Les résultats de ces deux comparaisons sont cohérents et montrent que les problèmes de l'estimation MO pour cette région pendant les trois mois de l'étude sont en partie seulement liés à la fréquence d'observation du satellite. Ils sont dûs aussi à une faiblesse intrinsèque de l'algorithme de diffusion qui n'arrive pas à détecter les pluies originaires des processus chauds.

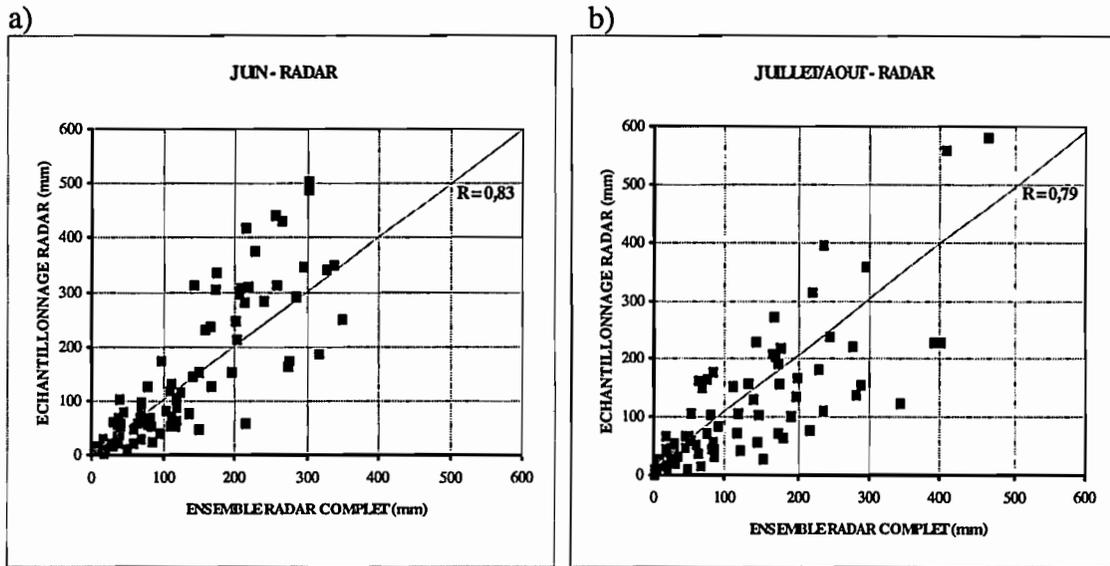


Figure 4-30 - Pluies cumulées observées par les données RADAR échantillonnées aux heures de passage SSM/I et comparées aux pluies observées par l'ensemble complet de données RADAR pendant : a) juin 1989 ; et b) juillet/août 1989.

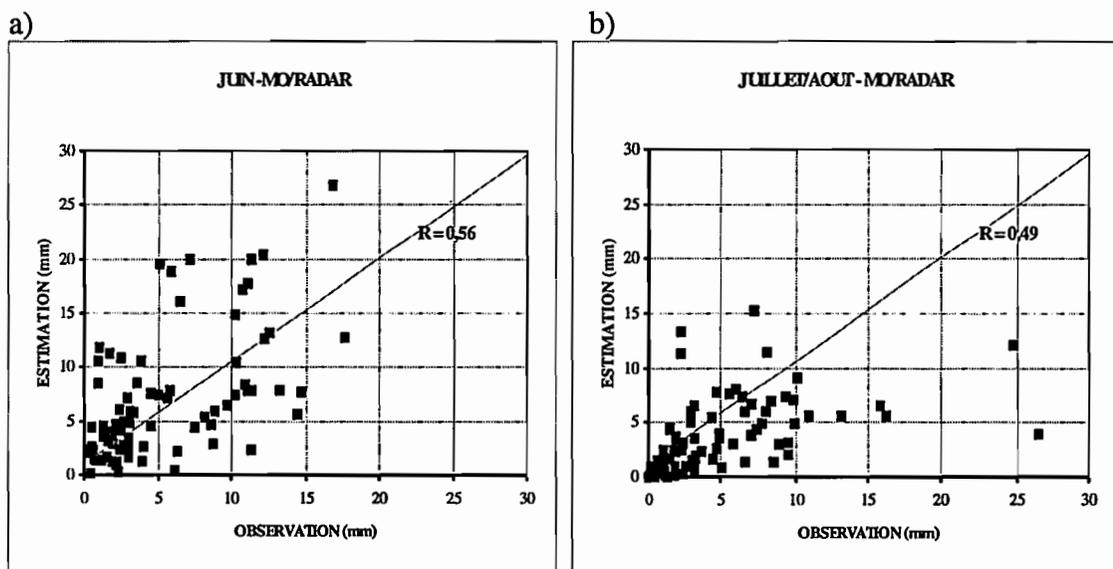


Figure 4-31 - Comparaison entre le pluies cumulées estimées par la méthode MO et observées par les données RADAR pendant les heures de passage SSM/I pour : a) juin 1989 ; et b) juillet/août 1989.

## VII. Conclusions de l'étude sur la région du Japon

Nous avons présenté dans ce chapitre une application de la méthode RACC d'estimation des précipitations à la région du Japon et mers environnantes. Pour cette région, un projet d'intercomparaison d'algorithmes d'estimation des précipitations (AIP1) a été élaboré par le GPCP (Global Precipitation Climatology Project) pendant les mois de juin à août 1989. Nous avons utilisé les données satellitaires et les "données validation" fournies par ce projet pour tester notre méthode RACC. Les "données validation" sont des champs de pluie obtenus par une combinaison des données fournies par 15 radars et par 1300 pluviographes du réseau AMeDAS.

L'utilisation de ces données nous permet d'analyser deux régimes climatiques différents. Le "BAIU", pendant le mois de juin, est caractérisé par des précipitations frontales. La deuxième période, du 15 juillet au 15 août, est caractérisée par des systèmes convectifs.

Nous avons utilisé dix passages SSM/I sélectionnés pour l'AIP1 pendant les deux périodes pour créer les respectives images à partir de deux paramètres MO différents. Le premier paramètre MO utilisé donne un indice (SI - Scattering Index) de la diffusion du rayonnement causée par les hydrométéores. Le deuxième paramètre MO utilisé mesure la dépolarisation (à 37GHz) provoquée par la présence de la pluie sur des surfaces à basses émissivités comme la mer. Ensuite, nous avons utilisé ces images et les images IR et Variance-IR coïncidentes pour créer six ensembles différents d'apprentissage pour la première phase de la méthode RACC. Les classifications obtenues avec ces ensembles ont été analysées.

Pour tirer l'avantage de la bonne résolution temporelle des images IR, fournies à un pas de temps horaire, nous utilisons des classifications à deux paramètres (température et variance IR) pour estimer les précipitations mensuelles et journalières sur notre région test. Nous conservons néanmoins les classes de pluie déterminées dans

les classifications qui utilisent les paramètres MO. Les précipitations mensuelles et journalières cumulées sur des carrés de  $1,25^\circ\text{lat} \times 1,25^\circ\text{long}$  ont été estimées avec les six classifications. Les comparaisons ont montré que les classifications qui possèdent plus des classes de pluie restituent plus facilement les précipitations observées.

Les deux paramètres MO ont été testés sur 52 carrés dont la majorité de leurs surfaces est sur la mer. Les résultats ont montré très peu de différence entre les deux estimations avec un coefficient de corrélation légèrement supérieur pour le paramètre de diffusion pendant juillet/août. Nous avons donc décidé de garder une classification obtenue avec cet indice de diffusion qui a aussi l'avantage de pouvoir être utilisé sur tous les types de surface.

Plusieurs taux (ou facteurs) de pluie ont été testés pour les classes de pluie de cette classification. Nous avons choisi le facteur de pluie global (FPG) proposé par Grody (1991) qui donne des bons coefficients de corrélation pour les précipitations mensuelles et journalières pour les deux périodes étudiées. Des tests sur le changement d'échelle spatio-temporelle ont été réalisés sur deux zones de la région étudiée. Nous avons pu remarquer une croissance systématique des coefficients de corrélation lorsque nous augmentons le temps et la surface d'intégration.

Les résultats de nos estimations pour juin et pour juillet/août ont été comparés aux résultats obtenus avec un algorithme qui utilise seulement les données IR (GPI) et avec un algorithme MO. Les valeurs statistiques des coefficients de corrélation, les erreurs moyennes et les moyennes mensuelles pour les trois méthodes sont comparées dans le Tableau 4-28.

Pour le mois de juin, l'estimation mensuelle obtenue avec la méthode RACC présente le meilleur coefficient de corrélation et les plus petites erreurs. Pour la période de juillet/août, l'amélioration que RACC apporte par rapport à l'estimation de GPI est moins significative probablement dû au paramètre MO utilisé dans la phase d'apprentissage de la méthode RACC. Ce paramètre MO n'est pas sensible aux précipitations dues aux processus chauds, plus importants pendant la deuxième période étudiée. Cette insensibilité du paramètre de diffusion peut être observée dans les

résultats obtenus avec l'algorithme MO, qui sont beaucoup plus faibles pour la période de juillet/août.

*Tableau 4 - 1 - STATISTIQUES MENSUELLES POUR LES DEUX PERIODES ETUDIEES:*

PERIODE	ALGORITHME	MOYENNE (mm)	ERREUR MOYENNE (mm)	RMSE (mm)	CORRELATION
1-30 JUIN	RACC (IR/MO)	139	3,7	61	0,77
	IR	220	64,2	113	0,64
	MO	189	41,0	153	0,55
15 JUIL/15 AOUT	RACC (IR/MO)	73	-40,1	92	0,75
	IR	81	-33,6	90	0,73
	MO	82	-32,0	115	0,34

MOYENNE MENSUELLE OBSERVEE (JUIN): 134 mm

MOYENNE MENSUELLE OBSERVEE(JUILLET/AOUT): 122 mm

Les résultats journaliers de la méthode RACC sont comparés dans le Tableau 4-29 au résultats de la méthode GPI. Cette comparaison confirme la meilleure corrélation entre observation et estimation par la méthode RACC par rapport à la méthode IR. Elle montre aussi que, même à cette échelle, la différence entre ces deux méthodes est beaucoup plus nette pour la période de précipitations frontales (juin) que pour la période de pluies convectives.

*Tableau 4 - 2 - STATISTIQUES JOURNALIERES POUR LES DEUX PERIODES ETUDIEES:*

PERIODE	ALGORITHME	MOYENNE (mm)	ERREUR MOYENNE (mm)	RMSE (mm)	CORRELATION
1-30 JUIN	RACC (IR/MO)	4,6	0,1	8,6	0,60
	IR	7,4	2,9	9,9	0,54
15 JUIL/15 AOUT	RACC (IR/MO)	2,3	-1,5	8,2	0,67
	IR	2,5	-1,3	7,9	0,64

MOYENNE MENSUELLE OBSERVEE (JUIN): 4,5 mm

MOYENNE MENSUELLE OBSERVEE(JUILLET/AOUT): 3,8 mm

Pendant le premier projet d'intercomparaison d'algorithmes d'estimation des précipitations par satellite (AIP1), 27 algorithmes ont été comparés. De ce total, 14 algorithmes étaient basés sur les données IR ou des combinaisons IR/VIS, 10 algorithmes utilisaient les données SSM/I et seulement 3 algorithmes employaient des combinaisons IR/MO. Ces algorithmes ont été décrits dans le Chapitre 2. Le Tableau 4-30 montre les résultats obtenus pour quelques algorithmes pendant ce projet et les résultats de RACC à la dernière ligne. Pour les deux périodes étudiées, ce sont les estimations que nous avons faites avec la méthode combinée RACC qui présentent les meilleurs coefficients de corrélation.

*Tableau 4 - 3- RESULTATS DU PROJET AIP1:*

TYPE DE L'ALGORITHME	ALGORITHME	CORRELATION JUIN	CORRELATION JUILLET/AOUT
IR	GPI	0,63	0,72
	JMA/OOSAWA	0,76	0,69
	BRISTOL/MODEL	0,70	0,63
	CANADA/GARRAND	0,73	0,33
	CHINA/WU	0,68	0,66
MO	ADLER/NEGRI	0,47	0,22
	BRISTOL -2	-0,36	-0,20
	GRODY	0,48	0,22
	LIU/CURRY	0,22	0,12
METHODE COMBINEE IR/MO	NASA/CST_adj	0,37	0,52
	NASA/GPI_adj	0,55	0,72
	BRISTOL / SSM/I	0,69	0,67
	<b>RACC</b>	<b>0,77</b>	<b>0,75</b>

**CHAPITRE 5**  
**Application de la Méthode RACC**  
**à l'Afrique de l'Ouest**

## **CHAPITRE 5 - Application de la Méthode RACC à L'Afrique de L'Ouest**

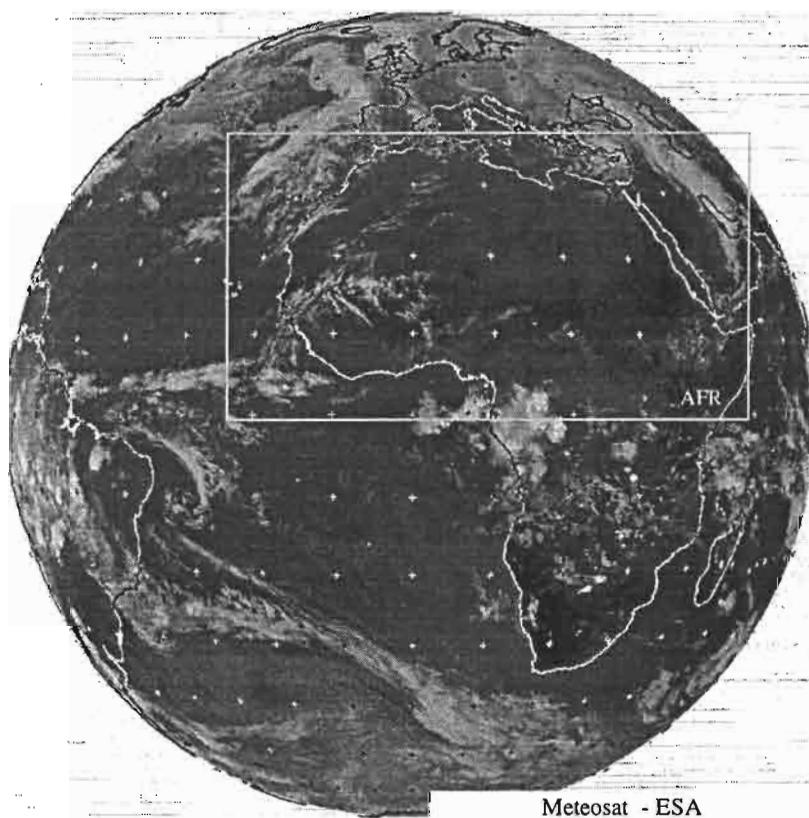
Nous examinons dans ce chapitre l'utilisation de la méthode RACC pour l'estimation des précipitations sur la région de l'Afrique de l'Ouest. La bonne fréquence temporelle des données IR, permettant le suivi des lignes de grains, est associée à la réponse directe des paramètres MO, traduite par l'attribution de différents taux de pluies pour chaque partie de ces systèmes. Les lignes de grains sont les systèmes précipitants les plus importants pour cette région. Ils sont responsables, avec les systèmes dus à la convection locale, pour 80% des précipitations sur le Sahel (Janicot, 1990). Les caractéristiques des structures convectives et les types de systèmes précipitants en Afrique de l'Ouest sont décrits, avec plus de détails, dans l'Annexe D de ce travail.

La méthode RACC est utilisée sur une période de deux mois (juillet et août) pendant la saison de pluies 1993. Les données utilisées dans cette étude sont décrites dans la section I de ce chapitre. Les données sol auxquelles nous avons comparé nos estimations sont présentées dans la section II. Les résultats obtenus par la méthode RACC (section III) sont ensuite comparés aux estimations faites par trois méthodes IR (section IV).

### **I. Les données utilisées**

Pour l'application de la méthode RACC à la région de l'Afrique de l'Ouest (située entre les méridiens 18°O et 20°E et entre les parallèles 0° et 20°N - c.f. Figure 5-2), nous avons utilisé les images IR semi-horaires du satellite Meteosat. Ces images nous ont été fournies par le centre UTIS ( Unité de Télédétection et Imagerie Satellitaire ) de Dakar (Sénégal), pour la zone Afrique (AFR) représentée par le rectangle sur l'image globale Meteosat (Figure 5-1). Nous avons ensuite extrait de ces images la zone correspondant à notre région d'étude. Les

images Meteosat sont fournies en compte numérique (0-255) et transformées en valeurs de radiance suivant la calibration établie par le "European Space Operations Centre" (ESOC - Darmstadt, RFA). Les paramètres de calibration sont fournis pour chaque jour dans des fichiers préparés par le "Meteorological Information Extraction Centre" (MIEC) à l'ESOC.



**Figure 5 - 1 -** L'image globale Meteosat et la zone AFR fournie par le Centre UTIS.

A partir de ces images "radiance", on peut déterminer facilement la température équivalente du corps noir en utilisant des tables de correspondance également fournies par l'ESOC.

Les images MO du satellite américain DMSP (voir Chap.1) ont été fournies par le réseau WetNet (Network for Distribution and Joint Analysis of SSM/I Data) du Marshall

Space Flight Center (NASA). Ces données sont distribuées en France par le Service d'Archivage et de Traitement Météorologique des Observations par Satellite (SATMOS) et ont été mises en forme par D. Dagorne à l'Antenne ORSTOM du Centre de Météorologie Spatiale à Lannion. Les données couvrant notre région d'études nous ont ensuite été retransmises sous la forme des fichiers contenant les coordonnées de chaque pixel (latitude et longitude) et les températures de brillance correspondantes (pour les sept fréquences observées). Un exemple d'un de ces fichiers est présenté dans le Tableau 5-1.

**Tableau 5 - 1 - Exemple d'un fichier MO fournit par l'Antenne ORSTOM (CMS - Lannion)**

01/07/1993		93182.0531		-----TEMPERATURES (K)-----					
Type surface	Latitude	Longitude	85v	85h	37v	37h	22v	19v	19h
0	19.24	4.53	280	267	0	0	0	0	0
0	19.22	4.65	282	268	289	261	295	297	259
0	19.2	4.77	281	267	0	0	0	0	0
0	19.18	4.89	281	266	288	261	294	298	259
0	19.16	5.01	280	267	0	0	0	0	0
0	19.14	5.13	280	267	287	260	294	297	258
0	19.13	5.25	282	266	0	0	0	0	0
0	19.11	5.37	279	265	288	260	294	298	258
0	19.1	5.49	281	266	0	0	0	0	0
0	19.09	5.61	283	267	288	261	293	297	258
0	19.08	5.73	281	267	0	0	0	0	0
0	19.08	5.85	281	266	287	257	293	296	258
0	19.07	5.97	280	265	0	0	0	0	0
0	19.07	6.09	280	266	286	260	292	295	258
0	19.06	6.21	279	265	0	0	0	0	0
0	19.06	6.33	280	266	286	259	291	295	258
0	19.06	6.45	280	266	0	0	0	0	0

Les chiffres "0" pour les températures des canaux basses fréquences indiquent qu'il n'y a pas de mesure pour ces fréquences lors de ce balayage où seules les hautes fréquences sont mesurées. La première colonne indique le type de surface observée (0 ⇒ terre ; 5 ⇒ mer ; etc).

## II. Les données de validation sur l'Afrique

L'obtention des données "sol" en Afrique est un des problèmes le plus sérieux lorsque l'on veut étalonner ou valider des méthodes d'estimation des précipitations par satellite. Pour l'année 1993, les données "sol" disponibles (à un pas de temps journalier) sont celles assemblées par le Centre AGRHYMET (Centre Agro-Hydro-Météorologique de Niamey), sur le Sahel. Ces données sont fournies par les DMN (Direction de Météorologie Nationale) des pays qui forment le CILSS (Comité Inter-Etats de Lute contre la Sécheresse au Sahel). Sur plus de 600 postes pluviométriques montrés sur la Figure 5-2 (réseau maximal), seulement 390 étaient disponibles en 1993, la plupart des autres 210 pluviographes étant restés inactifs même pendant les événements importants à cause des problèmes techniques (Hubert et Toma, 1993).

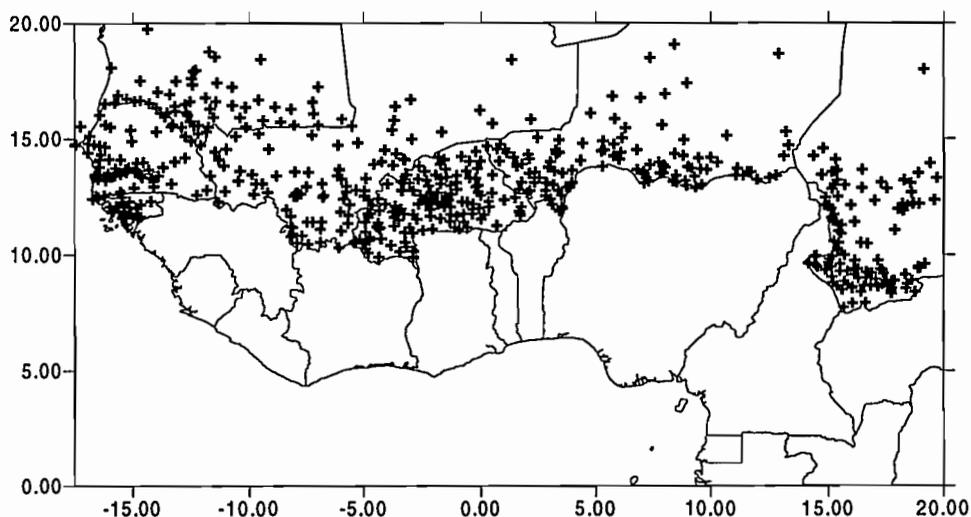


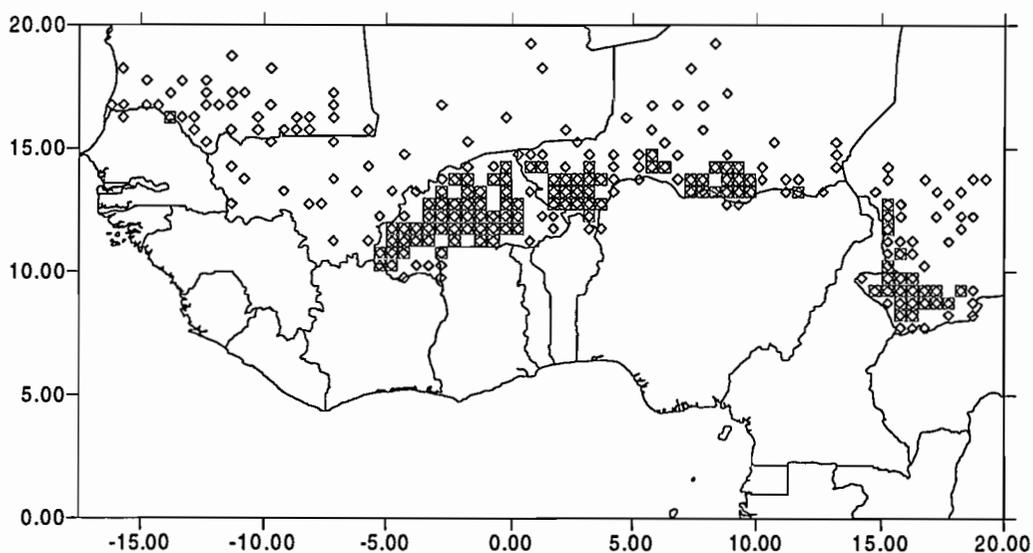
Figure 5 - 2 - Postes pluviométriques des pays du CILSS (d'après Tapsoba, 1995).

Pour la validation de notre méthode sur cette région, le pas de temps horaire n'est donc pas envisageable. La plupart des méthodes d'estimation des précipitations utilisées actuellement de façon opérationnelle sur l'Afrique ont été développées pour l'obtention des cumuls à un pas de temps décadaire. Le choix de ce pas de temps est fonction des paramètres utilisés par ces méthodes (indice d'occurrence des nuages à sommets froids), mais aussi du délai de mise en disponibilité des données sol, parfois employées pour l'étalonnage de ces méthodes. Hubert et Toma (1993) proposent une étude de la spatialisation des cumuls décadaires à partir d'une méthode de krigeage. Ils montrent que le gradient climatologique Nord-Sud, qui est très important à l'échelle des cumuls annuels (Taupin et Lebel, 1993), est nettement moins marqué au pas de temps décadaire. Ils considèrent qu'il est donc possible d'employer un modèle quasi-stationnaire avec un krigeage ordinaire, en utilisant un voisinage glissant pour l'interpolation. Nous avons décidé d'utiliser aussi le pas de temps décadaire, de façon à pouvoir employer les résultats de l'analyse de Hubert et Toma (1993) comme "données de validation".

La maille choisie par Hubert et Toma pour l'utilisation du krigeage (c'est-à-dire, la maille pour laquelle on obtient les valeurs moyennes) est de 0,5 degrés. La valeur krigée de chaque maille est calculée en prenant en compte les données disponibles sur un rayon de 10 degrés (taille du voisinage glissant). Cette valeur n'est calculée que s'il y a au moins deux points dans ce voisinage. Ensuite, pour éviter les effets de bord, Hubert et Toma retiennent seulement les mailles dont au moins un point de mesure est situé à moins de 1,5 degrés du centre de la maille. Ces mailles "fiabiles" seulement seront utilisées pour la comparaison avec les estimations de la méthode RACC. D'autres auteurs préconisent des niveaux de fiabilité beaucoup plus rigides. Thauvin (1992) montre qu'à l'échelle de la saison, le nombre des postes et la taille de la maille utilisée pour le calcul des cumuls moyens ont une influence sur les écarts-types observés. Taupin et Lebel (1993) montrent que la régularité de la distribution des points de mesures est aussi très importante. Leurs résultats montrent que l'utilisation d'une distribution irrégulière de ces points peut entraîner des écarts d'estimation de plus de 100% sur certaines mailles, alors que le nombre de points de mesure était resté important. Laurent (1995) montre que, même à un pas de temps décadaire, les cumuls ponctuels dans une maille fluctuent de manière importante autour de la valeur moyenne obtenue par krigeage. Par conséquent, le passage des valeurs ponctuelles à des moyennes surfaciques occasionnera une

réduction de la variance et un centrage des valeurs observées. Lebel and Le Barbé (1995) déterminent que, à cause de la grande variabilité spatiale des précipitations sur la région du Sahel, un minimum de 5 à 10 points de mesure doit être observé pour n'importe quelle taille de maille.

Les méthodes d'interpolation et d'obtention des moyennes surfaciques sont très complexes et représentent, en elles-mêmes, des sujets d'étude à part entière qui ne seront pas développés dans ce travail. On utilisera donc les données krigées telles qu'elles ont été obtenues par Hubert et Toma (1994), tout en conservant un regard critique sur les résultats obtenus. Par comparaison, nous avons appliqué un "masque" sur les points de grille obtenus avec le krigeage de façon à séparer les mailles dont au moins 5 points de mesure sont situés dans un rayon de 0,7 degrés . La Figure 5-3 montre, pour la première décade de juillet 1993, les mailles utilisées pour le krigeage, représentées par les losanges et les mailles sélectionnées avec notre masque, représentées par les carrés. On passe de 250 mailles fiables pour le données krigées à seulement 107 avec l'application de notre "masque".



**Figure 5 - 3 -** Comparaison entre les mailles utilisées pour le krigeage ◇ et les mailles dont au moins 5 points de mesure sont distantes du centre de la maille de 0,7 degrés □ (pour la première décade de juillet 1993).

### III. L'utilisation de la méthode RACC

Dans l'étude développée sur l'Afrique, deux modifications principales ont été réalisées dans la phase d'apprentissage de la méthode RACC. La première concerne le nombre d'images utilisées pour l'obtention des classifications. Pour l'étude précédente sur la région du Japon, on a pu se servir d'une sélection de certaines scènes données comme représentatives des types d'événement de la période. On a utilisé ces scènes pour obtenir les classifications que l'on a appliquées ensuite à l'ensemble des données disponibles. Dans cette étude sur la région de l'Afrique de l'Ouest, aucune analyse des systèmes précipitants de la saison 1993 n'a été réalisée auparavant. Ainsi, nous ne pouvons pas sélectionner seulement quelques images qui contiennent les systèmes précipitants que nous voulons identifier. Nous avons utilisé des simplifications dans les procédures informatiques de la méthode de classification, de façon à pouvoir utiliser le plus grand nombre d'images dans l'ensemble d'apprentissage. Cette version nous a permis de traiter ensemble toutes les images coïncidentes d'une période d'un mois.

Notre intention étant aussi de permettre une utilisation moins lourde de la méthode (moins de temps de calcul, moins d'espace-disque pour le stockage des fichiers intermédiaires), l'autre modification concerne les étapes préparatoires de la classification. La version que nous utilisons dans cette étude nous permet d'obtenir les classifications à partir des images IR en comptes numériques (dont les valeurs en températures équivalentes et les variances spatiales sont obtenues directement dans le programme de classification) et des fichiers MO (contenant les températures de brillance de tous les canaux de l'instrument SSM/I). Cela évite le stockage des images semi-horaires pour les paramètres IR (Température et Variance) et des images MO pour chaque fréquence (ou combinaison de fréquences) que l'on est susceptible d'utiliser.

Ces deux modifications d'ordre technique n'altèrent en aucun cas les principes de la méthode de classification, et les procédures informatiques ne seront pas détaillées ici. Toutefois, il est intéressant de souligner l'évolution de la méthode RACC pour l'utilisation de cette technique, dans l'avenir, de façon opérationnelle.

### III.1. Phase d'Apprentissage de la méthode RACC

Dans cette étude, nous utilisons toujours les deux paramètres IR (température et variance) et un paramètre MO pour identifier les classes de pluie. Le choix du paramètre MO a été défini par des analyses précédentes réalisées sur la région de l'Afrique de l'Ouest (Jobard, 1994). Ces analyses ont montré que sur des régions continentales tropicales l'utilisation d'un indice de diffusion (SI) comme celui proposé par Grody (cf. Chapitres 2 et 4) n'apporte aucune amélioration à la classification par rapport à l'utilisation du canal 85 GHz seul. Ce résultat est attendu pour plusieurs raisons. L'indice de diffusion SI a été développé pour séparer les précipitations des autres surfaces diffusantes (comme la neige, la glace ou le sable des déserts). Ce n'est pas le cas des régions tropicales continentales, à l'exception des zones désertiques. En plus, la plupart des systèmes précipitants sur notre zone d'étude étant caractérisés par un fort développement vertical (Taupin et Lebel, 1993) et présentant des pourcentages importants de cristaux de glace, le canal 85 GHz, sensible à la diffusion due à ces particules, doit être capable seul d'identifier les classes de pluie.

En utilisant la température et la variance IR, et la température MO dans le canal 85 GHz, nous avons obtenu différentes classifications, soit avec les images du mois de juillet, soit avec les images du mois d'août. Chacune de ces classifications comporte les résultats de dix tirages au sort.

Nous avons analysé et comparé les classes obtenues en modifiant certains paramètres comme le nombre d'itérations et les seuils IR. Les résultats obtenus avec le changement du seuil IR sont évidents : lorsque l'on utilise un seuil plus bas, on élimine un nombre important de points qui ne sont plus classifiés ; ceci permet de trouver des classes plus petites, dont les classes de pluie que nous cherchons à identifier. Un exemple de deux tirages résultant de l'utilisation de seuils différents sur un même ensemble d'apprentissage est montré dans le Tableau 5-2. On peut observer que la dernière classe de la classification obtenue avec le seuil IR égal à 273 K (Tableau 5-2a) est partagée en deux classes dans l'autre classification (classes

10 et 11 dans le Tableau 5-2b), avec la formation d'une classe (11) plus froide aussi bien dans l'IR que dans les MO.

**Tableau 5 - 2 - Tirages obtenus à partir des images du mois d'Août avec : a) un seuil IR égal à 273K ; et b) un seuil IR égal à 253K**

a) Seuil Max. IR = 273

Tirage N° 02 ⇒ 13 classes

CLASSE	NOMBRE DE POINTS	IR (K)	VAR-IR	MO (K)
1	25989	265	39	282
2	10029	265	24	262
3	21070	265	56	283
4	8408	263	50	262
5	18960	263	20	281
6	8348	251	76	282
7	1880	244	64	235
8	13194	242	32	280
9	11495	236	53	282
10	5081	229	45	262
11	11794	218	26	277
12	5181	212	27	240
13	2051	208	30	199

b) Seuil Max. IR = 253

Tirage N° 10 ⇒ 11 classes

CLASSE	NOMBRE DE POINTS	IR (K)	VAR-IR	MO (K)
1	10897	247	47	282
2	10516	245	27	280
3	3298	244	56	262
4	6285	242	73	282
5	3992	233	33	262
6	1490	226	60	232
7	7253	225	49	280
8	9225	219	26	280
9	4891	212	27	256
10	3328	208	26	222
11	598	206	30	173

Le changement du nombre d'itérations a permis de vérifier la stabilité des classes de pluie. Nous avons observé que dans la plupart des tirages au sort, la convergence des classes est atteinte avec moins de 40 itérations. Nous avons donc conservé cette valeur pour le nombre maximum d'itérations.

Nous avons aussi analysé les classifications obtenues avec les différents ensemble d'apprentissage. A partir de nos ensembles d'apprentissage, le processus itératif conduit systématiquement à des classifications présentant trois classes de pluie (8 des 10 tirages pour le mois de juillet et la totalité des tirages pour le mois d'août). Typiquement, on retrouve dans toutes ces classifications une classe correspondant, par rapport aux températures MO, à des valeurs de pluie entre 1 et 2 mm/heure, une autre classe correspondant à des taux de pluie moyens (3-5 mm/heure) et une troisième classe associée à des taux de pluie très élevés (supérieurs à 10 mm/heure). Les valeurs des centres de gravité obtenus dans l'un de ces tirages au sort (pour le mois de juillet) sont montrées dans le Tableau 5-3.

**Tableau 5 - 3 - Classification obtenue à partir des images du mois de Juillet 1993**

Ensemble d'apprentissage : images du mois de juillet 1993					
Seuil IR = 253 K					
Tirage N° 08 ⇒ 10 classes					
CLASSE	NOMBRE DE POINTS	IR (K)	VAR-IR	MO (K)	Classe de Pluie
1	8477	247	50	282	pas de pluie
2	3837	243	46	262	pas de pluie
3	9101	243	29	280	pas de pluie
4	5313	242	72	281	pas de pluie
5	1603	232	64	238	pluie faible
6	6321	225	51	279	pas de pluie
7	4764	218	28	253	pas de pluie
8	8020	217	27	279	pas de pluie
9	518	214	37	176	pluie forte
10	2535	211	27	222	pluie moyenne

On peut noter une concordance entre cette classification, que l'on appellera CL1, et la classification obtenue à partir des images du mois d'août 1993 (CL2 - Tableau 5-2b), avec cependant, une température IR de la classe de pluie forte plus élevée (214 K au lieu de 206 K).

En moyenne sur toutes les itérations, la différence de la température IR de la classe de pluie forte de ces deux classifications n'est pas significative, ce qui indique la présence de systèmes précipitants sensiblement du même type, pendant ces deux mois. La classification CL1 présente des classes un peu mieux séparées par rapport aux températures et aux variances IR. La localisation des classes de pluie obtenues à partir de CL1 est montrée dans la Figure 5-4a. La Figure 5-4b montre la surface correspondant à un seuil IR égal à  $-38^{\circ}\text{C}$ . Sur ces images, on observe que la surface que nous associons à des taux de pluie non nuls est plus petite que la surface obtenue avec le seuil IR. A l'intérieur de la surface identifiée comme précipitante on distingue notamment la classe 5, avec une variance IR importante, correspondant aux bords des nuages froids.

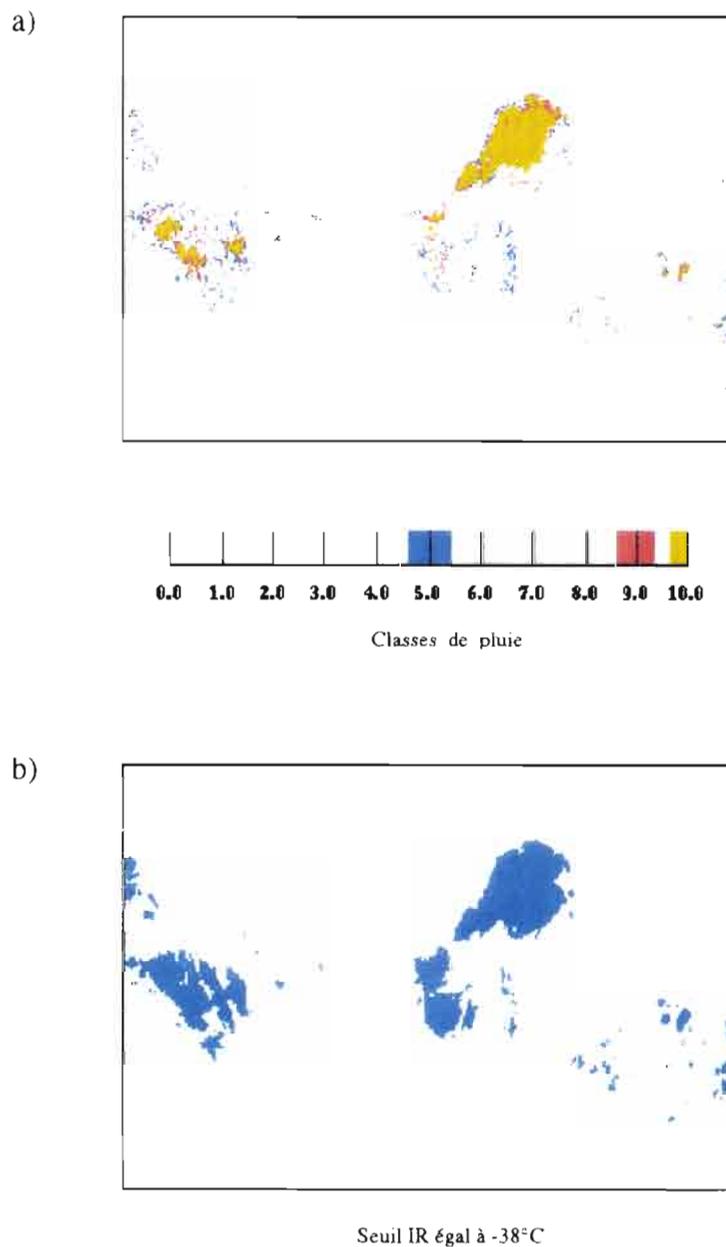
## III.2. Phase d'Application de la méthode RACC

### III.2.1. L'attribution des taux de pluie

Nous allons utiliser, dans cette phase d'application de la méthode RACC, des taux de pluie déterminés dans une étude précédente, réalisée par Jobard et Desbois (1994). Cette étude a été menée sur une zone à l'intérieur de notre région (un degré carré autour de Niamey), pendant la saison des pluies de 1989. La relation obtenue entre la température de brillance à 85 GHz ( $Tb_{85}$ ), et les taux de pluie horaires ( $TP$ ), s'écrit :

$$Tb_{85} = 253 - 7,0 \cdot TP + 0,08 \cdot TP^2 \quad (\text{Eq. 5-1})$$

Cette relation a été appliquée aux classifications obtenues dans la phase d'apprentissage de la méthode, afin d'associer des taux à chaque classe de pluie. Pour les trois classes de pluie des classifications CL1 et CL2, les valeurs utilisées sont présentées dans le Tableau 5-4.



**Figure 5 - 4** - a) Localisation des classes de pluie obtenues avec la classification CL1 pour l'image du 13 août 1993 (14h) ; b) surface correspondant à un seuil IR égal à 235K ( $-38^{\circ}\text{C}$ ) pour la même date.

**Tableau 5 - 4- Taux de pluie pour les classifications CL1 et CL2**

CL1					
CLASSE	NOMBRE DE POINTS	IR (K)	VAR-IR	MO (K)	Taux de Pluie (mm)
5	1603	232	64	238	2,2
9	518	214	37	176	12,9
10	2535	211	27	222	4,7
CL2					
CLASSE	NOMBRE DE POINTS	IR (K)	VAR-IR	MO (K)	Taux de Pluie (mm)
5	1490	226	60	232	3,1
9	3328	208	26	222	4,7
10	598	206	30	173	13,52

Nous avons aussi essayé d'obtenir une relation du type de l'équation 5-1 à partir de nos données MO. Malheureusement, le seul jeu de données "sol" disponible à un pas de temps horaire était restreint à une zone d'un degré carré (la même zone utilisée par Jobard et Desbois, 1994). Le nombre d'images MO visant cette zone et coïncidant avec les événements pluvieux des mois de juillet et août 1993 est très limité. Le nombre de points obtenus est trop faible et la dispersion trop importante pour déduire une relation fiable. En particulier, aucune occurrence de température MO au-dessous de 200K n'a été relevé, ce qui nous empêche d'obtenir le taux de pluie correspondant à notre classe de pluie forte.

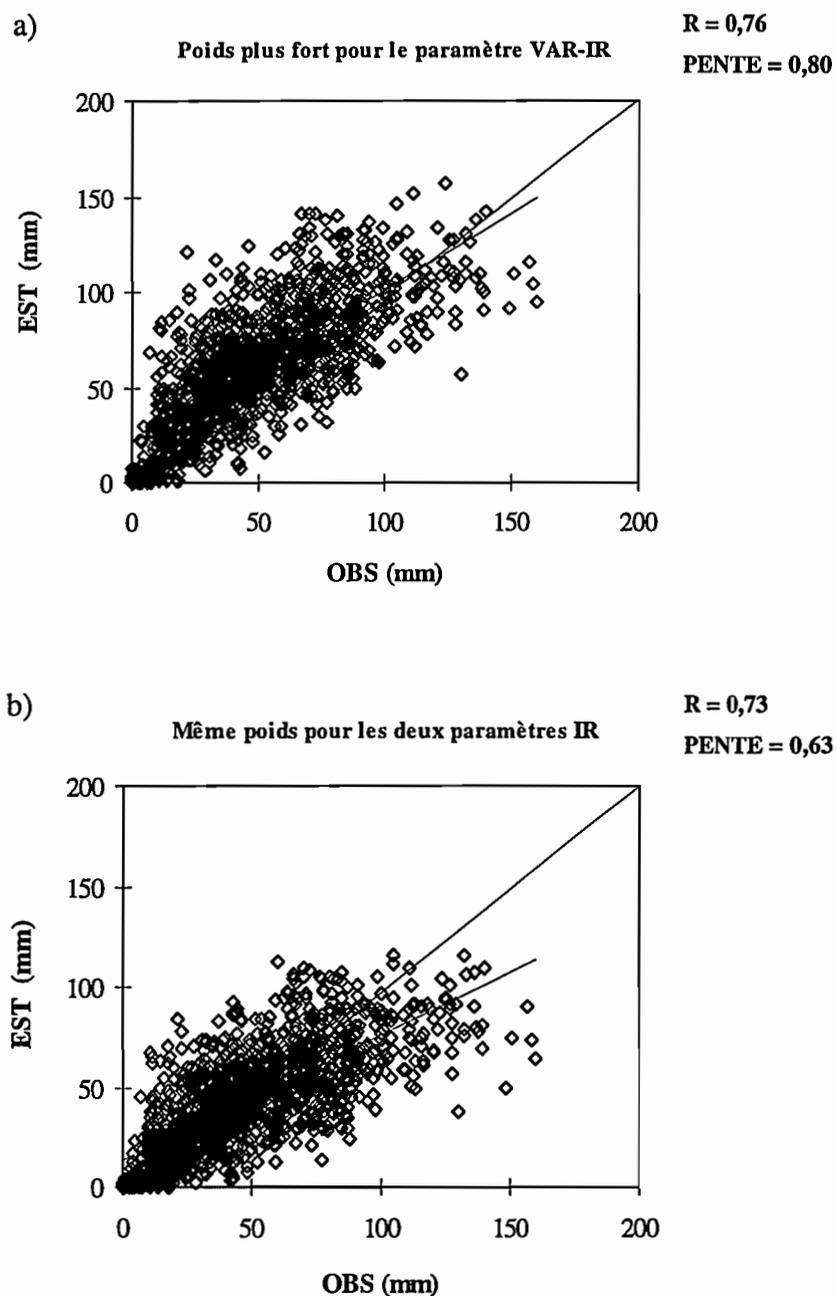
### III.2.2. *Le choix d'une classification*

Comme dans le cas examiné au chapitre précédent, dans cette phase d'application de la méthode RACC, nous utilisons seulement les paramètres IR (Température et Variance). Dans cette étude, nous avons essayé d'analyser les résultats de l'application de différents "poids" sur ces deux paramètres (cf Chapitre 3). Par exemple, la classification CL1 présente des écarts importants entre les valeurs des centres de gravité pour le paramètre Variance-IR, suggérant que ce paramètre puisse être important pour la séparation des classes de pluie. Nous avons

alors classifié les données semi-horaires disponibles en utilisant un poids plus fort pour ce paramètre. Ces données classifiées avec les valeurs respectives des taux de pluies sont moyennées sur des périodes de 10 jours et sur une grille de 0,5 degrés pour la comparaison avec les données sol. Nous avons ensuite comparé ces résultats à ceux obtenus avec une classification où on utilise le même poids pour les deux paramètres. Les nuages de points présentés dans la Figure 5-5 montrent les valeurs estimées avec ces deux classifications et les valeurs observées au sol. Les coefficients de corrélation linéaire entre l'estimation et l'observation sont calculés pour chaque classification. Les valeurs de la pente de la droite de régression sont aussi données pour chaque estimation.

La comparaison entre les précipitations estimées et observées au sol est faite sur un total de 1500 points correspondant aux valeurs des 250 points de grille (0,5 degrés) pendant les six décades étudiées (3 décades pour le mois de juillet et 3 décades pour août 1993). Les deux mois de données peuvent être traités ensemble à cause de l'homogénéité des types des systèmes précipitants durant ces périodes.

On observe dans la Figure 5-5 que l'application d'un poids plus fort pour le paramètre VAR-IR améliore le coefficient de corrélation entre les précipitations estimées et observées. On constate aussi un redressement important de la courbe obtenue, avec une valeur pour la pente de 0,80. Le résultat obtenu ci-dessus suggère l'importance du paramètre VAR-IR pour l'estimation des précipitations d'origine convective. Ce paramètre doit évidemment être utilisé comme complément de l'information fournie par la Température IR. L'application d'un poids plus fort pour le paramètre IR a aussi été testée, mais les résultats présentent moins ou aucune amélioration par rapport aux estimations obtenues avec un même poids. Les valeurs du coefficient de corrélation (0,73) et de l'erreur quadratique moyenne (21mm) sont les mêmes pour les deux classifications. L'erreur moyenne obtenue avec l'application d'un poids plus fort pour le paramètre Température-IR est légèrement plus petite (-1 mm contre -5 mm avec le même poids pour les deux paramètres) et la pente de la droite de régression un peu plus forte (0,67 contre 0,63 précédemment). Ces résultats sont probablement une conséquence du fait que les classes de pluie obtenues avec nos ensembles d'apprentissage présentent des valeurs très proches pour les centres de gravité du paramètre Temp-IR. L'intérêt de l'application d'un poids plus fort pour l'un des paramètres n'existe que si les centres de gravité respectifs sont assez distants pour permettre une bonne séparation des classes de pluie.



**Figure 5 - 5** - Application de la classification CL1 aux données disponibles (1500 points correspondant à 6 décades fois 250 points de grille) avec a) un poids plus fort pour le paramètre VAR-IR; et b) le même poids pour les deux paramètres IR.

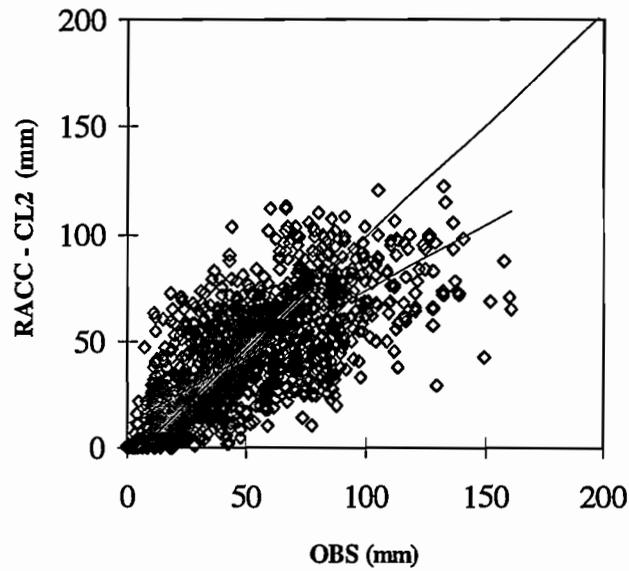
La classification obtenue avec les images du mois d'août (CL2) donne toujours des résultats moins bons, même avec l'application d'un poids plus fort pour le paramètre VAR-IR. Dans ce cas, le coefficient de corrélation est de 0,71, au lieu de 0,76 pour la classification CL1 (montrée dans la Figure 5-5a). Le nuage de points obtenue pour la classification CL2 (avec l'application d'un poids plus fort pour le paramètre VAR-IR) est montré dans la Figure 5-6a. Un tableau comparatif montrant les paramètres statistiques obtenus est présenté ci-dessous (Tableau 5-5).

Nous avons aussi essayer de classifier séparément les deux mois en appliquant à chacun la classification obtenue avec les images de la période respective (Tableau 5-5). Malgré l'erreur moyenne (EM) beaucoup plus petite pour la classification "mixte" (CLM), le coefficient de corrélation de cette classification est le plus faible (0,67). L'erreur quadratique moyenne (EQM) se situe entre les valeurs des classification CL1 et CL2. La pente de la droite de régression de CLM est un peu plus forte que celle de CL2, mais encore beaucoup plus faible que la valeur obtenue pour CL1. La Figure 5-6b montre le nuage de points correspondant aux 1500 points de grille (pour l'ensemble des six décades analysées) estimés avec la classification CLM.

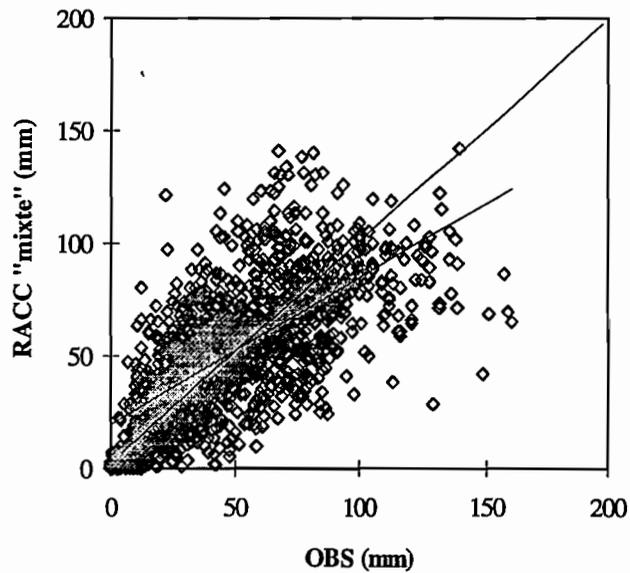
**Tableau 5 - 5 - Indices statistiques obtenus sur l'ensemble des points analysés  
(mois de juillet et août 1993)**

CLASSIFICATION	COEFFICIENT DE CORRELATION	EQM (mm)	EM (mm)	PENTE
CL1	0,76	24	10	0,80
CL2	0,71	22	-7	0,62
CLM	0,67	23	2	0,66

a)



b)



**Figure 5 - 6-** a) Application de la Classification CL2 aux données correspondant aux 6 décades analysées ; b) Application des classifications CL1 à la période de juillet et CL2 au mois d'août (classification "mixte" - CLM). L'ensemble de 1500 points est représenté par le nuage de points ci-dessus.

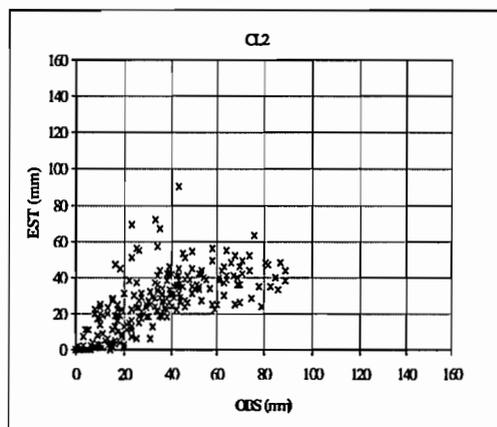
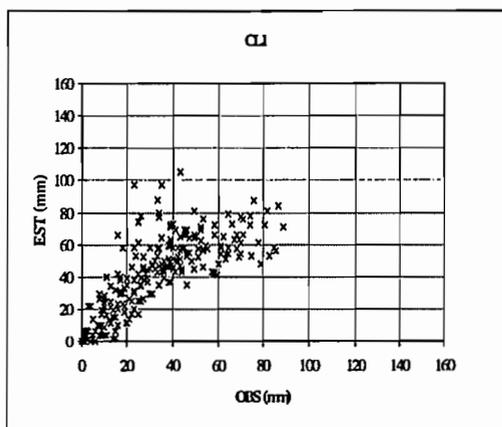
Pour mieux comprendre pourquoi la classification "mixte" présente un coefficient de corrélation moins bon que les deux autres classifications, nous allons analyser les estimations obtenues pour chaque décade. Les nuages de points obtenus avec les classifications CL1 et CL2 pour les trois décades du mois de juillet 1993 sont montrés dans la Figure 5-7, et ceux des trois décades du mois d'août 1993 sont montrés dans la Figure 5-8. Les précipitations moyennes observées par décade comparées aux valeurs estimées par ces deux classifications sont montrées dans le Tableau 5-6. On observe dans ces figures que la classification CL1 a, sur toutes les décades, une tendance à surestimer les précipitations cumulées, tandis que la classification CL2 a plutôt la tendance inverse. Les valeurs moyennes montrées dans le Tableau 5-6 confirment ces observations. Toutes les décades confondues, l'utilisation combinée de ces deux classifications augmentera donc la dispersion des points (les trois premières décades surestimées et les trois autres sous-estimées), réduisant, par conséquent, le coefficient de corrélation de l'ensemble.

**Tableau 5 - 6- Précipitations moyennes observées et estimées par décade.**

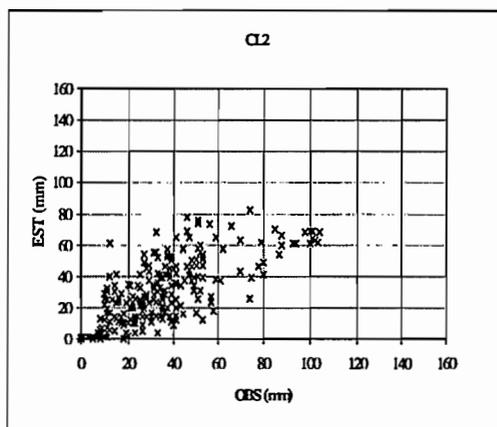
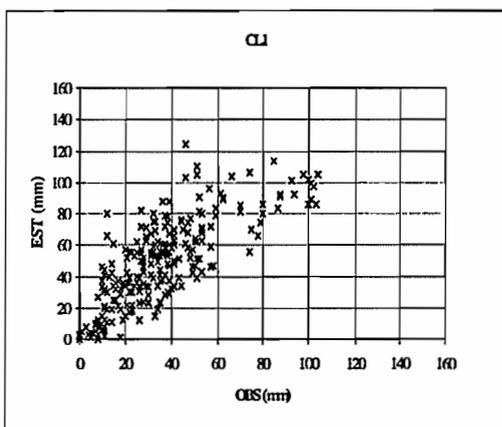
DECADES	OBSERVATION (mm)	ESTIMATION CL1 (mm)	ESTIMATION CL2 (mm)
Décade 1	33,9	42,4	26,0
Décade 2	35,1	48,4	30,3
Décade 3	63,5	75,8	52,6
Décade 4	43,3	53,2	36,8
Décade 5	58,4	66,1	52,9
Décade 6	64,2	79,8	55,3

Malgré les erreurs moyennes légèrement supérieures pour la classification CL1, les coefficients de corrélation obtenus avec cette classification sont plus importants que ceux de la classification CL2. Les coefficients de corrélation calculés par décade sont présentés dans le Tableau 5-7. Les coefficients les plus faibles ont été obtenus pour la troisième décade de juillet (décade 3), caractérisée principalement par des précipitations cumulées assez fortes, entre 40 et 100mm. Pour le mois d'août, les précipitations ont été plus faibles en première décade et importantes en deuxième et troisième décades.

a) Décade 1



b) Décade 2



c) Décade 3

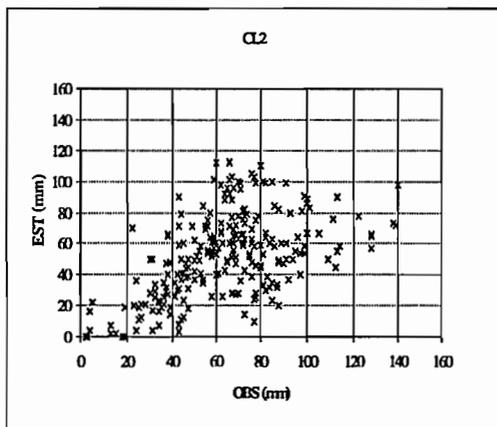
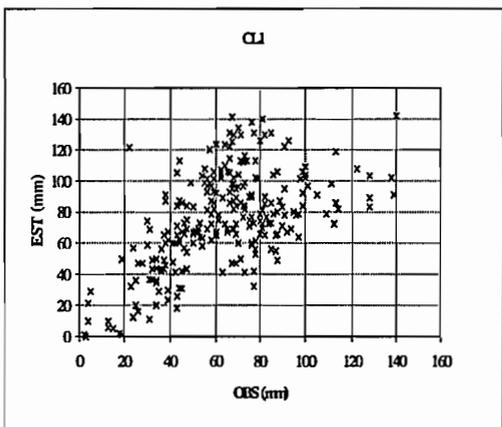
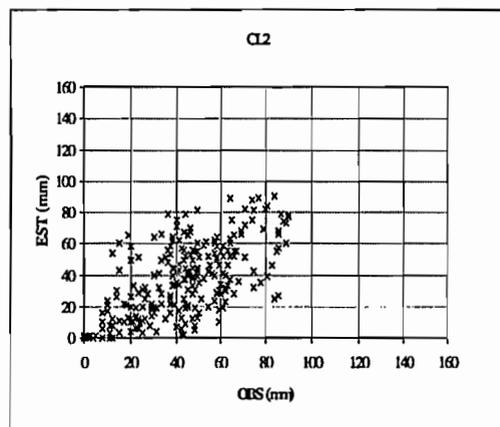
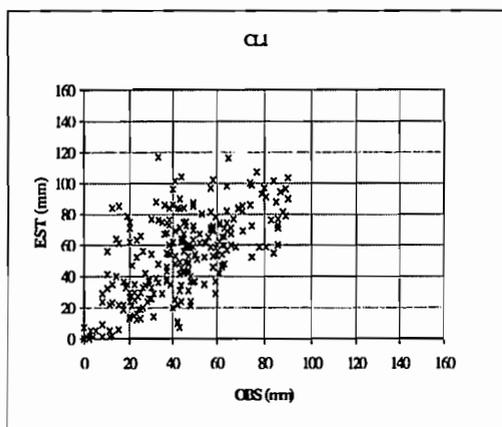
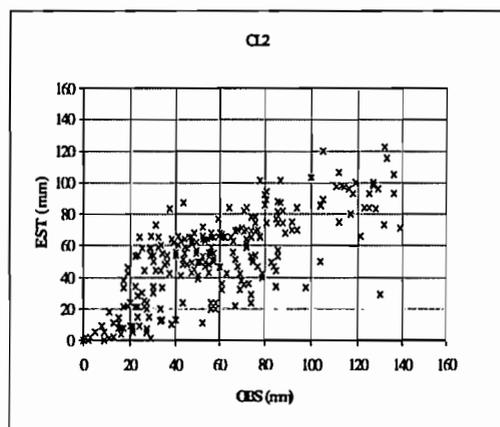
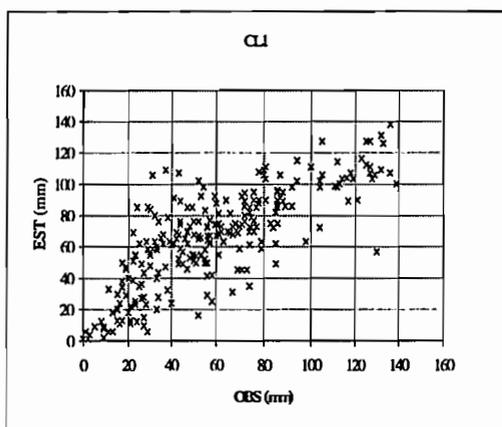


Figure 5 - 7- Comparaisons Observations-Estimations obtenues avec les classifications CL1 et CL2 pour les trois décades du mois de juillet 1993.

a) Décade 4



b) Décade 5



c) Décade 6

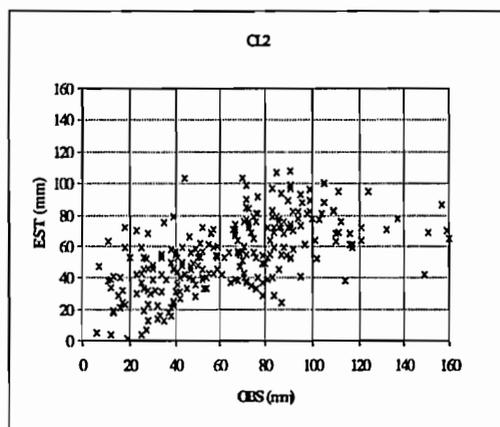
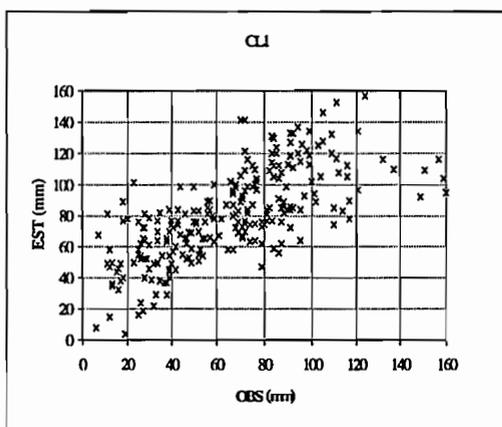


Figure 5 - 8- Comparaisons Observations-Estimations obtenues avec les classifications CL1 et CL2 pour les trois décades du mois d'août 1993.

La classification CL1 surestime fortement les pluies faibles de la décade 4 et la corrélation entre estimation et observation, avec une dispersion importante, présente un coefficient plus faible. La classification CL2 sous-estime principalement les pluies fortes de la décade 6 et présente un coefficient de corrélation faible pour cette décade. Les meilleurs coefficients ont été obtenus pour la décade 5 qui a présenté des précipitations bien distribuées sur toutes les intensités. La classification CL1 présente aussi des bons résultats pour la décade 2.

**Tableau 5 - 7- Coefficients de corrélation observés par décade.**

DECADES	COEFFICIENTS DE CORRELATION	COEFFICIENTS DE CORRELATION
	CL1	CL2
Décade 1	0,76	0,69
Décade 2	0,78	0,72
Décade 3	0,57	0,52
Décade 4	0,64	0,63
Décade 5	0,78	0,74
Décade 6	0,71	0,59

L'analyse par classe de pluie, avec les précipitations séparées en pluies faibles (jusqu'à 30mm), pluies moyennes (entre 30 et 60 mm) et pluies fortes (supérieures à 60 mm) est montrée dans la Figure 5-9 pour les trois décades du mois de juillet 1993 et dans la Figure 5-10 pour les décades d'août 1993. Pour chaque décade, les classes de pluie observées sont comparées aux estimations des classifications CL1 et CL2. Le nombre de points estimés bien classés est sensiblement le même pour les deux classifications (environ 61% du total). Pour les décades 3 et 6, les deux décades où les précipitations cumulées ont été les plus fortes, la classification CL1 surestime surtout les précipitations moyennes. Les pluies fortes de toutes les décades sont généralement très bien estimées par la classification CL1. La classification CL2 a plutôt une tendance à sous-estimer ces précipitations, avec quelques valeurs très faibles (au-dessous de 30mm).

Les coefficients de corrélation plus faibles de la classification CL2, aussi bien à l'échelle de la période de deux mois qu'à l'échelle décadaire, sont probablement dus à une moins bonne répartition des pixels dans les classes de pluies le plus fortes. La séparation entre les centres de gravité du paramètre VAR-IR de ces deux classes (classes 10 et 11) est moins marquée que celle des classes 9 et 10 de la classification CL1.

Après l'analyse des statistiques sur l'ensemble des décades, des corrélations par décade et des tables de contingence par classe de pluie, nous avons décidé de garder la classification CL1 pour la comparaison avec trois méthodes IR, présentée dans la prochaine section.

a) Décade 1

RACC SOL	CL1			CL2		
	≤ 30 mm	>30 et <60 mm	≥60 mm	≤ 30 mm	>30 et <60 mm	≥60 mm
≤ 30 mm (106 points)	69	32	5	96	9	1
>30 et <60 mm (99 points)	1	68	30	38	58	3
≥60 mm (36 points)	0	17	19	6	29	1

b) Décade 2

RACC SOL	CL1			CL2		
	≤ 30 mm	>30 et <60 mm	≥60 mm	≤ 30 mm	>30 et <60 mm	≥60 mm
≤ 30 mm (110 points)	54	47	9	94	15	1
>30 et <60 mm (109 points)	7	54	48	39	60	10
≥60 mm (27 points)	0	1	26	1	9	17

c) Décade 3

RACC SOL	CL1			CL2		
	≤ 30 mm	>30 et <60 mm	≥60 mm	≤ 30 mm	>30 et <60 mm	≥60 mm
≤ 30 mm (22 points)	13	7	2	19	2	1
>30 et <60 mm (85 points)	7	23	55	25	40	20
≥60 mm (144 points)	0	13	131	12	52	80

**Figure 5 - 9-** Distributions des précipitations estimées avec les classifications CL1 et CL2 par classes de pluie (pluie faible, moyenne et forte) pour les trois décades du mois de juillet 1993.

a) Décade 4

RACC SOL	CL1			CL2		
	≤ 30 mm	>30 et <60 mm	≥60 mm	≤ 30 mm	>30 et <60 mm	≥60 mm
≤ 30 mm (71 points)	40	20	11	59	9	3
>30 et <60 mm (119 points)	13	50	56	38	61	20
≥60 mm (58 points)	0	13	45	8	25	25

b) Décade 5

RACC SOL	CL1			CL2		
	≤ 30 mm	>30 et <60 mm	≥60 mm	≤ 30 mm	>30 et <60 mm	≥60 mm
≤ 30 mm (56 points)	30	20	6	39	15	2
>30 et <60 mm (83 points)	6	26	51	12	42	29
≥60 mm (110 points)	0	10	100	4	29	77

c) Décade 6

RACC SOL	CL1			CL2		
	≤ 30 mm	>30 et <60 mm	≥60 mm	≤ 30 mm	>30 et <60 mm	≥60 mm
≤ 30 mm (43 points)	6	22	15	16	23	4
>30 et <60 mm (74 points)	3	26	45	12	50	12
≥60 mm (134 points)	0	5	129	3	47	84

Figure 5 - 10 - Idem Figure 5-9 pour les trois décades du mois d'août 1993.

#### IV. Comparaison avec d'autres méthodes IR

La classification CL1, avec un poids plus fort pour le paramètre VAR-IR, a été utilisée pour la comparaison de la Méthode RACC avec d'autres méthodes d'estimation des précipitations cumulées sur l'Afrique. Pour cette comparaison, nous avons choisi trois méthodes IR décrites précédemment dans le Chapitre 2. Toutes ces méthodes IR utilisent le nombre d'occurrence des nuages à sommet froid pour le calcul des précipitations cumulées.

La méthode Epsat-Lannion et la méthode Tamsat ont été développées pour l'estimation des pluies cumulées à un pas de temps décadaire. L'algorithme Epsat-Lannion utilise, en plus du nombre d'occurrence des nuages à sommet froid ( $-40^{\circ}\text{C}$ ), la valeur moyenne des deux températures IR maximales pendant les deux pentades de la décade. Cette température moyenne ( $T_s$ ) cherche à représenter la relation entre la pluie au sol et la température de surface. Un étalonnage est alors réalisé à partir des données des stations synoptiques situées sur l'ensemble de l'Afrique de l'Ouest et disponibles à la fin de chaque décade. Cet étalonnage permet de déterminer les coefficients de la relation reliant l'occurrence de sommets froids, la température  $T_s$  et les taux de pluie pour la décade en question. Ces coefficients sont ensuite utilisés pour obtenir les précipitations cumulées durant cette décade sur toute la région de l'Afrique de l'Ouest.

La méthode Tamsat utilise des données climatologiques pour l'étalonnage des taux de pluie appliqués. La valeur du seuil IR qui détermine l'occurrence des nuages froids pour cette méthode varie spatialement et temporellement entre  $-40^{\circ}\text{C}$  et  $-60^{\circ}\text{C}$ . Notre région d'étude est divisée en neuf zones pour lesquelles les seuils restent constant durant un mois. Ces zones sont considérées homogènes du point de vue de la climatologie de la pluie.

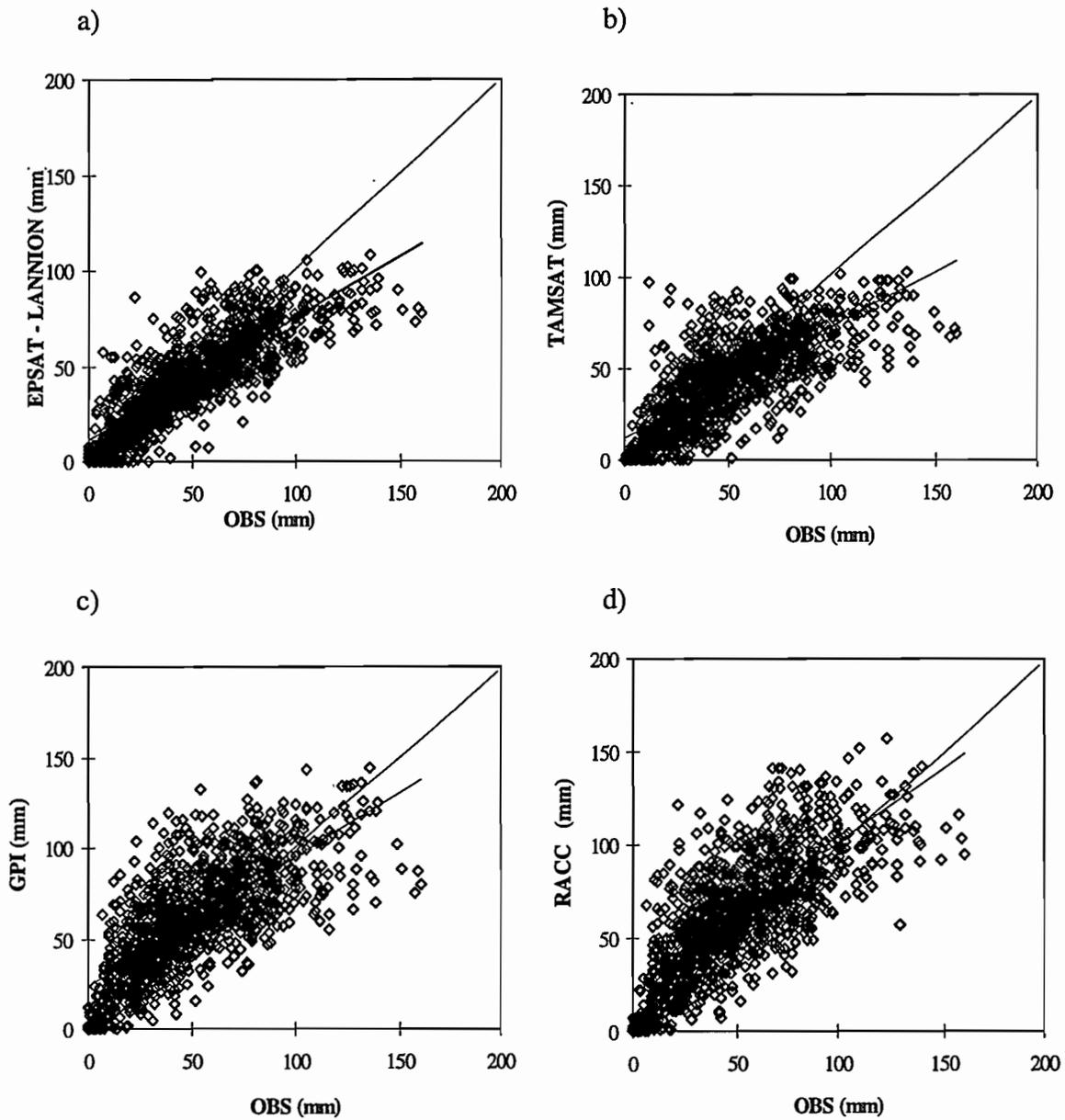
La méthode GPI emploie un seuil de température IR ( $-38^{\circ}\text{C}$ ) constant sur toute la région analysée. Les précipitations estimées par ces trois méthodes IR pendant les six décades des mois de juillet et d'août 1993 ont été obtenues au Centre AGRHYMET à Niamey. Ces

estimations sont ensuite moyennés sur une grille de 0,5 degré pour la comparaison avec les données sol.

Les résultats de ces comparaisons sont montrés dans la Figure 5-11. Les indices statistiques correspondants sont montrés dans le Tableau 5-8. D'une manière générale, les résultats obtenus à un pas de temps décadaire pour toutes ces méthodes sont assez proches. Les erreurs moyennes (estimation moins observation) obtenues sont sensiblement équivalentes pour toutes les méthodes. Les écarts quadratiques moyens (RMSE) sont aussi du même ordre pour les quatre algorithmes comparés. Le meilleur coefficient de corrélation pour l'ensemble des six décades analysées a été obtenu par la méthode Epsat-Lannion. Cette méthode présente néanmoins une valeur faible pour la pente (0,65) et une saturation pour les valeurs des pluies fortes (Fig. 5-11a). Cette saturation est aussi remarquée pour les méthodes Tamsat et GPI (à un degré moindre pour cette dernière). Cela est dû au fait que les méthodes IR observent la surface nuageuse et ne sont pas capable de distinguer les nuages plus ou moins pluvio-gènes. La méthode RACC, n'a pas le défaut de la saturation. On obtient alors pour la méthode RACC la valeur de la pente la plus élevée.

**Tableau 5 - 8 - Statistiques pour les précipitations cumulées pendant la période de Juillet et Août 1993 sur l'Afrique de l'Ouest**

METHODE	COEFFICIENT DE CORRELATION	RMSE (mm)	ERREUR MOYENNE (mm)	PENTE
EPSAT-LANNION	0,83	18	-7	0,65
TAMSAT	0,76	21	-8	0,61
GPI	0,73	23	9	0,71
RACC	0,76	23	10	0,80



**Figure 5 - 11-** Comparaisons Estimations - Observations des précipitations cumulées sur la région de l'Afrique de l'Ouest pendant les mois de juillet et août 1993 (grille de 0,5 degrés) pour : a) la méthode Epsat-Lannion ; b) la méthode Tamsat ; c) la méthode GPI ; et d) la méthode RACC.

L'analyse de ces résultats requiert beaucoup de prudence. Pour une analyse plus rigoureuse, la comparaison entre la méthode Epsat-Lannion et les données sol, par exemple, ne devrait pas prendre en compte les stations qui ont été utilisées pour l'étalonnage de cette méthode. Ce n'est pas le cas présent, où les données krigées utilisées ont été obtenues à partir de toutes les données disponibles. Les paramètres déterminant la "fiabilité" des mailles peuvent aussi faire changer ces indices statistiques. Nous n'avons pas pu refaire le krigeage avec d'autres paramètres, mais nous avons voulu analyser les résultats statistiques obtenus pour les mailles du masque présenté dans la section II. Ce masque utilise des critères plus restrictifs pour la sélection des "mailles fiables". Les valeurs moyennes des mailles sont néanmoins celles des données krigées originales. Le nombre de points de comparaison passe à 637 au lieu de 1500 précédemment (sur les six décades). Les coefficients de corrélation obtenus sont maintenant : 0,81 pour la méthode Epsat ; 0,73 pour Tamsat ; 0,70 pour GPI et 0,75 pour la méthode RACC.

Un examen plus détaillé des nuages de points représentés dans la Figure 5-11 montre qu'au contraire des méthodes IR (surtout Epsat et Tamsat) qui sous-estiment fortement les précipitations au-dessus de 60 mm, la méthode RACC a davantage une tendance à surestimer les précipitations faibles. Pour faciliter cette comparaison, nous avons partagé les valeurs des précipitations observées en trois catégories (pluie faible, moyenne et forte), en choisissant des seuils de façon à ce que les populations soient sensiblement égales. Pour chaque classe de pluie observée, on détermine le pourcentage des valeurs estimées "bien classées". Les tables de contingence montrant la distribution des précipitations observées et estimées sont présentées dans la Figure 5-12. On considère "pluie faible" les valeurs inférieures ou égales à 35 mm, ce qui correspond à 34% des précipitations observées pendant les mois de juillet et août 1993. Les valeurs inférieures à 1 mm ont été enlevées de cette statistique. Les "pluies moyennes" correspondent à des valeurs supérieures à 35 mm et inférieures à 62 mm (33,7% des observations), et les "pluies fortes" représentent les valeurs supérieures ou égales à 62 mm (32,3 % des valeurs au sol).

Les tables de contingence permettent de voir facilement que pour Epsat et Tamsat ce sont les pluies faibles qui sont bien estimées (autour de 80%). Les pluies fortes sont moyennement estimées par ces deux méthodes (~ 50%). En revanche, pour GPI et pour

RACC les pluies faibles sont moyennement estimés (~ 53%) et les pluies fortes sont bien estimées (~ 87%).

La différence entre RACC et GPI sera plus nette si l'on considère une quatrième classe de pluie avec les précipitations *très* fortes (supérieures à 100mm). Les tables de contingence montrant les classes de pluie forte (entre 62mm et 100mm) et très forte (plus de 100mm) sont présentées dans la Figure 5-13. Les populations des deux classes sont données en nombre de points. Pendant nos 6 décades, des 85 points associés à des pluies supérieures à 100mm, seuls 6 points sont estimés par la méthode Epsat et uniquement 2 sont par l'algorithme Tamsat. La méthode GPI identifie plus de points liés aux précipitations supérieures à 100mm (presque la moitié de ces points). Une des différences fondamentales de ces trois méthodes IR est que les méthodes Epsat et Tamsat ont été développées pour les estimations décadaires, tandis que la méthode GPI a été conçue pour les estimations mensuelles. Le seuil de saturation de l'algorithme GPI sera donc plus élevé. La méthode RACC n'est pas limitée par ce type de saturation. Nous avons pu estimer, avec cette méthode, 53 des 85 points liés aux pluies très fortes.

a)

<b>SOL</b> <b>EPSAT</b>	≤ 35 mm	>35 et <62 mm	≥62 mm
≤ 35 mm	79 %	28 %	1,5 %
>35 et <62 mm	20 %	65 %	41,5 %
≥62 mm	1 %	7 %	57 %

b)

<b>SOL</b> <b>TAMSAT</b>	≤ 35 mm	>35 et <62 mm	≥62 mm
≤ 35 mm	80 %	26 %	4 %
>35 et <62 mm	17 %	61 %	46,5 %
≥62 mm	3 %	13 %	49,5 %

c)

<b>SOL</b> <b>GPI</b>	≤ 35 mm	>35 et <62 mm	≥62 mm
≤ 35 mm	53 %	6 %	0,5 %
>35 et <62 mm	32 %	48 %	14 %
≥62 mm	15 %	46 %	85,5 %

d)

<b>SOL</b> <b>RACC</b>	≤ 35 mm	>35 et <62 mm	≥62 mm
≤ 35 mm	53,5 %	7 %	0,5 %
>35 et <62 mm	33 %	43 %	12 %
≥62 mm	13,5 %	50 %	87,5 %

**Figure 5 - 12 -** Tables de contingence montrant le pourcentage de précipitations observées et estimées en trois classes de pluie (faible, moyenne et forte) pour : a) la méthode Epsat-Lannion ; b) la méthode Tamsat ; c) la méthode GPI ; et d) la méthode RACC.

a)

<b>SOL</b> <b>EPSAT</b>	$\leq 35$ mm	$>35$ et $<62$ mm	$\geq 62$ et $<100$ mm	$\geq 100$ mm
$\geq 62$ et $<100$ mm (394 points)	6	190	196	2
$\geq 100$ mm (85 points)	0	8	71	6

b)

<b>SOL</b> <b>TAMSAT</b>	$\leq 35$ mm	$>35$ et $<62$ mm	$\geq 62$ et $<100$ mm	$\geq 100$ mm
$\geq 62$ et $<100$ mm (394 points)	18	205	171	0
$\geq 100$ mm (85 points)	0	18	65	2

c)

<b>SOL</b> <b>GPI</b>	$\leq 35$ mm	$>35$ et $<62$ mm	$\geq 62$ et $<100$ mm	$\geq 100$ mm
$\geq 62$ et $<100$ mm (394 points)	1	65	267	61
$\geq 100$ mm (85 points)	0	2	41	42

d)

<b>SOL</b> <b>RACC</b>	$\leq 35$ mm	$>35$ et $<62$ mm	$\geq 62$ et $<100$ mm	$\geq 100$ mm
$\geq 62$ et $<100$ mm (394 points)	3	57	238	96
$\geq 100$ mm (85 points)	0	1	31	53

**Figure 5 - 13-** Idem Figure 12 pour deux classes de pluies (fortes et très fortes), avec les populations exprimées en nombre de points.

Le pourcentage des valeurs "bien classées" le plus faible rencontré pour la méthode RACC correspond à celui des pluies moyennes. Ce résultat, tout comme la surestimation des pluies faibles obtenue avec la méthode combinée, est probablement conséquence de l'attribution d'un taux de pluie non nul à la classe 5 de la classification CL1. Cette classe présente une valeur très forte de la variance IR, indiquant qu'elle correspond aux bords des nuages (c.f. Fig. 5-4a). L'attribution d'un taux de pluie aux pixels de cette classe peut provoquer une surestimation des précipitations cumulées.

Pour vérifier cette hypothèse, nous avons utilisé à nouveau la classification CL1 sur les deux mois de données en attribuant, cette fois-ci, un taux de pluie nul à la classe 5. Les taux de pluie des autres classes (9 et 10) ont été conservés. Le coefficient de corrélation reste sensiblement le même (0,75), mais les erreurs moyennes sont plus petites (EM=6 mm et EQM=22 mm). La pente de la droite de régression est légèrement plus faible (0,76). La table de contingence de la nouvelle estimation de la méthode combinée montre en effet une amélioration dans les estimations des pluies faibles et des pluies moyennes (Figure 5-14), avec 7% de plus de valeurs bien classées dans chacune de ces catégories. Ce résultat montre qu'il faut distinguer, parmi les classes qui ont une valeur importante pour la variance spatiale IR, celles qui correspondent aux bords des nuages. Ces classes sont caractérisées par une variance très forte et ne doivent pas être associées aux précipitations.

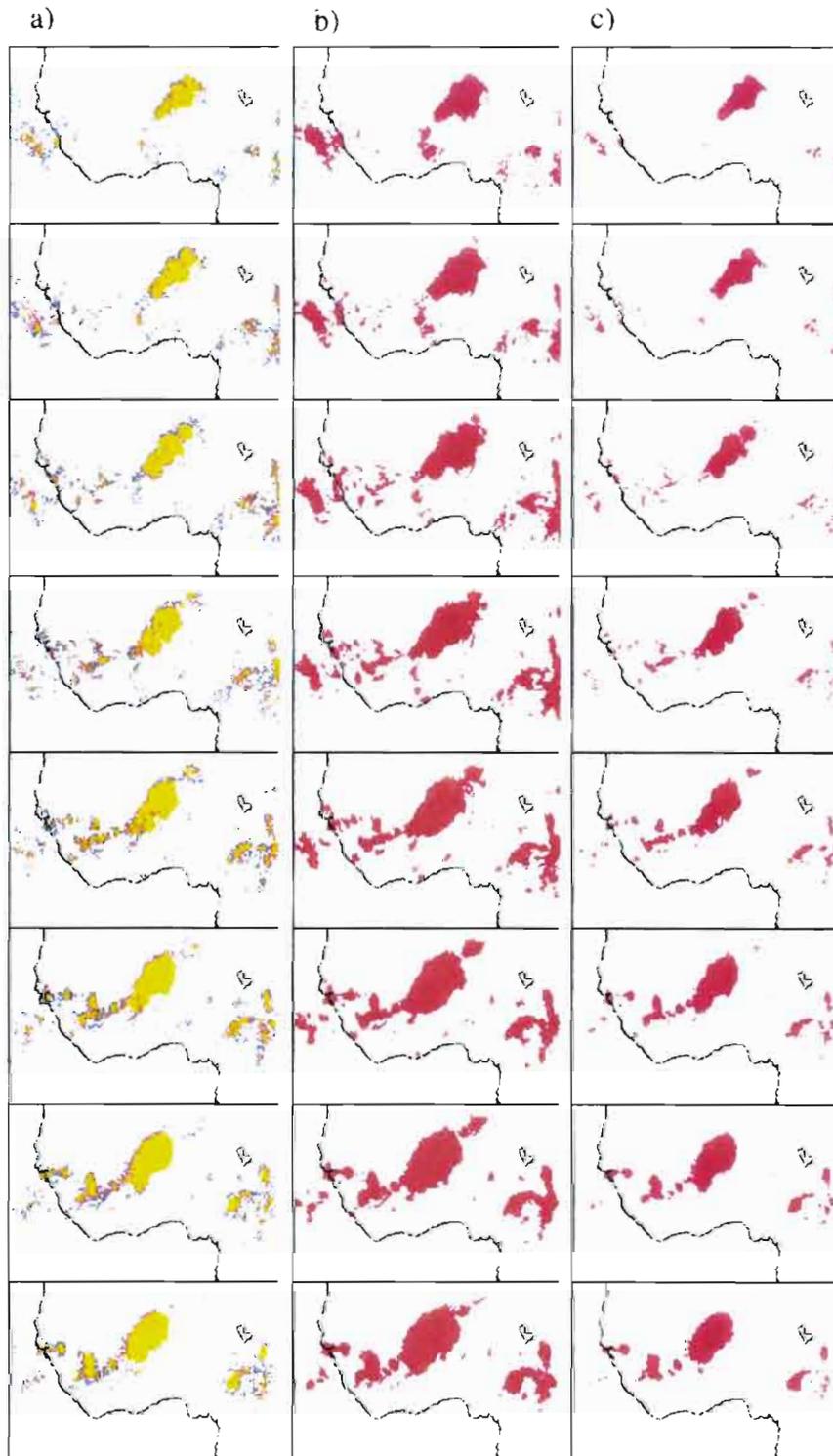
SOL CL1 sans la classe 5	≤ 35 mm	>35 et <62 mm	≥62 mm
≤ 35 mm	60,5 %	10,5 %	0,5 %
>35 et <62 mm	29,5 %	50 %	18 %
≥62 mm	10 %	39,5 %	81,5 %

**Figure 5 - 14** - Tables de contingence montrant le pourcentage de précipitations observées et estimées en trois classes de pluie (faible, moyenne et forte) pour l'application de la classification CL1 sans la classe de forte variance IR (classe 5).

## V. Conclusions de l'étude sur la région de l'Afrique de l'Ouest

Plusieurs études comparatives entre différentes méthodes d'estimation des précipitations cumulées ont montré qu'il existe une forte variation des paramètres statistiques en fonction des échelles spatio-temporelles analysées. Des exemples de ces résultats ont été donnés dans le chapitre précédent et dans les travaux de Jobard and Desbois (1994), Touré *et al.*, Timouk, Laurent et Arnaud, Drouet et Cunin, et bien d'autres, ces quatre derniers étant des articles présentés pendant l'Atelier "Estimations des Pluies par Satellite", réalisé à Niamey (1993). Ces études montrent que les coefficients de corrélation obtenus avec les méthodes IR sont moins bons à des échelles spatio-temporelles plus petites.

Même s'il nous a pas été possible de comparer ici des valeurs journalières à cause de la difficulté d'obtention des données de validation, les résultats obtenus dans le chapitre précédent nous laissent penser que la contribution des données MO peut donner des meilleures estimations à cette échelle ou à des échelles plus petites. La Figure 5-15 montre le suivi horaire d'un événement pluvieux important qui a eu lieu le 13 août 1993 sur l'Afrique de l'Ouest, entre 15 et 22 heures. La Figure 5-15a montre la surface précipitante telle qu'elle est estimée par la méthode RACC. On observe des précipitations plus importantes à l'avant du front se déplaçant de droite à gauche, représentées par la classe 9 de la classification CL1 (en rouge sur la Figure 5-15a). La Figure 5-15b montre la surface correspondante au seuil IR de  $-40^{\circ}\text{C}$  (233K) et la Figure 5-15c celle correspondant au seuil de  $-60^{\circ}\text{C}$  (213K). La séparation de la surface précipitante en plusieurs classes de pluie sera toujours une représentation plus réaliste des événements pluvieux que celle donnée par une classe unique, au moins à des pas de temps horaires.



**Figure 5 - 15** - Suivi de l'événement pluvieux du 13 août 1993 (entre 15 heures et 22 heures) sur l'Afrique de l'Ouest : a) par la méthode RACC (classification CL1 : classe 5 en bleu; classe 9 en rouge et classe 10 en jaune); b) par l'observation des nuages à sommet froid (seuil égal à  $-40^{\circ}\text{C}$ ) ; c) la même chose que b) pour un seuil égal à  $-60^{\circ}\text{C}$ .

Nous avons pu constater l'importance du paramètre VAR-IR pour l'estimation des précipitations cumulées à un pas de temps décadaire. Dans les cas où les centres de gravité de ce paramètre sont bien séparés, l'utilisation d'un poids plus fort pour la variance spatiale permet une meilleure séparation des classes de pluie lors de la phase de l'application de la méthode RACC. Le paramètre VAR-IR permet aussi de distinguer les classes qui sont localisées sur les bords de nuages. L'élimination de ces classes permet une meilleure estimation par la méthode RACC des pluies faibles et des pluies moyennes.

Le choix d'une classification parmi les tirages effectués dans la phase d'apprentissage de la méthode RACC est une des décisions difficiles de la méthode RACC. Des paramètres comme le nombre de classes de pluie et les valeurs des centres de gravité des différents paramètres ont montré avoir une certaine importance dans ce choix. Mais une procédure statistique automatique serait évidemment mieux conseillée.

Une des difficultés de la méthode RACC, en dehors du choix de la classification, reste le choix des taux de pluie associés à chaque classe. La détermination des taux de pluie requiert encore beaucoup d'autres comparaisons. Les solutions pour ce problème peuvent passer par une analyse plus approfondie des divers types des systèmes précipitants et par la comparaison des températures MO et IR observées.

Dans la comparaison entre nos résultats et ceux de trois méthodes IR (Epsat, Tamsat et GPI), nous avons observé que la méthode RACC est la seule capable d'estimer convenablement les précipitations très fortes. Les méthodes IR utilisant des indices de proportionnalité entre l'occurrence des pixels froids et la présence des précipitations, elles sont contraintes à un effet de saturation des taux estimés. Cet effet se produit lorsque la surface analysée est entièrement remplie de pixels froids, et sera d'autant plus important que cette surface d'analyse est petite. Les paramètres de l'analyse statistique entre les quatre méthodes sont généralement du même ordre, excepté pour la méthode Epsat qui présente un coefficient de corrélation plus fort. Toutefois, l'obtention de paramètres statistiques stables doit être plus importante que l'obtention d'une seule valeur occasionnellement très forte. Des analyses réalisées précédemment ne confirment pas la stabilité des paramètres statistiques de cette méthode IR. Laurent et Arnaud (1993) étudient la saison de pluies de 1989 sur cette même

région et ils trouvent un coefficient de corrélation de seulement 0,60 pour la méthode Epsat, tandis que la méthode Tamsat présente un coefficient légèrement supérieur (0,62). Druet et Cunin (1993) montrent que les coefficients de ces deux méthodes sont très différents en fonction de la période et des classes de pluie analysées.

Les données de validation que nous avons utilisées doivent, elles aussi, être soumises à des analyses plus détaillées. Ces analyses permettront la détermination de paramètres convenables pour la construction des ensembles de données plus appropriés pour la validation des algorithmes d'estimation des précipitations. Des études portant sur ce sujet sont en cours actuellement (Toma, 1995).

## **CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES**

## **CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES**

L'importance du développement des méthodes d'estimation des précipitations par satellite a déjà été démontrée depuis plusieurs années. Plus récemment, différents projets internationaux ont été organisés pour faciliter l'analyse et la comparaison de ces algorithmes. Ces intercomparaisons sont néanmoins très complexes et n'ont pas encore permis de conclure sur la méthode la plus efficace, les résultats de chacune étant très différents selon les régions et les périodes analysées. Les conclusions de ces projets d'intercomparaison s'orientent cependant vers l'utilisation combinée, à l'avenir, des plusieurs types de données, comme les données des satellites, des pluviographes, voire des radars et des modèles climatologiques.

Du point de vue de l'estimation des précipitations par satellite, l'utilisation combinée des données Infrarouge (IR) et Microondes (MO) permettrait de garder la bonne résolution temporelle des satellites géostationnaires (IR) et l'information directe sur le contenu en eau nuageuse procurée par les données MO. Malgré les bonnes perspectives de cette combinaison de données, très peu de méthodes combinées ont été développées jusqu'à aujourd'hui. Le but de ce travail était alors de proposer une analyse des paramètres utilisés par une de ces méthodes, la méthode RACC (Rain And Cloud Classification) développée au Laboratoire de Météorologie Dynamique, et d'examiner les résultats de son application sur différentes situations.

La méthode RACC utilise une technique de classification automatique permettant l'obtention des classes de nuages à partir d'un ensemble d'images coïncidant pour différents paramètres. Dans les études développées ici, nous avons utilisé deux paramètres spectraux, les températures de brillance dans les Microondes et dans l'Infrarouge et un paramètre spatial, obtenu à partir de la variance locale des pixels IR.

L'avantage principal de cette méthode est qu'elle ne nécessite aucune connaissance "a priori" des classes de nuage qui seront obtenues.

La première partie de ce travail a été consacrée à l'analyse de la technique de classification et des variables employées dans l'algorithme de nuées dynamiques que nous utilisons (Chapitre 3). Les valeurs de certaines variables comme le nombre de points utilisés dans le processus itératif ou le nombre maximal d'itérations réalisées ont été choisies de façon à maximiser le nombre de classes de nuages précipitants déterminées par la méthode. Le plus grand inconvénient de cette technique de classification est que la partition finale des pixels n'est pas unique. Nous avons examiné certains critères de comparaison qui pourraient permettre de choisir la classification la plus adéquate pour l'estimation des précipitations. Un des critères importants pour la méthode RACC est le nombre de classes de pluie dans la classification en question. Le choix et l'application de ces critères de comparaison ne sont pas toujours très évidents. Le choix de la classification qui sera appliquée à l'ensemble de données reste une des principales difficultés de cette méthode. D'autres techniques statistiques pourraient être testées. La possibilité d'utiliser les données satellitaires en combinaison avec des données sol pourrait être exploitée par exemple, par des méthodes d'analyse discriminante. Les classes de pixels avec des caractéristiques spectrales similaires seraient ainsi directement associées à des taux de pluie typiques déterminés à partir d'un ensemble d'apprentissage. Le volume important de données combinées pourrait aussi être plus facilement traité avec des techniques utilisant les réseaux de neurones.

La seconde partie de cette thèse a été consacrée à l'application de la méthode RACC à deux régions caractérisées par des régimes météorologiques différents. Dans l'étude menée sur la région du Japon et les mers environnantes (Chapitre 4), nous avons comparé l'utilisation de deux paramètres MO, donnés par des combinaisons des canaux de l'instrument SSM/I. Le premier paramètre MO donne un indice de la diffusion du rayonnement due aux cristaux de glace dans les nuages. L'autre paramètre MO donne un indice de la différence de polarisation due à la présence des hydrométéores. Cette "dépolariation" ne peut être observée néanmoins que sur des surfaces de faible émissivité comme la mer. Sur la mer, l'utilisation de ces deux paramètres dans la

méthode RACC a montré des résultats sensiblement équivalents. L'Indice de Diffusion pouvant, lui, être appliqué sur tous les types de surfaces, nous avons gardé ces résultats pour la comparaison avec 27 autres algorithmes utilisant soit les données IR, soit les données MO. Les résultats de ces 27 méthodes ont été comparés pendant le Premier Projet d'Intercomparaison d'Algorithmes (AIP1), organisé par le PMRC.

D'une manière générale, la méthode combinée donne de meilleures estimations que les algorithmes utilisant un seul type de donnée. L'amélioration apportée par la méthode RACC est encore plus nette pendant le premier mois de la saison de pluies (juin 1989), cette période étant caractérisée par un régime de précipitations frontales. Pour la période de précipitations convectives (juillet et août 1989), la différence entre l'estimation par méthode RACC et par les autres algorithmes est moins marquée. Ceci est manifestement dû aux types de précipitations de cette période, liées à des processus chauds. Le paramètre MO utilisé pour la détermination des classes de pluie étant plutôt sensible à la diffusion du rayonnement due aux cristaux de glace, il n'était pas adapté à estimer les précipitations dues à ces processus chauds.

Une analyse des estimations faites avec la méthode RACC à différentes échelles spatio-temporelles montre que le coefficient de corrélation est généralement plus fort lorsque l'on augmente le temps et les surfaces d'intégration. Aussi à l'échelle journalière, les coefficients de corrélation entre les estimations de la méthode RACC et les observations au sol sont plus élevés que ceux d'autres méthodes IR, comme l'algorithme GPI (AIP1).

L'étude développée sur l'Afrique de l'Ouest (Chapitre 5) nous a permis d'analyser les résultats de la méthode RACC sur un régime tropical convectif. L'utilisation des images classifiées peut fournir une meilleure description des différents types de précipitations à l'intérieur des lignes de grains, par rapport aux surfaces uniques des méthodes à seuil IR. Un suivi plus efficace des lignes de grains est très important, ces systèmes étant responsables pour une grande partie des précipitations sur cette région.

Nous avons observé qu'une valeur très élevée du paramètre Variance-IR pouvait caractériser les bords des nuages. On doit alors éviter l'attribution d'un taux de pluie trop important à ces classes. Nous avons aussi vérifié que lorsque les centres de gravité des classes sont bien séparés pour un paramètre donné, l'application d'un poids plus fort à ce paramètre donne de meilleurs résultats pour l'estimation des précipitations.

Sur l'Afrique de l'Ouest, la comparaison entre l'estimation par la méthode RACC et les données sol nous a permis de nous rendre compte de la difficulté de l'obtention d'un ensemble de validation convenable. Les seules données de validation dont nous avons disposé étaient des cumuls décennaires obtenus par une méthode de krigeage. Quelques problèmes liés à ce type d'interpolation sont discutés dans le Chapitre 4 de ce travail. Nous avons effectué une analyse de la qualité (ou fiabilité) de ces données, en fonction de certains paramètres comme le nombre minimum de points de mesures dans les mailles du modèle. Nous avons montré que les coefficients statistiques de comparaison estimation/observation obtenus avec cet ensemble de validation peuvent changer en fonction de ces paramètres.

Pour la méthode RACC, les taux de pluie associés à chaque classe sont déterminés à partir de relations établies empiriquement en fonction des canaux MO utilisés. Nous avons pu tester plusieurs relations dans les deux études réalisées ici. La détermination d'une relation directe entre les températures observées par les satellites et les taux de pluie reste, sans doute, un des problèmes le plus complexe pour tous les algorithmes d'estimation des précipitations utilisant les données MO. Une étude plus approfondie de la relation *Température MO x Taux de Pluie* sur certaines régions comme l'Afrique pourrait évidemment être très profitable pour ce type de méthode.

Sur la région ouest-africaine, nous avons comparé nos résultats à ceux obtenus avec trois méthodes IR utilisées actuellement de façon opérationnelle. Cette comparaison a montré que, là où ces méthodes IR sont censées donner leurs meilleures estimations (c'est-à-dire, sur les précipitations d'origine convective cumulées sur des périodes assez longues) la méthode RACC peut obtenir des coefficients statistiques

assez cohérents, avec l'avantage supplémentaire de ne pas être soumise à une saturation pour les taux de pluie les plus forts. En effet, nous avons pu vérifier que les méthodes IR sous-estiment en général les pluies les plus fortes. Les coefficients de corrélation de ces méthodes IR varient fortement en fonction des périodes et des classes de pluie analysées. La meilleure estimation des méthodes IR a été obtenue par un algorithme qui utilise un étalonnage à partir des données "sol". Ceci est en accord avec les attentes les plus récentes à propos des combinaisons de plusieurs types de données, dont les données sol.

Les nouveaux réseaux de distribution de données microondes (comme le WETNET pour les données SSM/I) rendent l'utilisation des données MO de plus en plus accessible. L'amélioration de la résolution spatio-temporelle des données MO et IR, avec un nombre plus important de satellites et des instruments plus performants, sont des préoccupations présentes dans les programmes de recherche actuels. Le Programme TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission) prévoit le lancement d'un satellite en 1997 comportant des instruments VIS, IR, MO et, pour la première, un radar pour l'observation des précipitations. L'insertion de ce radar permettra de mesurer la distribution verticale des hydrométéores à l'intérieur des nuages, surtout sur la terre où l'utilisation des données MO passives est moins efficace. L'orbite choisie, inclinée de 35° sur l'équateur, permet un meilleur échantillonnage des régions tropicales par rapport aux orbites héliosynchrones classiques. Malgré cela, l'utilisation du radar sera limitée par la portée de l'instrument, de seulement 100 Km, ne permettant que très peu de passages sur une même région. La combinaison de toutes ces informations, sans oublier les données de validation au sol, doit cependant permettre de réduire les erreurs des algorithmes futurs et d'améliorer les estimations des précipitations cumulées à différentes échelles spatio-temporelles.

## **ANNEXES**

## **Annexe A - L'OBTENTION DES CHAMPS DE PLUIE "RADAR-AMeDAS" POUR LA REGION DU JAPON ET LES MERS ENVIRONNANTES.**

La "Japan Meteorological Agency" (JMA) est responsable pour l'organisation d'un programme de collecte, analyse et distribution de données météorologiques sur toute la région du Japon et les mers environnantes. Une analyse objective des précipitations, basée sur une composition des données RADAR et des mesures obtenues avec des pluviographes, a été mise en conditions opérationnelles depuis Juin 1983.

Les pluviographes utilisés dans cette analyse composée font partie d'un réseau d'observation météorologique très fin appelé AMeDAS (Automated Meteorological Data Acquisition System). Le réseau AMeDAS, qui fournit aussi des mesures de la direction et de la vitesse du vent et de la température de l'air sur chaque site, a été mis en place le 01 novembre 1974. Le nombre des pluviographes en fonctionnement actuellement est de 1319. Les mesures des précipitations sont enregistrées sous la forme des cumuls horaires.

Le réseau d'observation RADAR consiste de 22 instruments couvrant quasiment la totalité du territoire japonais (voir Figure 2 du Chapitre 4). De ce total, 19 radars sont du type standard, un autre radar, localisé au sommet du Mont Fuji, est un modèle spécial, et deux radars sont embarqués dans des bateaux. Les principales spécifications de ces instruments sont données dans le Tableau 1 (GPCP - AIP/1, JMA).

Excepté deux radars standard, tous les autres instruments sont équipés d'un système appelé REDIS ( Radar Echo Digitizing and Disseminating System) qui permet de reproduire les échos météorologiques en éliminant les échos du sol. Ce système applique sur les signaux originaux une technique de filtrage numérique (MTI - Moving Target Indication) et transmet les données déjà processées très rapidement à la JMA.

Les observations radar sont faites sur 14 angles de site. Les cinq angles les plus bas sont utilisés pour l'obtention d'une image d'altitude constante de l'intensité du signal, corrigé de l'atténuation et de la hauteur du tir. Les valeurs des angles de site sont déterminées pour chaque site radar de façon à minimiser l'effet d'obstruction du relief sur les mesures radar.

Huit mesures par heure de l'intensité du signal servent ensuite à calculer la quantité de pluie cumulée pour cet intervalle de temps (Relation Z-R - Marshall and Palmer, 1948). Les précipitations horaires sont obtenues sur une grille de 5 Km<sup>2</sup>. Une image horaire est alors construite avec les valeurs intégrées des pluies observées.

**Tableau A- 1 - Description des radars utilisés pendant la campagne AIP1 sur la région du Japon (d'après le document GPCP/AIP1 - JMA)**

SPECIFICATION	RADARS LOCALISES SUR LA TERRE		RADARS SUR DES BATEAUX
	RADARS STANDARDS	RADAR AU MT. FUJI	
NOMBRE DES STATIONS	19	1	2
FREQUENCE (LONGUEUR D'ONDE)	5300 MHz (5,7 cm)	2880 MHz (10,4 cm)	5300 MHz (5,7 cm)
PUISSANCE "CRETE"	250 kw	1500 kw	250 kw
FREQUENCE DE REPETITION DES IMPULSIONS	260 Hz	160 Hz	260 Hz
DIAMETRE DE L'ANTENNE	3,0 m	5,0 m	2,4 m
VITESSE DE BALAYAGE D'ANTENNE	4 rpm	2 rpm	4 rpm
PORTEE EFFICACE	400 km	800 km	400 km

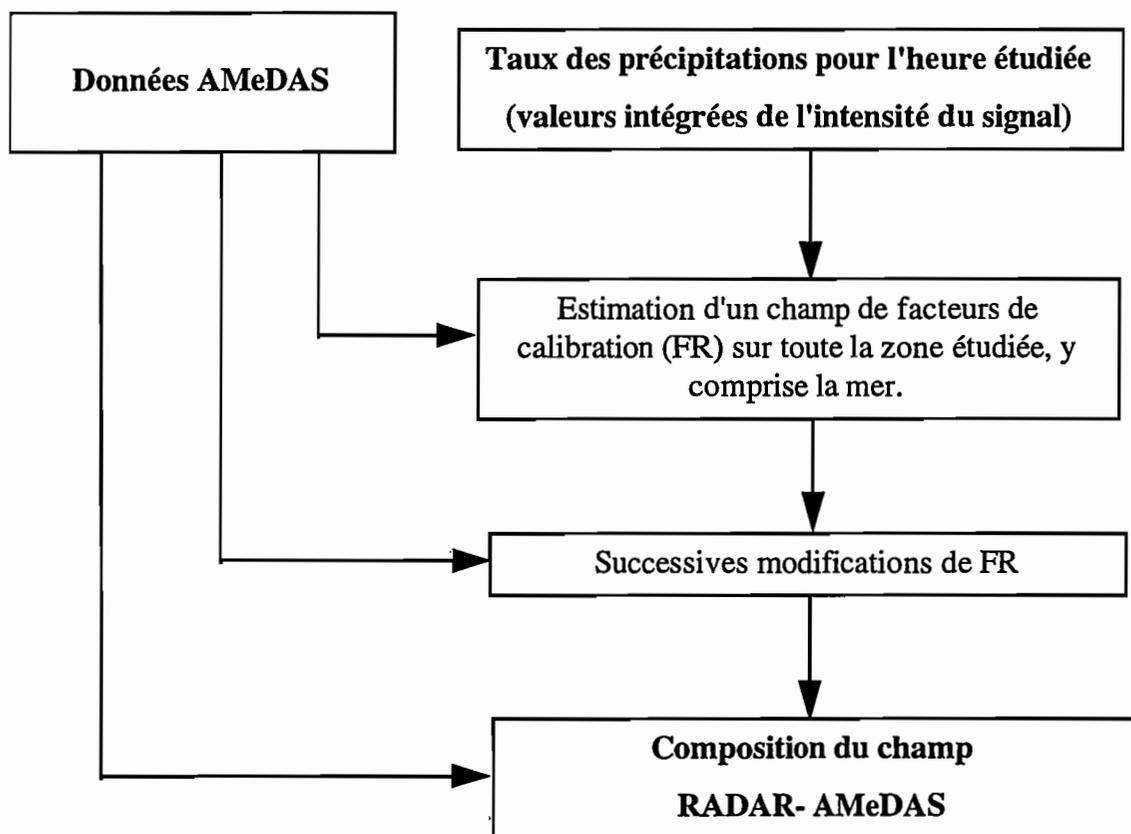
Pour l'obtention des données composées RADAR- AMeDAS, les pluies estimées par les radars sont calibrées en temps réel avec le réseau de pluviographes. Pour chaque radar, les facteurs de calibration sont déterminés en deux étapes.

D'abord, on détermine un champ de facteurs de calibration sur toute la région couverte par le radar. Une attention spéciale doit être faite avec la calibration sur la mer où les pluviographes sont inexistantes. Sur cette zone, les facteurs de calibration sont obtenus en

considérant deux paramètres: les corrections moyennes déduites sur la terre et la variation moyenne de ces facteurs de calibration en fonction d'un paramètre de la hauteur du signal radar observé.

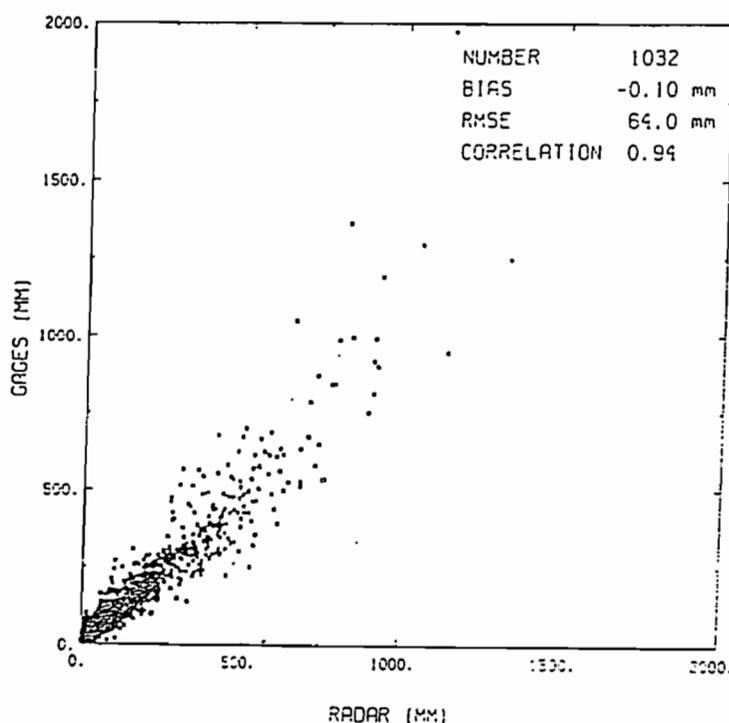
Ensuite, ce champ de facteurs de calibration est soumis à des successives modifications en fonction des valeurs observées par les pluviographes voisins.

Le champ de calibration final pour une heure donnée est alors multiplié par la distribution correspondante des pluies observées par le radar pour l'obtention du champ combiné RADAR-AMeDAS. Un organigramme représentant l'analyse combinée RADAR-AMeDAS est montré dans la figure A1.



**Figure A1** - Organigramme de l'analyse RADAR - AMeDAS pour les précipitations sur la région du Japon.

Il est aussi important de dire que les radars ne sont pas activés jusqu'au début de la pluie, ce qui peut induire des valeurs légèrement sous-estimées surtout pour les zones les plus éloignées des pluviographes (c'est-à-dire, sur la mer). Dans la figure A2, nous avons une comparaison entre les valeurs de la pluie mensuelle estimées par les radars et les valeurs observées par les pluviographes (d'après Negri and Adler, 1993) pour le mois de juin. Les estimations radar sont les valeurs moyennes sur des carrés de 3 pixels x 3 pixels (15 km x 15 km) centrés sur le pluviographe. Sur cette figure nous remarquons une très bonne corrélation entre les valeurs observées et estimées, mais une tendance des radars à sous-estimer les quantités de pluies les plus fortes.



**Figure A2** - Pluies mensuelles estimées par les champs RADAR - AMeDAS

comparées aux observations faites avec les pluviographes seuls pour le mois de juin 1989. Les données RADAR - AMeDAS sont des moyennes sur une grille de 3 x 3 pixels (15 Km x 15 Km) centrées sur chaque pluviographe.

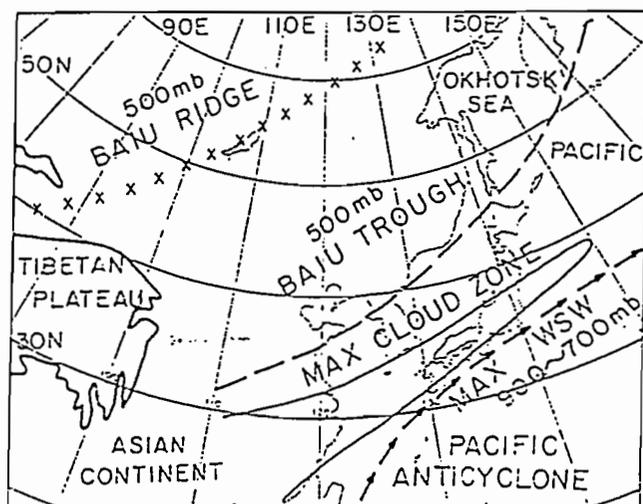
D'après Negri and Adler, 1993.

## **Annexe B- LA REGION DU JAPON ET SON CLIMAT**

### **B - 1 - LES TYPES DE SYSTEMES PRECIPITANTS PRESENTS SUR LA REGION DU JAPON**

La zone étudiée dans le Chapitre 4 est située entre 120° E - 147° E et 22° N - 46° N et couvre la région du Japon et les mers environnantes. La saison des pluies observée sur cette région est comprise entre le mois de juin et le mois d'août. Deux types des systèmes précipitants distincts sont observés pendant cette période. Le mois de juin est dominé par un regime frontal persistant appelé "Baiu", tandis que la période de 15 juillet à 15 août est dominée par un regime tropical convectif.

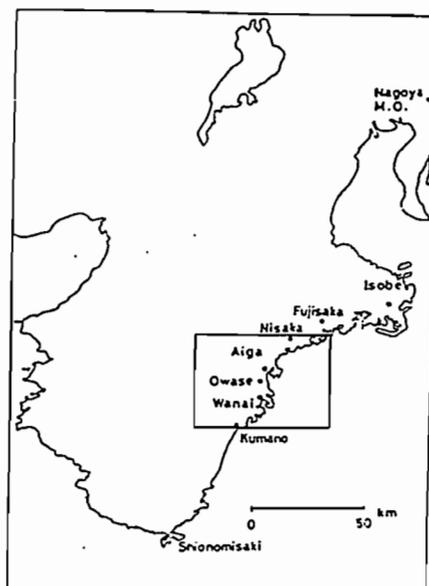
Sur cette région, la localisation du front "Baiu" varie entre 30° N à la fin du mois de mai, pouvant aller jusqu'à 38° N au mois de juillet. Il se situe au nord de l'anticyclone sub-tropical du Pacifique (Figure B-1) et est associé à des vents forts de sud-ouest ("Jet Baiu") dans les basses couches (Ninomiya and Mizuno, 1987).



**Figure B - 1 - Localisation caractéristique du Front Baiu pendant le mois de juin (d'après Ninomiya and Mizuno, 1987).**

Le total des précipitations cumulées durant ce front est plus grand au sud-ouest du Japon et plus petit au nord-est de cette région. Une analyse de ce front pendant une période de trente années (Ninomiya and Mizuno, 1987) a montré que la repartition temporelle des précipitations durant la saison du Baiu n'est pas homogène. Environ 90% du total de ces pluies sont concentrées dans les 10 jours les plus pluvieux.

Les précipitations de la période allant de mi-juillet à mi-août sont en majorité d'origine convective avec, occasionnellement, la formation des typhons (King *et al.*, 1995). Plusieurs auteurs ont constaté une forte influence des effets orographiques sur ces systèmes convectifs. Takeda *et al.* (1976) suggèrent que les taux de pluie élevés observés dans l'analyse d'un événement convectif particulier qu'il étudie sont résultat de l'itération entre les cumulonimbi et les nuages bas formés autour du relief. Takeda and Takase (1980) étudiant les précipitations sur la péninsule de Kii, à sud-ouest de Nagoya (Figure B-2), remarquent aussi l'influence du relief dans la formation successive des nouveaux nuages convectifs autour de la même région. Ces nuages se déplacent ensuite dans la même direction et montrent la même évolution. Cela a comme effet la formation d'un système nuageux d'extension plus grande et de durée plus longue, malgré que le cycle de vie de nuages convectifs soit, individuellement, très court.



**Figure B - 2** - Site étudié sur la péninsule de Kii par Takeda and Takase (1980). Selon ces auteurs, les effets orographiques pourrai être responsables pour la formation en continue des systèmes convectifs sur cette région.

Cette période est caractérisée, selon plusieurs auteurs (Fujibe, 1988 ; Arkin and Xie, 1994), par un cycle diurne bien marqué. Ce cycle est présent surtout pendant la période entre le 15 et le 31 juillet, avec un maximum des précipitations observées autour de 16 heures (heure locale).

## **B - 2 - LA REPRESENTATION SPECTRALE D'UNE SERIE TEMPORELLE**

Nous analyserons, dans ce paragraphe, la fréquence des événements qui ont eu lieu le mois de juin 1989, ce mois étant caractérisé par un régime quasi-stationnaire de précipitations frontales (Baiu).

Plusieurs auteurs suggèrent l'existence d'oscillations de 3-4 jours pour les précipitations pendant le mois de juin sur le Japon. Selon des études précédentes (Akiyama, 1990; Xie, 1992) cette fréquence caractéristique du BAIU serait directement associée aux passages de surfaces de basse pression. Arkin et Xie (1994) affirment que les séries temporelles pour les précipitations observées pendant le mois de juin 89 présentent cette période d'oscillations lorsqu'on considère les pluies moyennes cumulées sur 6 heures. Nous essayons d'observer ici cette période d'oscillation sur la série temporelle des données de validation fournies par l'AIP1.

La série des données que nous voulons analyser est de 8 à 10 fois les oscillations que l'on suppose exister, ce qui nous permet d'essayer d'obtenir une représentation spectrale de cette série.

Une série  $x_t$  stationnaire peut être représentée approximativement par une série de Fourier, c'est-à-dire,

$$x_t \approx \mu + \sum_{j=1}^J C_j e^{i2\pi f_j t}$$

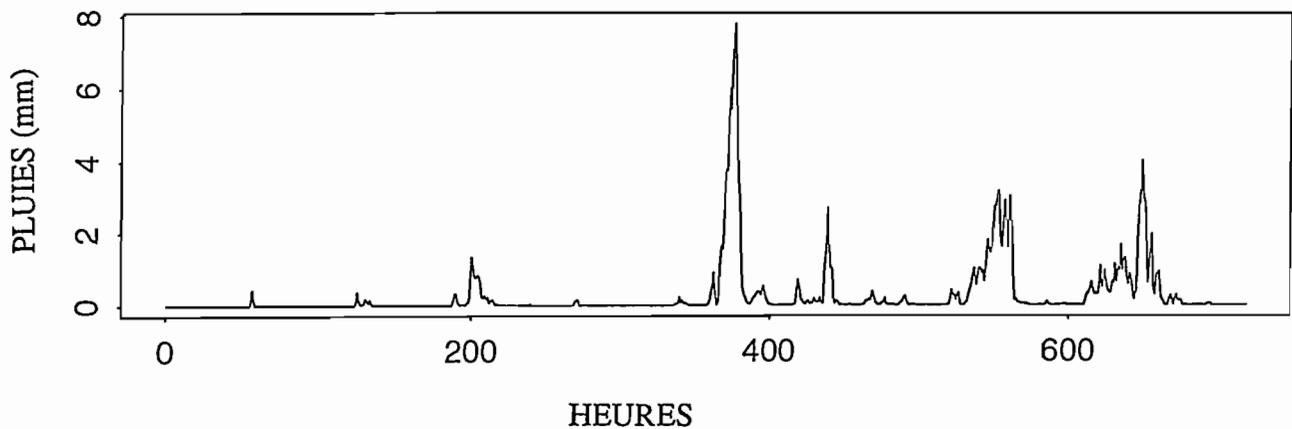
où  $\mu = E(x_t)$ , est la moyenne de la série,  $J$  est suffisamment grand et  $f_j$  sont des réels positifs appelés fréquences harmoniques. Le spectre de puissance (ou la densité spectrale)  $S(f_j)$  peut alors être écrit en fonction des coefficients de Fourier  $C_j$  qui expriment cette série.

$$S(f_j) = E(C_j^2)$$

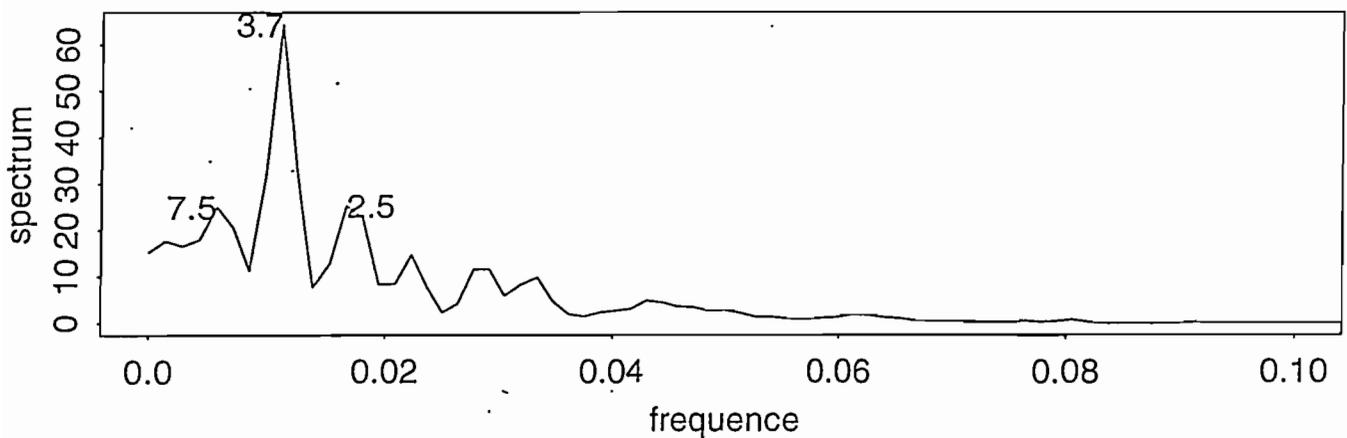
Pour calculer le spectre, nous avons supposé qu'il n'y avait pas de tendance sur notre série temporelle et nous avons centré chaque terme de la série. Un lissage a été réalisé pour réduire la variabilité du spectre estimé.

Le lecteur intéressé par les techniques statistiques de traitement des séries temporelles et par l'analyse spectrale se référera pour plus de détails à deux références: Chatfield (1989) et Jenkins and Watts (1979).

La série horaire des données pour le carré C est présentée dans la figure B-3 et le spectre obtenu est montré dans la figure B-4. Dans cette deuxième figure nous pouvons observer un pic au tour de 3,7 jours avec une énergie beaucoup plus forte que les autres. Cela indiquerait que la période de 3,7 jours peut être une période d'oscillation privilégiée.



**Figure B - 3** - Précipitations horaires observées par le réseau AMeDAS sur le carré C pendant le mois de juin 1989.



**Figure B - 4** - Spectre de fréquence de la série de données horaires observées (Carré C - mois de juin 1989).

La même procédure a été appliquée à la série temporelle estimée par notre méthode combinée RACC (figure B-5). Le spectre de cette série est présenté dans les figures B-6. Dans la série estimée, nous n'arrivons pas à observer ce cycle de 3-4 jours.

Quelques petits pics apparaissent dans le spectre de puissance, mais tous avec des énergies très faibles comparées à celles obtenues pour les données observées.

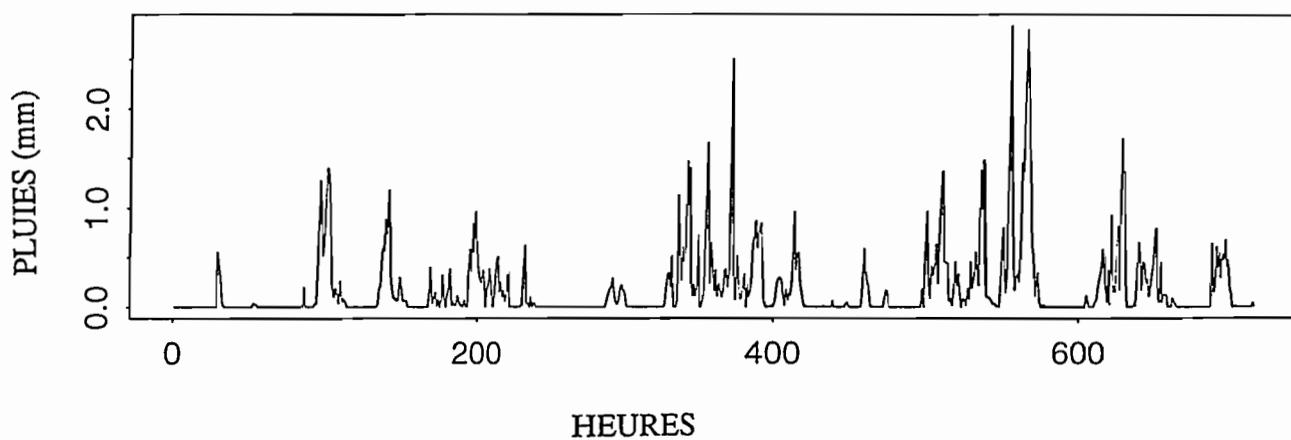


Figure B - 5 - Idem Figure B -3 pour les précipitations horaires estimées par la méthode RACC.

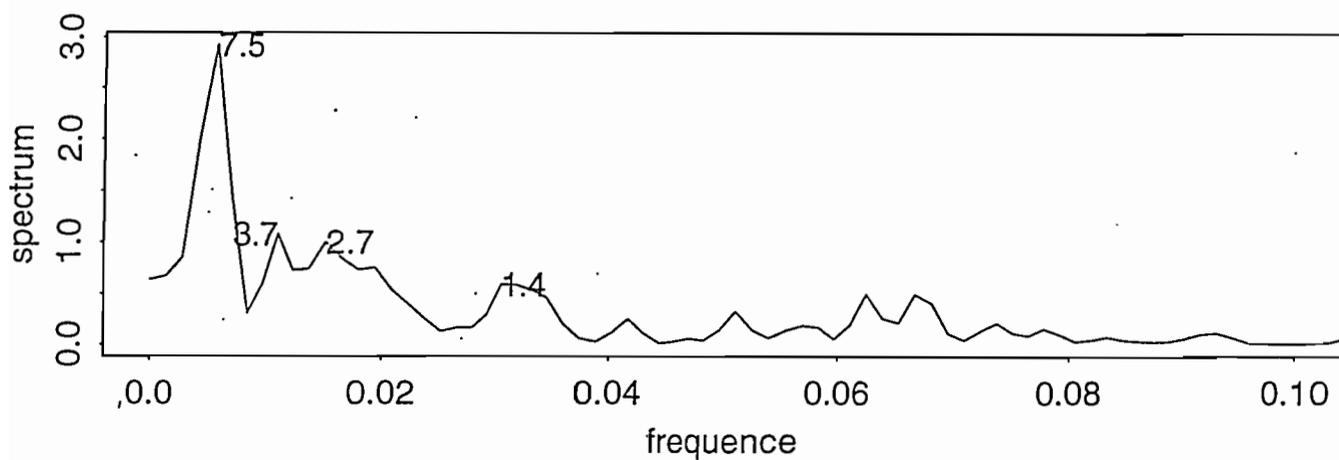
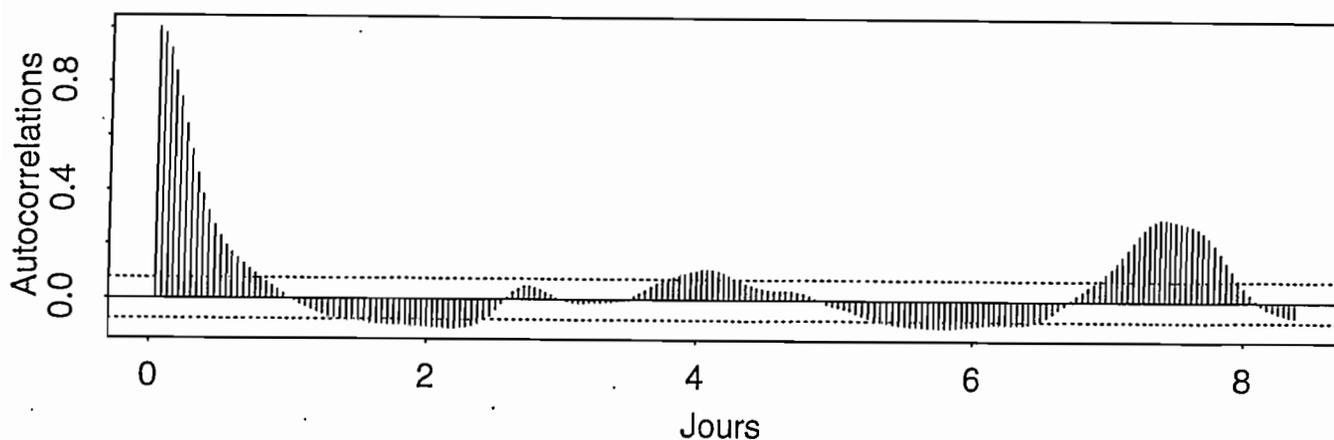


Figure B - 6 - Idem Figure B-4 pour les précipitations estimées par la méthode RACC.

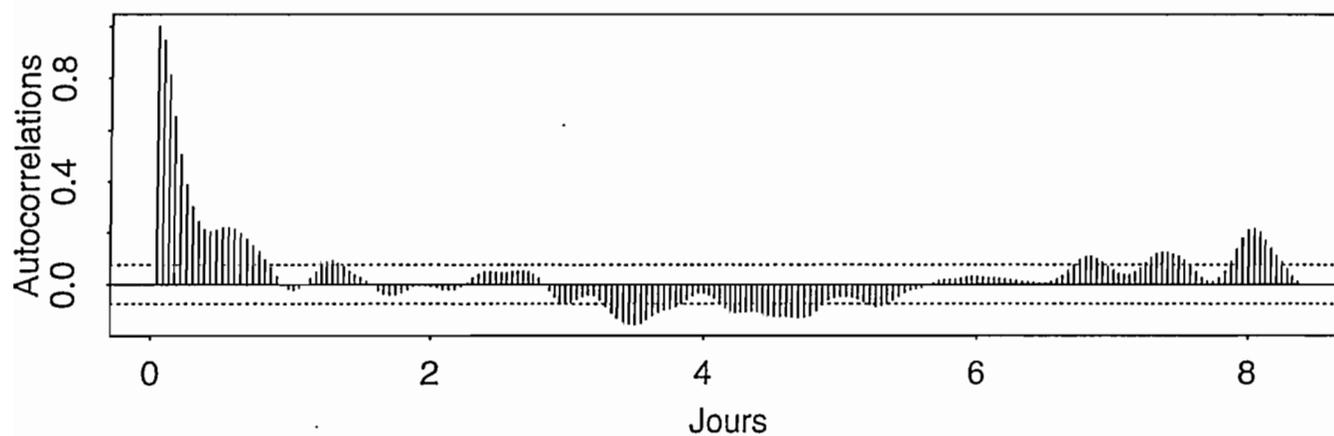
Pour tester si ces oscillations sont vraiment significatives nous avons calculé les autocorrélations dans les séries observée et estimée. Nous pouvons vérifier si les périodes dites périodes d'oscillations présentent des autocorrélations dans l'intervalle de confiance de 95%. Pour les données observées (Figure B-7), l'autocorrélation à 4 jours dépasse légèrement cet intervalle de confiance. Néanmoins, pour les données estimées (Figure B-8), aucune période au tour de 3-4 jours ne présente une autocorrélation positive significative.

### Observations sur le carré C



**Figure B - 7** - Autocorrélations obtenues dans l'intervalle de confiance de 95% pour la série de données horaires observées (Carré C -mois de juin 1989).

## Estimations sur le carré C



**Figure B - 8** - Idem Figure B-7 pour la série de données horaires estimées par la méthode RACC.

## **Annexe C - PROBLEMES LIES A L'ECHANTILLONNAGE DES DONNEES MO POUR L'ESTIMATION DES PRECIPITATIONS CUMULEES**

L'utilisation des données MO pour l'estimation des précipitations présente l'avantage de permettre l'obtention des taux de pluie qui sont exprimés directement en fonction des températures de brillance observées par le satellite. Ces taux de pluie peuvent être donnés en fonction d'un seul canal MO (Spencer et al., 1989) ou d'une combinaison de canaux à différentes fréquences (Grody, 1991).

Dans le Chapitre 4 de ce travail, par exemple, nous avons estimé la pluie cumulée mensuelle sur la région du Japon et les mers environnantes à partir des données MO de l'instrument SSM/I, en utilisant l'expression proposée par Grody (1991),

$$SI = 32,95 + 0,125 \cdot T_{19\text{GHz}}^V + 0,456 \cdot T_{22\text{GHz}}^V + 0,0011 \cdot (T_{22\text{GHz}}^V)^2 - T_{85\text{GHz}}^H \quad (c-1)$$

Cette expression combine les valeurs des températures de brillance dans deux canaux à polarisation verticale (19 GHz et 22 GHz) et dans un canal à polarisation horizontale (85 GHz). Selon Grody (cf. Chapitre 2), à une valeur de SI supérieure à 10K, nous pouvons attribuer un taux de pluie (TP) donné par :

$$TP = -1,65 + 0,289 \cdot SI \quad (c-2)$$

Avec l'expression (c-1) nous pouvons "construire" des images correspondant à chaque passage de l'instrument SSM/I sur la région que nous voulons étudier. A chaque pixel de ces images nous associons les taux de pluie (TP) donné par (c-2). Nous

obtenons, de cette façon, des images "instantanées" avec des valeurs ponctuelles de la pluie estimée pour les heures de passage du satellite.

Néanmoins, pour comparer les différents algorithmes présentée dans le Chapitre 4, nous avons besoin des valeurs des précipitations cumulées sur des longues périodes, d'environ trente jours chacune. Le premier problème lors de l'utilisation des données MO pour l'estimation des précipitations cumulées sera alors leurs résolution temporelle.

Le nombre moyen des passages du satellite sur la région étudiée étant d'environ 35 par période (un peu plus d'un par jour, en moyenne), il faut trouver une manière d'intégrer ces données instantanées pour avoir des valeurs "mensuelles".

En plus, dans le Chapitre 4 il nous fallait comparer les valeurs estimées pour les moyennes spatiales obtenues sur des carrés de  $1,25^\circ$  lat. X  $1,25^\circ$  long. Cependant, comme nous l'avons vu dans le Chapitre 1, la trace au sol de l'instrument SSM/I ne couvre pas forcément toute la surface de la région étudiée à chaque passage du satellite polaire DMSP. Il arrive que quelques uns des 79 carrés de  $1,25^\circ$  lat X  $1,25^\circ$  long analysés ne soient pas complètement observés par le satellite sur une image donnée. La deuxième question qui se pose lorsqu'on estime les précipitations avec les données MO, est comment faire une moyenne spatiale horaire sur ces carrés si nous n'avons pas de valeurs de pluie attribuées à tous les pixels.

Le but de cet annexe est d'analyser ces problèmes d'échantillonnage spatio-temporelle des données MO. Dans la section C-1, nous définons plusieurs seuils pour le nombre de pixels observés dans un carré de  $1,25^\circ$  lat X  $1,25^\circ$  long. Ces seuils permettent de déterminer si un carré sera pris en compte ou pas pour l'estimation des cumuls mensuels. Dans cette section, les cumuls mensuels sont obtenus à partir de la moyenne horaire, calculée sur les heures de passage du satellite, multipliée par le nombre d'heures de chaque période. Cette comparaison nous à permis de choisir un seuil optimum pour le nombre des pixels pris en compte dans la moyenne spatiale. Dans la section C-2 nous avons utilisé ce seuil optimum pour obtenir les précipitations cumulées sur les périodes analysées. Nous comparons deux façons différentes d'intégrer les données instantannées pour obtenir les cumuls mensuels.

## C - 1 - L'échantillonnage spatial

Nous avons testé plusieurs pourcentages différents du nombre de pixels observés comme seuil pour que la moyenne sur chaque carré (constitué de 500 pixels) soit prise en compte dans l'estimation mensuelle.

D'abord, nous considérons que si **au moins un pixel** du carré a été observé, nous pouvons utiliser la moyenne spatiale estimée sur ce carré pour le calcul de la pluie moyenne horaire. Ensuite, nous supposons que pour avoir une moyenne réellement représentative du carré, il nous faut des données observées sur au moins **10%, 20%, 30%** et ainsi de suite jusqu'à **90% des pixels**. Finalement, nous considérons que la moyenne d'un carré ne peut être calculée que si **tous les pixels** de ce carré ont été observés par le satellite.

Si un carré de  $1,25^\circ$  lat X  $1,25^\circ$  long a un nombre de pixels observés supérieur au seuil choisi, nous calculons la moyenne spatiale sur ce carré. Ensuite, nous estimons sur chaque carré  $C_i$  sa moyenne horaire  $MH_{C_i}$ . Les précipitations cumulées sur le carré seront données par :

$$P(C_i) = MH_{C_i} \cdot Nh$$

où  $Nh$  est le nombre d'heures de la période (720 pour le mois de juin 1989 et 768 pour la période du 15 juillet au 15 août 1989).

Les résultats obtenus pour trois de ces seuils sont montrés dans les Figures C1 (pour juin 1989) et C2 (pour juillet/août 1989).

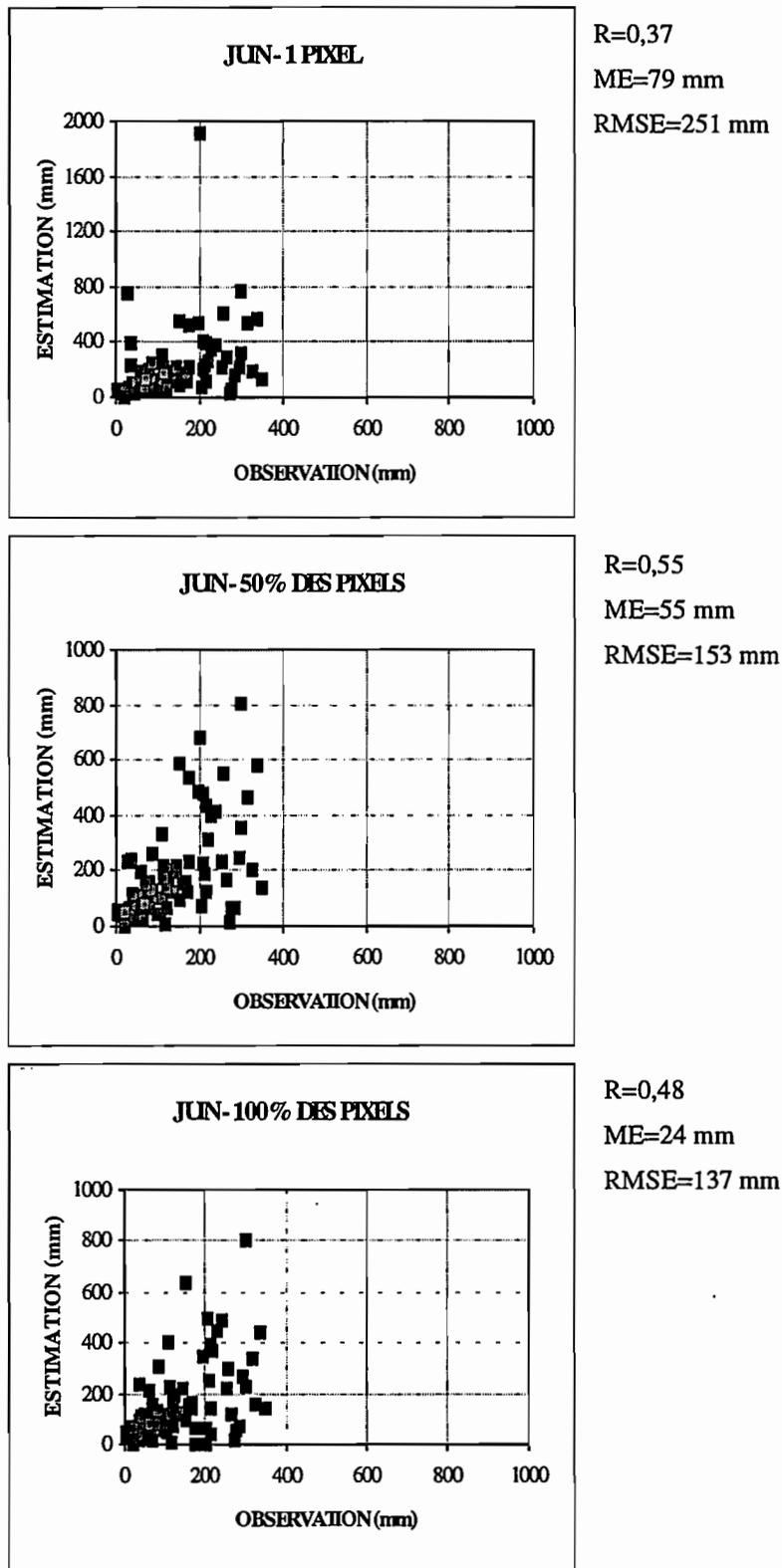


Figure C - 1 - Comparaison Observation x Estimation MO en fonction des différents seuils de remplissage pour les carrés analysés pendant le mois de juin 1989.

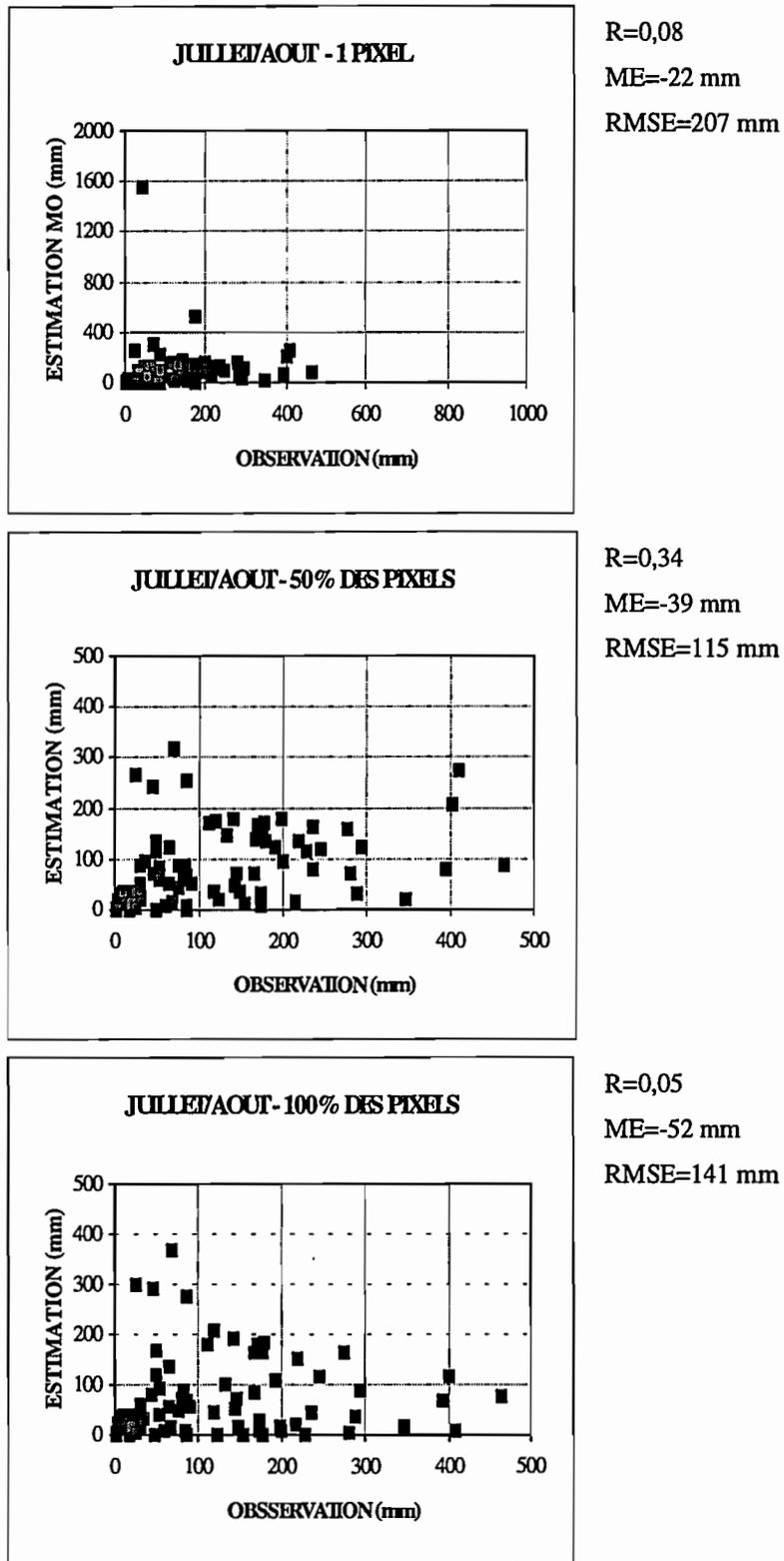


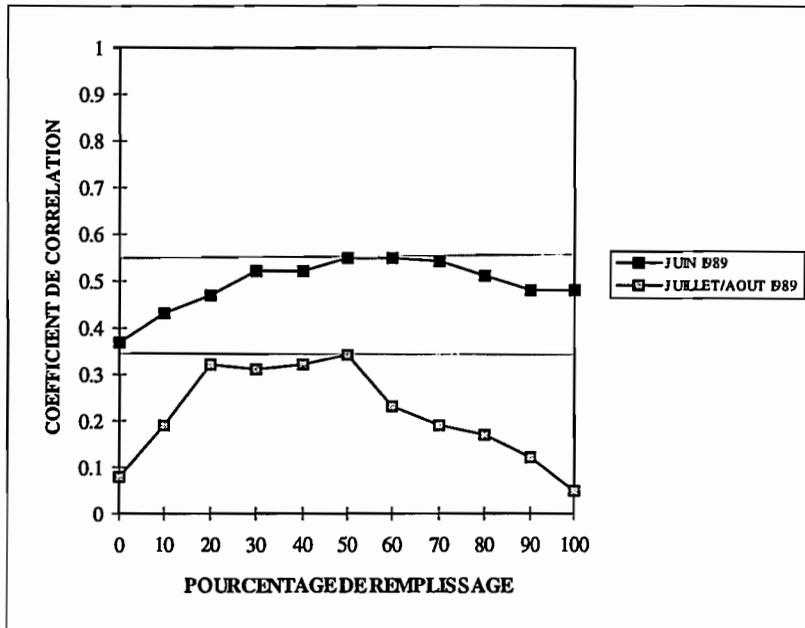
Figure C - 2 - Idem Figure C-1 pour la période de juillet/août 1989.

Lorsque nous considérons qu'un carré avec très peu de pixels observés (premier seuil) peut être pris en compte pour les statistiques, nous observons quelques points avec des valeurs exceptionnellement fortes pour les cumuls mensuelles (supérieures à 1600mm). Ces valeurs expliquent les coefficients de corrélation extrêmement faibles (même quasiment nul pour la période de juillet/août) et les écart-types importants observés. Ceci semble normal, car la moyenne spatiale obtenue avec un nombre petit des pixels sera difficilement représentative des 500 pixels qui composent un carré.

Au contraire, si nous ne prenons que les carrés entièrement observés par le satellite, la moyenne spatiale sera la moyenne réellement estimée par le paramètre MO, mais nous aurons beaucoup moins d'observations prises en compte pour la moyenne temporelle. Les coefficients de corrélation sont dans ce cas aussi très bas, particulièrement pour la deuxième période étudiée, où il est quasiment nul. Les erreurs moyennes et les RMSE sont néanmoins beaucoup plus petites que celles obtenues pour le premier seuil (1 pixel).

Finalement les résultats obtenus lorsque nous considérons les carrés qui ont 50% ou plus des pixels observés montrent des valeurs beaucoup plus élevées pour les coefficients de corrélation, surtout pour juillet/août. Les erreurs moyennes (EM) et RMSE pour juin sont quasiment de même grandeur que celles obtenues pour les carrés observés à 100%. Pour la deuxième période, l'erreur moyenne est plus petite que celle des carrés entiers. Ceci est probablement dû à une meilleure estimation de quelques pluies fortes, trop sous-estimées pour le seuil à 100%.

Les coefficients de corrélation pour tous les seuils testés sont montrés dans la Figure C3. Le seuil de 50% des pixels nous semble être un bon compromis entre la moyenne spatiale et l'échantillonnage temporel. C'est ce seuil qui a été choisi pour estimer les pluies mensuelles moyennes avec le paramètre MO.



**Figure C - 3 -** Coefficients de corrélation obtenus avec les différents seuils testés pour le nombre minimum de pixels observés dans un carré.

## C - 2 - L'échantillonnage temporel

Dans cette section, nous allons comparer deux façons différentes d'intégrer les données instantanées pour l'obtention des cumuls mensuels. Dans la première méthode d'intégration, on considère simplement que le cumul mensuel sur un carré est donné par la valeur moyenne des taux instantanés multipliée par le nombre d'heures de la période. La seconde méthode essaye de prendre en compte l'échantillonnage temporel des données. On utilise alors une pondération sur les valeurs ponctuelles en fonction du nombre d'observations par jour sur chaque pixel pour obtenir une valeur journalière ponctuelle. Le cumul mensuel ponctuel sera donné par la valeur moyenne journalière multipliée par le nombre de jours de la période. Seulement après cela, on calcule les moyennes spatiales sur les carrés.

Les résultats obtenus avec ces deux méthodes sont présentés dans le Tableau C-1. La comparaison entre les valeurs estimées par ces méthodes d'intégration pour les carrés de 1,25 degrés est montré dans la Figure C-4. Pour le mois de juin le nombre de passages du satellite est, en moyenne, très réduit (c.f. Chapitre 4), ce qui peut justifier le coefficient de corrélation plus faible pour la méthode utilisant la pondération. Les erreurs moyennes de cette méthode sont néanmoins légèrement réduites par rapport à celles obtenues avec la moyenne simple. Ceci est surtout dû aux valeurs plus faibles estimées par la méthode utilisant la pondération pour les précipitations les plus fortes. Pour juillet/août, les résultats des deux méthodes sont sensiblement équivalents.

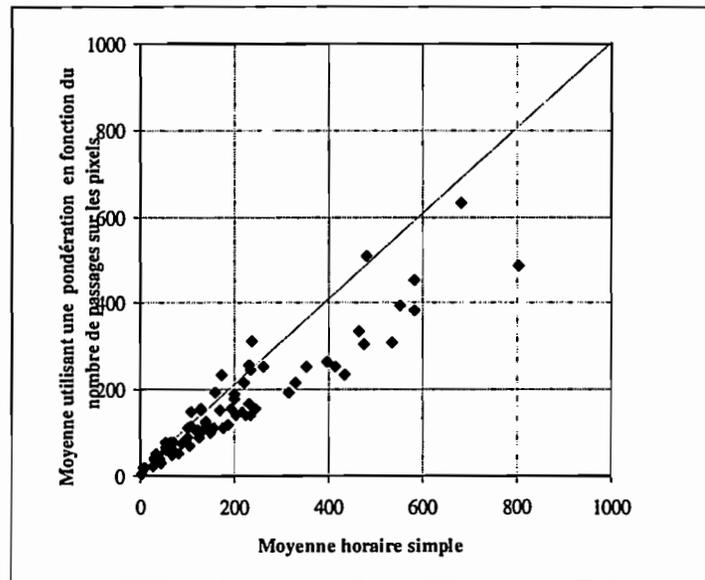
Tableau C - 1: *Statistiques pour les deux calculs des précipitations moyennes mensuelles*

METHODE	PERIODE	MOYENNE (mm)	ERREUR MOYENNE RELATIVE (%)	RMSE	CORRELATION
Moyenne simple	JUIN	189	41,0	153	0,55
	JUILLET/AOUT	83	-32,0	115	0,34
Moyenne pondérée	JUIN	152	13,8	120	0,44
	JUILLET/AOUT	75	-38,3	118	0,34

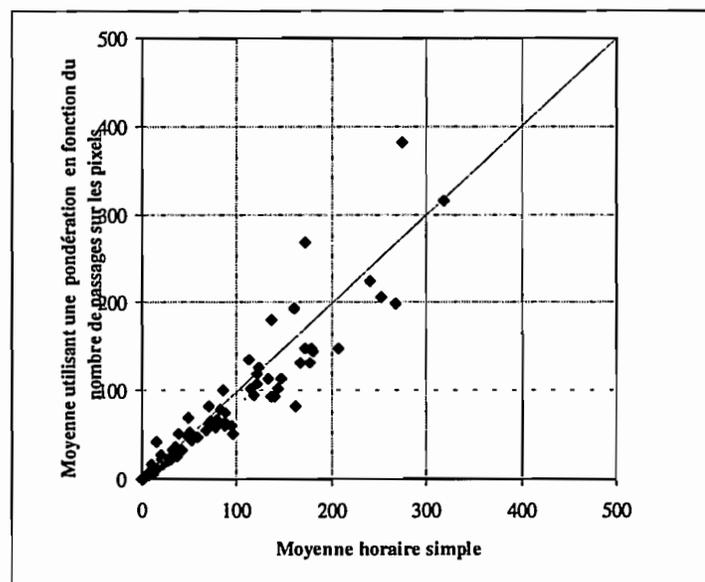
Moyenne Observée (Juin): 134 mm

Moyenne Observée (Juillet/août): 122 mm

a)



b)



**Figure C - 4 -** Comparaison entre les estimations obtenues avec les deux méthodes d'intégration des données instantanés pour a) le mois de juin 1989 ; et b) pour juillet/août 1989.

Cette comparaison montre que la façon d'intégrer les données instantanées peut faire varier les valeurs estimées cumulées à l'échelle mensuelle, surtout si le nombre de passages du satellite sur la période est faible. Cependant, sur la région étudiée au Chapitre 4, les différences entre ces deux estimations ne sont pas statistiquement très importantes et ne justifient pas l'utilisation d'une procédure plus complexe. Nous avons donc utilisé les résultats obtenus avec la méthode utilisant les moyennes horaires simples pour la comparaison avec les résultats de la méthode RACC et avec ceux obtenus avec une méthode IR, dans le Chapitre 4.

## **Annexe D - STRUCTURES CONVECTIVES ET SYSTEMES PRECIPITANTS EN AFRIQUE DE L'OUEST**

Sur la région de l'Afrique de l'Ouest analysée dans le Chapitre 5 les principaux centres d'action influençant la circulation atmosphérique sont les anticyclones dynamiques de l'Océan Atlantique (l'anticyclone des Açores et l'anticyclone de Sainte Hélène). L'anticyclone des Açores est situé à environ 35°N pendant l'hiver boréal et 40°N pendant l'été et l'anticyclone de Sainte Hélène vers 30°S. Durant l'hiver de l'hémisphère nord, un autre anticyclone est présent sur le continent, l'anticyclone de Libye. Cet anticyclone, permanent en altitude, peut être considéré comme une extension de l'anticyclone des Açores (Picon, 1991). Il est remplacé dans les basses couches, en été boréal, par des basses pressions thermiques qui s'installent sur le Sahara, à environ 20°N (Roux, 1987).

L'anticyclone de Libye induit sur une partie de l'Afrique de l'Ouest un régime d'alizés de nord-est, appelé Harmattan. Ce vent chaud et sec transporte fréquemment des poussières originaires des régions désertiques. L'anticyclone de Saint Hélène induit, de son côté, un régime de mousson. Ce régime se produit avec la déviation des alizés de l'hémisphère sud lors de leur passage par l'équateur météorologique due au changement de signe de la Force de Coriolis. La mousson africaine est formée de vents frais et humides de sud-ouest. Sur l'Afrique de l'Ouest, l'harmattan et la mousson convergent vers le Front Intertropical (FIT), qui représente la trace au sol de l'équateur météorologique. Le déplacement du FIT selon le mouvement saisonnier délimite la position de la ligne de convergence de ces vents. Au mois d'août, par exemple, le FIT est situé entre 20° N et 25° N et les vents de la mousson africaine pénètrent profondément en Afrique de l'ouest apportant l'humidité océanique et les pluies sur le continent. C'est la saison de pluies ou l'hivernage. Vers le début septembre, le FIT commence à redescendre jusqu'à environ 5°N en Afrique de l'Ouest, poussant la sécheresse de l'harmattan sur une grande partie de cette région. C'est la grande saison sèche.

Dans les régions intertropicales, la circulation atmosphérique se fait principalement par des mouvements verticaux (circulation divergente). La projection de cette circulation sur l'axe méridien est représentée par les "cellules de Hadley". La "circulation de Hadley" décrit le transfert d'énergie, sous forme de chaleur sensible et latente, de l'équateur vers les pôles dû au gradient thermique entre ces deux régions. Ce gradient de température provient de la forte variation de la quantité d'énergie absorbée par le système terre-océan-atmosphère en fonction de la latitude, avec un maximum à l'équateur et un minimum sur les pôles. En moyenne zonale, le concept des cellules de Hadley suppose, sur chaque hémisphère, une circulation fermée s'effectuant entre une zone d'ascendance vers l'équateur et une zone de subsidence vers 30 ° de latitude (Roux, 1987). La force de Coriolis agissant sur les flux méridiens permet d'expliquer, en première approximation, la formation et la direction des alizés (Picon, 1991).

La partie ascendante commune des deux cellules de Hadley (Nord et Sud) est appelée Zone de Convergence Intertropicale (ZCIT). Cette zone correspond à une bande d'intense activité convective autour de l'équateur météorologique (EM), dont le comportement est fortement lié aux conditions de surface (Janicot, 1990). Ainsi, l'amplitude du déplacement et la position de la ZCIT seront fonctions des différences liées à la répartition des continents et des océans et des variations de la température maximale de ces surfaces. Le mouvement saisonnier de la ZCIT est amplifié en été boréal sur le continent africain, avec un renforcement en surface du flux de mousson et, donc, de la quantité de vapeur d'eau nécessaire au développement des précipitations.

Ces structures de la circulation atmosphériques sont à l'origine des différents processus de convection existant sur notre région d'étude : ondes d'est, lignes de grains, orages. Les conditions de développement de chaque type de précipitations en Afrique de l'Ouest sont très complexes et dépendent de plusieurs facteurs.

L'atmosphère intertropicale est soumise à des ondulations du champ de vent. Ces perturbations régulières se déplaçant d'Est en Ouest sont observées en Afrique, mais aussi au-dessus de l'Atlantique et du Pacifique. Elles sont appelées Ondes d'Est. Certaines phases de ces ondes entraînent des conditions favorables au déclenchement

des mouvements convectifs. Duvel (1989) a montré que la périodicité de la nébulosité observée par les images Meteosat était proche de celle des Ondes d'Est. Sur le continent africain, la plupart de ces ondes sont observées à l'ouest de 10° E. Les Ondes d'Est présentent une période de 3 à 5 jours et une vitesse caractéristique d'environ 6 ou 7 degrés de longitude par jour. Leur origine est probablement liée à un processus d'instabilité sur la partie sud du Jet d'Est Africain (JEA). Le JEA, vent thermique résultant du fort gradient de température de l'air entre le Sahara et le Golfe de Guinée (Roux, 1987), apparaît surtout de mai à octobre (dans les couches moyennes, entre 700 et 400 hPa) et présente une forte variabilité en latitude. Selon Norquist *et al.* (1977), le dégagement de la chaleur latente dans les nuages convectifs, au fur et à mesure que l'onde avance vers l'ouest, a aussi un rôle important pour l'initialisation et l'amplification des Ondes d'Est.

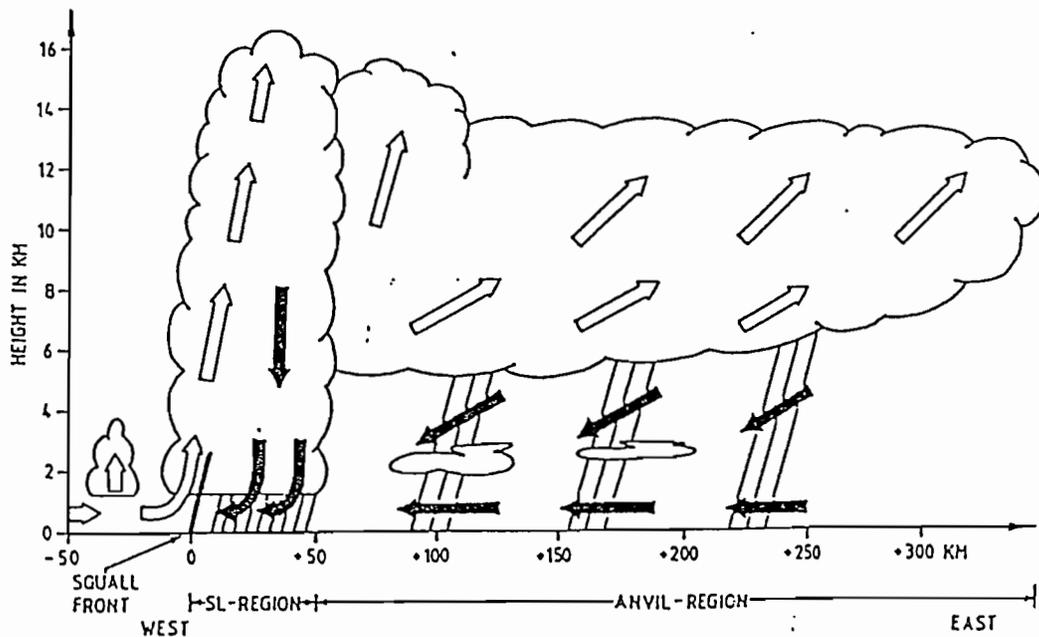
Les deux principaux types de systèmes convectifs en Afrique de l'Ouest sont liés à des mécanismes de convection profonde. Le premier type de système est dû à des convections locales, liées au forçage de l'ascendance de l'air du fait des conditions géographiques particulières (le relief, les contrastes thermiques entre régions voisines). Les phénomènes de convection locale sont fortement modulés par le cycle diurne du rayonnement solaire (Picon, 1991). Les systèmes isolés formés par les mécanismes de convection locale ont des dimensions d'au maximum quelques dizaines de kilomètres et une durée de vie de seulement quelques heures. Il est donc possible de les observer sur les images IR, de fréquence temporelle de 30 minutes et de résolution spatiale de 5 Km. En revanche, l'observation de ces systèmes par l'utilisation des données MO, de résolution spatiale d'au mieux 15 Km et de fréquence temporelle de deux images par jour, n'est pas envisageable.

Le deuxième type de système convectif est un phénomène propagatif appelé ligne de grains (LG). Les lignes de grains sont des perturbations à méso-échelle pouvant atteindre plus de 500 Km d'extension nord-sud. Ces perturbations sont formées, à l'origine, par des nuages convectifs isolés qui s'agglomèrent en systèmes de taille plus importante. Cet alignement de nuages acquiert ensuite une vitesse de propagation vers l'ouest, le front du système se déplaçant de 10 à 15 m/s en moyenne. Les lignes de grains ont une durée de vie qui peut aller d'une dizaine d'heures à 2-3 jours, ce qui leur permet

de parcourir une grande partie de l'Afrique de l'Ouest. Au sol, l'approche d'une LG est caractérisée par la formation, vers l'est, d'une importante masse de cumulonimbus très sombres. L'arrivée de ces nuages est annoncée par un front de rafale (gust front) durant lequel la vitesse du vent peut atteindre, pendant quelques minutes, des intensités élevées. Des chutes brutales de températures sont alors observées. Plusieurs auteurs ont suggéré une possible interaction entre les ondes d'est et ces lignes de grain (Payne and McGarry, 1977 ; Barnes and Sieckman, 1984 ; Duvel, 1989 ; Gnamien-d'Almeida, 1990). Dans certaines de ces études, l'utilisation d'images satellites et/ou radars ont permis l'observation de zones privilégiées pour la formation et la dissipation des LG respectivement à l'avant et à l'arrière des creux des ondes de l'est (Redelsperger, 1992). Ces résultats sont encore peu nombreux et partiels et cette question demande d'être approfondie davantage.

Les systèmes convectifs formant les LG sont responsables pour une grande proportion des précipitations sur l'Afrique de l'Ouest. Selon Desbois *et al.* (1989), dans la zone continentale africaine située entre 0° et 20° N, les lignes de grains représentent 50% des nuages convectifs observés sur les images Meteosat pendant le mois de juillet 1983 et 1985. Dans certaines régions comme le Sahel (Janicot, 1990), les lignes de grains et les systèmes dus à la convection locale représentent, ensembles, 80% des précipitations observées.

La structure interne d'une LG (Figure D-1) est composée de deux parties : le front de la LG (squall region) et l'enclume (anvil region) (Gnamien-d'Almeida, 1990). Le front de la LG est la partie convective du système où ont lieu des fortes précipitations. Ces pluies intenses durent généralement entre 10 et 30 minutes. La largeur du front est typiquement de quelques dizaines de kilomètres. L'enclume consiste en une masse nuageuse stratiforme beaucoup plus étendue, allant de 100 à 300 Km. Cette zone de la LG est associée à des précipitations moins intenses mais d'une durée assez longue (entre 2 et 3 heures).

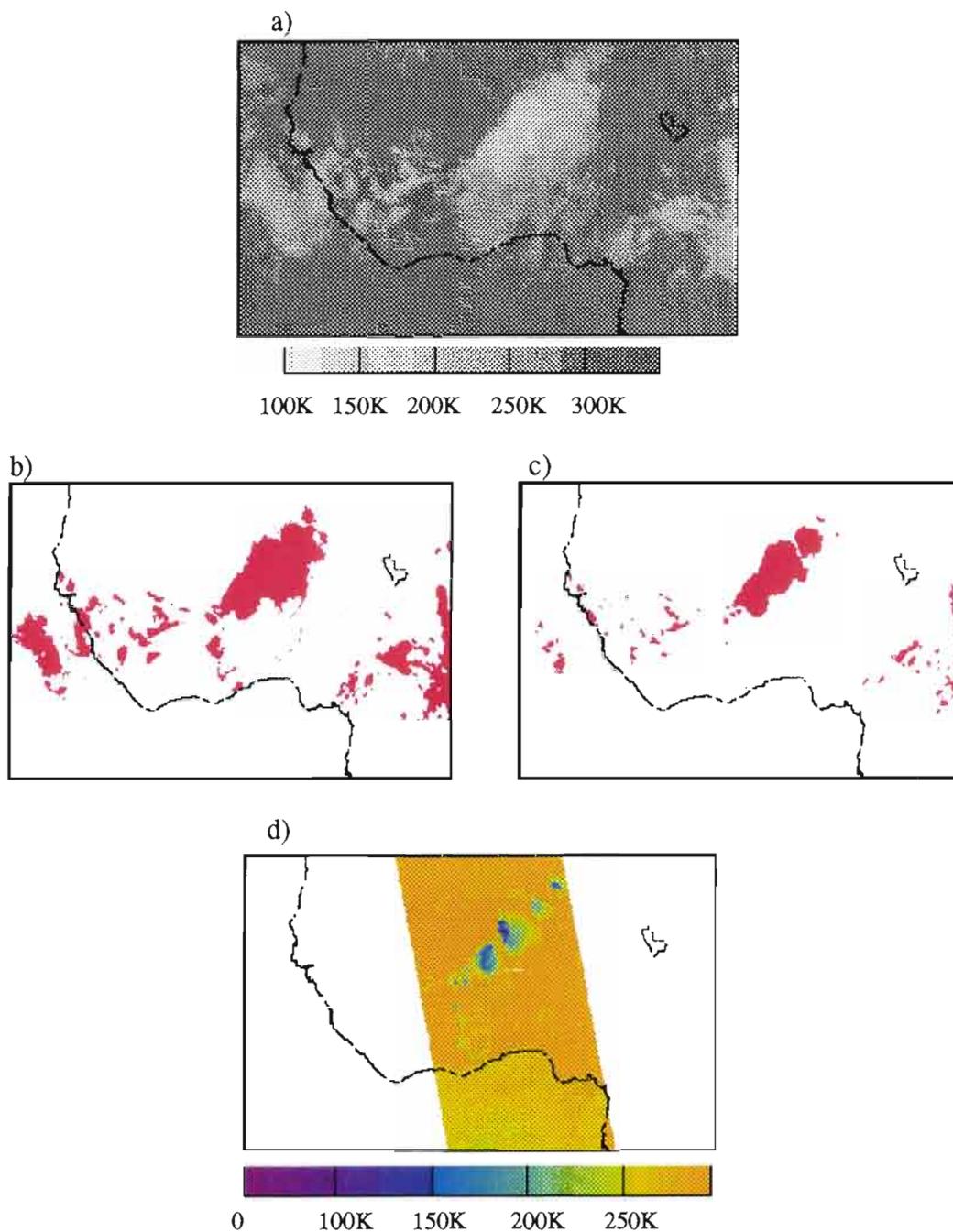


**Figure D - 1** - Structure interne d'une ligne de grains représentée par sa coupe verticale. La ligne de grains se propage d'est en ouest. Les flèches blanches indiquent l'ascendance de l'air chaud permettant le développement de la convection. Les flèches noires indiquent la descente de l'air froid rencontrant le flux de mousson.  
(Gnamien-d'Almeida, 1990; d'après Peters and Tetzlaff, 1988).

Plusieurs analyses de la structure interne des LG (Redelsperger and Lafore, 1988 ; Lafore and Moncrieff, 1989) ont montré que l'interaction dynamique (et thermodynamique) des parties convective et stratiforme est fondamentale pour l'entretien et pour l'efficacité (en termes des taux précipitants) de ces systèmes. La zone de forts mouvements ascendants à l'avant de la ligne de grains est entretenue par le soulèvement de l'air chaud et humide issu de la couche limite (les flux de mousson, sur l'Afrique de l'Ouest), avec la formation de fortes précipitations. Dans les couches moyennes, l'air sec est refroidi par l'évaporation des précipitations précédentes

provoquant des mouvements descendants. La vitesse de propagation de la ligne de grain et l'effet du cisaillement du vent occasionnent une inclinaison de la zone convective vers l'arrière du système (Picon, 1991). Dans la haute troposphère, le flux de la zone convective détrainé vers l'arrière provoque dans la partie stratiforme des faibles mouvements ascendants (ascendance mésoéchelle). Au-dessous de ce niveau, l'évaporation des précipitations refroidit l'air non-saturé créant une subsidence mésoéchelle de grande étendue.

Une ligne de grains sera identifiable sur les images IR à cause de l'étendue de la masse nuageuse correspondant à des températures assez froides (d'autant plus froides que leur sommet est élevé). La forme de cette masse est aussi bien caractéristique avec un bord avant incurvé et une partie arrière moins homogène (Figure D-1). Néanmoins, les cirrus, nuages froids et sans précipitations correspondant aussi à des températures basses sur ces images, peuvent donner une fausse amplitude au système observé. Le choix d'un seuil de température IR pour l'identification des zones de précipitations est donc très délicat ne permettant pas de bien isoler les parties convectives et stratiforme de la ligne de grains. Les figures D-2b et D-2c montrent les surfaces correspondant aux nuages à sommet froid obtenues avec deux seuils différents, 233 K (-40° C) pour la Figure D-2b et 213 K (-60° C) pour la Figure D-2c. Pour le seuil le plus chaud (-40° C), le plus couramment utilisé pour les méthodes à seuil pour identifier les nuages précipitants (c.f. Chapitre 2), on observe une forte surévaluation de la partie convective du système. Même avec le seuil le plus froid (-60° C), on ne parvient pas à isoler le front convectif des cirrus qui l'environnent. L'utilisation des données MO, lorsqu'elles coïncident avec le passage d'une ligne de grains, peut aider à mieux discerner les deux parties de ce système. La Figure D-2d montre l'image obtenue avec le canal 85 GHz de l'instrument pour la même scène observée en IR (Fig.D-2a). Les températures de brillance observées à cette fréquence sont une réponse directe de la présence des hydrométéores à l'intérieur des nuages précipitants. Dans le cas du canal 85 GHz, les températures le plus faibles sont observées lorsqu'il y a diffusion du rayonnement MO par les cristaux de glace à l'intérieur de ces nuages. Dans la Figure 5-2d on distingue le front du système (avançant d'est en ouest) en couleur foncée de l'enclume stratiforme qui le suit (en tons de vert).



**Figure D - 2** - Images du 13 août 1993 (17 heures) pour : a) le canal IR ; b) la surface correspondant aux températures IR inférieures à  $-40^{\circ}$  C ; c) la surface correspondant aux températures IR inférieures à  $-60^{\circ}$  C ; d) le canal 85 GHz de l'instrument SSM/I.

**REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES**

## **REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES**

- Adler, R.F., A.J. Negri, P.R. Keehn, and I.M. Hakkarinen, 1993: Estimation of Monthly Rainfall over Japan and Surrounding Waters from a Combination of Low-Orbit Microwave and Geosynchronous IR Data. *J. Appl. Meteor.*, **32**, 335-356.
- Adler, R.F., H.-Y.M. Yeh, N. Prasad, W.K. Tao, and J. Simpson, 1991: Microwave Simulations of a Tropical Rainfall System with a Three-Dimensional Cloud Model. *J. Appl. Meteor.*, **30**, n° 7, 924-953.
- Adler, R.F. and A.J. Negri, 1988 : A Satellite Infrared Technique to Estimate Tropical Convective and Stratiform Rainfall. *J. Appl. Meteor.*, **27**, 30-51.
- Adler, R.F. and R.A. Mack, 1984 : Thunderstorm cloud height-rainfall rate relations for use with satellite rainfall estimation techniques. *J. Climate Appl. Meteor.*, **23**, 280-296.
- Allam, R., G. Holpin, P. Jackson and G. L. Liberti, 1993 : GPCP/AIP2 Algorithms Intercomparison Project - *Published by the U.K. Meteorological Office.*
- Allison, L., E.B. Rodgers, T. Wilheit, and R. Fett, 1974: Tropical Cyclone rainfall as Measured by the Nimbus 5 Electrically Scanned Microwave Radiometer. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **55**, 1074-1089.
- Arkin, P.A. and P. Xie, 1994 : The Global Precipitation Climatology Project: First Algorithm Intercomparison Project. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **75** (3), 401-419.

- Arkin, P.A. and P.E. Ardanuy, 1989 : Estimating climatic-scale precipitation from space: A review. *J. Climate*, **2**, 1229-1238.
- Arkin, P.A. and B.N. Meisner, 1987 : The Relationship between Large-scale Convective Rainfall and Cold Cloud over the Western Hemisphere during 1982-84. *Mon. Wea. Rev.*, **115**, 51-74.
- Arkin, P.A., 1979 : The relationship between Fractional Coverage of High Cloud and Rainfall Accumulations during GATE over the B-Scale Array. *Mon. Wea. Rev.*, **107**, 1382-1387.
- Bailey, J.O., E.C. Barrett, and C. Kidd, 1986: Satellite Passive Microwave Imagery and its Potential for Rainfall Estimation over Land. *J. British Interplanetary Soc.*, **39**, 527-534.
- Ball, G.H. and D.J. Hall, 1965 : Isodata, a Novel Method of Data Analysis and Pattern Classification. *Project 5533, Stanford Research Inst. , California, USA*.
- Barnes, G.M. and K. Sieckman, 1984: The environment of Fast and Slow-Moving Tropical Mesoscale Convective Cloud Lines. *Mon. Wea. Rev.*, **112**, 1782-1794.
- Barrett, E.C. and T.J. Bellerby, 1992: The Application of Satellite Infrared and Passive Microwave Rainfall Estimation Techniques to Japan : Results from the First GPCP Algorithm Intercomparison Project. *Meteorological Magazine*, **121**, 34-46.
- Barrett, E.C. and T.S. Richards, 1989: Towards an Operational System for the Use of AVHRR Data in Pakistan. Remote Sensing for Operational Applications.. *Technical Contents of the 15th Annual Conference of the Remote Sensing Society (13-15 September, 1989)*, 41-46.

- Barrett, E.C., C. Kidd, and J.O. Bailey, 1988: The Special Sensor Microwave Imager: A New Instrument with Rainfall Monitoring Potential. *Int. J. Remote Sens.*, **9**, n° **12**, 1943-1950.
- Barrett, E.C., G. D'Souza, and C.H. Power, 1986: Bristol Techniques for the Use of Satellite Data in Raincloud and Rainfall Monitoring. *J. British Interplanetary Soc.*, **39**, 517-526.
- Barrett, E.C., C.H. Power, J. Beaumont, and T.S. Richards, 1986: Cloud Cover and Rainfall in the Western Sahel. *Final Report to the NERC, Contract N° F60/C1/19 (30 June 1986)*.
- Barrett, E.C. and D.W. Martin, 1981: The Use of Satellite Data in Rainfall Monitoring. *Academic Press Inc. (London) LTD*, 340 pp.
- Barrett, E.C., 1980: The Use of Satellite Imagery in Operational Rainfall Monitoring in Developing Countries. *The Contribution of Space Observations to Water Resource Management, Pergamon Press, Oxford and New York*, 163-178.
- Barrett, E.C., 1979: The Use of Weather Satellite Data in the Evaluation of National Water Resources, with special reference to the Sultanate of Oman. *Space Research XIX, Pergamon Press, Oxford and New York*, 41-46.
- Barrett, E.C. and M. Lounis, 1979: Estimating and Monitoring Rainfall in North-West Africa. *Training Report, W/N4601, FAO, Rome*, 39 pp.
- Barrett, E.C., 1977: Mapping Rainfall from Conventional Data and Weather Satellite Imagery across Algeria, Libya, Morocco and Tunisia. *Consultant's Report, W/K4647, FAO, Rome*, 13 pp.

- Barrett, E.C., 1977: Rainfall Monitoring in the Region of the North-west African Desert Locust Commission. *Consultant's Report, W/K8207, FAO, Rome, 43 pp.*
- Barrett, E.C., 1977: The Assessment of Rainfall in North-eastern Oman through the Integration of Observations from Raingauges and Meteorological Satellites. *Consultant's Report, W/K629, FAO, Rome, 55 pp.*
- Barrett, E.C., 1976: Rainfall in Northern Sumatra : Verification of Rainfall Estimates. *Final Report, Supplement 1, Binnie and Partners (Consulting Engineers), London, 7 pp.*
- Barrett, E.C., 1975: Analysis of Image Data from Meteorological Satellites. *Processes in Physical and Human Geography ; Heinemann, London, 169-196.*
- Barrett, E.C., 1975: Rainfall in Northern Sumatra : Analyses of Conventional and Satellite Data for Implementation of the Krueng Baro-Krueng Ireue Irrigation Schemes. *Final Report, Binnie and Partners (Consulting Engineers), London, 50 pp.*
- Barrett, E.C., 1970: The Estimation of Monthly Rainfall from Satellite Data. *Mon. Wea. Rev., 98, 322-327.*
- Bellec, B., A. Marsouin, B. Brisson, P. Le Borgne, G. Sèze, and M. Desbois, 1992 : Operational cloud classification over Europe with Meteosat data. *Proceedings of the Central Symposium of the "International Space Year" Conference, Held in Munich, Germany, 30 March-4 April 1992 (ESA SP-314, July 1992).*
- Blackmer, R.H.J., 1975: Correlation of Clouds Brightness and Radiance with Precipitation Intensity. *Final Report on Contract N66314-74C-2350, Stanford Research Institute, Menlo Park, Cal., 121 pp.*

- Blackmer, R.H.J. and S.M. Serebreny, 1968: Analysis of Maritime Precipitation Using Radar Data and Satellite Clouds Photographs. *J. Appl. Meteor.*, **7**, 122-131.
- Bristol, C.L. and M.A. Ruzecki, 1960: TIROS 1 photographs of the Midwest Storm of April 1, 1960. *Mon. Wea. Rev.*, **88**, 315-326.
- Cherkirda, A.Z. and T.A. Yakovleva, 1967: The Use of Satellite Information on Outgoing Radiation for the Purpose of Determining Precipitation Zones. *Meteorol. Hydrol.*, **6**.
- Chervin, R.M. and L.M. Druyan, 1984 : The influence of ocean surface temperature gradient and continentality on the Walker Circulation. Part 1 : prescribed tropical changes. *Mon. Wea. Rev.*, **112**, 1510-1523.
- Conover, J.H., 1962: Cloud Interpretation from Satellite Altitudes. *Res. Note 81, Air Force Cambridge Research Laboratories, L. G. Hanscomb Field, Mass.*, 77 pp.
- Davis, P. and E.J. Wiegman, 1973: Application of Satellite Imagery to Estimates of Precipitation over Northwestern Montana. *Technical and Semiannual Report n°1, Stanford Research Institute, Menlo Park, Cal.*, 39 pp.
- Davis, P., E.J. Wiegman, and S.M. Serebreny, 1971: Estimation of Precipitation over Flathead Drainage Basin Using Meteorological Satellite Photographs. *Final Report on Contract 14-06-D-7047, Stanford Research Institute, Menlo Park, Cal.*
- Desbois, M. and G. Sèze, 1984 : Application of a clustering method for cloud cover analysis over tropical regions. *ECMWF workshop on cloud cover parametrization in numerical models, Novembre 1984. ECMWF report (August 1985)*, 263-282.

- Desbois, M., G. Sèze, and G. Szejwack, 1982 : Automatic Classification of Clouds on METEOSAT Imagery: Application to High-Level Clouds. *J. Appl. Meteor.*, **21**, 401-412.
- Desbois, M., T. Kayiranga, and B. Gnamien, 1989 : Diurne cycle of convective cloudiness over Tropical Africa observed from Meteosat : geographic characterization and interannual variations. *Annales Geophysicae*, **7**, 395-404.
- Diday, E. and J. C. Simon, 1976 : Clustering Analysis. In: K. S. Fu (Editor), *Digital Pattern Recognition*. Springer, Berlin, 47-94.
- Dittberner, G.J. and T.H. Vonder Haar, 1973: Large Scale Precipitation Estimates Using Satellite Data ; Application to the Indian Monsoon. *Arch. Met. Geoph. Biokl. Ser. B*, **21**, 317-334.
- Drouet, J.-L. and L. Cunin, 1993: Comparaison des Trois Méthodes d'Estimation des Pluies AGRHYMET, EPSAT, TAMSAT, au cours de la Saison 1993. *Atelier Estimation des Pluies par Satellite (Programme Agrhymet -Niamey, Niger)*, 147-161.
- Duvel, J.P., 1989 : Climatologie des fluctuations atmosphériques aux courtes échelles de temps : analyse satellitaire des variations diurnes et des modulations quasi-périodiques de la convection tropicale sur l'Afrique et l'Atlantique. *Thèse de Doctorat d'Etat de l'Université Paris 6*.
- Ebert, E., 1995: Results of the Algorithm Intercomparison Project 3 (AIP-3) of the Global Precipitation Climatology Project (GPCP) - *Published by the Bureau of Meteorology Research Centre - Melbourne - Australia* .
- Erickson, C.O. and L.F. Hubert, 1961: Identification of Clouds-Forms from TIROS I Pictures. *Meteorological Satellite Laboratory Report N° 7, US Weather Bureau*, 68 pp.

- Farki, B., D.Dagorne, B.Guillot, P.Le Borgne, and A.Marsouin, 1992 : Classification des nuages sur l'Afrique à l'aide de Meteosat 4. *Veille Climatique Satellitaire - Lannion*, **43**, 54-77.
- Ferraro, R.R., N.C. Grody, J.C. Alishouse, and G.F. Marks, 1992 : The calibration of an SSM/I scattering index for rain rate retrievals using RAPAP-II and Amedas Radar Data. *Paper presented at Sixth Conference on Meteorology and Oceanography, Am. Meteorol. Soc. , Atlanta, Ga.*
- Ferriday, J.G. and S.K. Avery, 1994: Passive Microwave Remote Sensing of Rainfall with SSM/I: Algorithm Development and Implementation. *J. Appl. Meteor.*, **33**, 1587-1596.
- Ferriday, J.G. and C. Kummerow, 1992: Estimating Instantaneous Horizontal Rainfall Variability from Space. *Proced. Specialist Meeting on Microwave Radiom. and Rem. Sens. Appl. , Boulder, CO, NOAA*, 284-288.
- Fiore Jr., J.V. and N.C. Grody, 1992: Classification of Snow Cover and Precipitation using SSM/I measurements: case studies. *Int. J. Remote Sens.*, **13**, n° 17, 3349-3361.
- Follansbee, W.A. and V.J. Oliver, 1975: A Comparaison of Infrared Imagery and Video Pictures in the Estimation of Daily Rainfall from Satellite Data. *NOAA Technical Memorandum NESS 62, Washington, D. C.*, 14 pp.
- Follansbee, W.A., 1973: Estimation of Average Daily Rainfall from Satellite Cloud Photographs. *NOAA Technical Memorandum NESS 62, Washington, D. C.*, 39 pp.
- Fritz, S. and J. Winston, 1962: Synoptic Use of Radiation Measurements from Satellite TIROS II. *Mon. Wea. Rev.*, **90**, 1-9.

- Fritz, S., 1961: Satellite Cloud Pictures of a Cyclone over the Atlantic Ocean. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **87**, 314-321.
- Fujibe, F., 1988 : Diurnal Variations of Precipitation and Thunderstorm Frequency in Japan in the Warm Season. *Papers in Meteorology and Geophysics*, **39**, 79-94.
- Gamache, J.F. and R.A. Houze Jr., 1983 : Water budget of a mesoscale convective system in the tropics. *J. Atmos. Sci.*, **41**, 113-120.
- Garcia, O., 1981: A Comparaison of two Satellite Rainfall Estimates for GATE. *J. Appl. Meteor.*, **20**.
- Gnamien-d'Almeida, B., 1990 : Etude des lignes de grains africaines par imagerie satellitaire. *Thèse de Doctorat de l'Université Paris 7*, 217pp.
- Golden, J.H., 1967: The Life Cycle of Convective Cloud Systems as Portrayed by Radar and TIROS Photographs. *Florida State University Technical Note N° 67-73*, 44 pp.
- Griffith, C.G., W.L. Woodley, P.G. Grube, D.W. Martin, J. Stout, and D.N. Sikdar, 1978 : Rain Estimation from Geosynchronous Satellite Imagery - Visible and Infrared Studies. *Mon. Wea. Rev.*, **106**, 1153-1171.
- Grody, N. C., 1991 : Classification of Snow Cover and Precipitation Using the Special Sensor Microwave Imager. *J. Geophys. Res.*, **96**, 7423-7435.
- Gruber, A., 1973: An Examination of Tropical Cloud Clusters Using Simultaneously Observed Brightness and High Resolution Infrared Data from Satellites. *NOAA Technical Memorandum NESS 50, Washington, D. C.*, 22 pp.

- Hastenrath, S., 1991 : Climate Dynamics of the Tropics. *Kluwer Academic Publishers*, 488 pp.
- Hawkins, R.S., 1964: Analysis and Interpretation of TIROS II Infrared Radiation Measurements. *J. Appl. Meteor.*, **3**, 564-572.
- Henderson-Seller, A., G. Sèze, F. Drake, and M. Desbois, 1983 : Surface-observed and satellite retrieved cloudiness compared for the 1983 ISCCP special study area in Europe. *J. Geophys. Res.*, **92**, 4019-4033.
- Hogg, W.D., 1990 : Comparison of some VIS/IR rainfall estimation techniques. *Fifth Conf. on Satellite Meteorology and Oceanography, London, England, Amer. Meteor. Soc.*, 287-291.
- Houze Jr., R.A. and E.N. Rappaport, 1984 : Air motions and precipitation structure of an early summer squall line over the eastern tropical Atlantic. *J. Atmos. Sci.*, **41**, 553-574.
- Hubert, P. and A. Toma, 1995: Etude Préliminaire des Cumuls de Pluie Sahéliens. *Atelier Estimation des Pluies par Satellite (Programme Agrhymet -Niamey, Niger)*, 175-191.
- Janicot, S., 1992: Spatio-temporal Variability of West African Rainfall. Part I : Regionalizations and Typings. *J. Climate*, **5**, n°5, 489-497.
- Janicot, S., 1990 : Variabilité des précipitations en Afrique de l'Ouest et circulations quasi-stationnaires durant une phase de transition climatique. *Thèse de Doctorat de l'Université Paris 6 - Première Partie (Synthèse)*, 178pp.

- Janowiak, J.E., 1992: Tropical Rainfall: A Comparison of Satellite-Derived Rainfall Estimates with Model Precipitation Forecasts, Climatologies and Observations. *Mon. Wea. Rev.*, **120**, 448-462.
- Jobard, I. and M. Desbois, 1994 : Satellite estimation of the tropical precipitation using the Meteosat and SSM/I data. *Atmos. Res.*, **34**, 285-298.
- Jobard, I. and M. Desbois, 1992 : A Method Combining Infrared and Microwave Satellite Radiances for the Estimation of the Tropical Rain. *Preprints, Conf. Satellite Meteorology and Oceanography, Atlanta, Ga. , Am. Meteorol. Soc. , Boston*, 2683-2700.
- Jones, J.B., 1961: A Western Atlantic Vortex seen by TIROS 1. *Mon. Wea. Rev.*, **89**, 383-390.
- Katsaros, K.B., H. Zhao, J. Mileta, and Y. Quilfen, 1992: Monitoring Severe Storms by Passive and Active Satellite Sensors in the Microwave Frequency Range. *ICSU/WMO International Symposium on Tropical Cyclone Disasters, China*.
- Kikuchi, K., N. Horie, T. Harimaya, and T. Konno, 1988: Orographic rainfall events in the Orofure mountain range in Hokkaido, Japan. *J. Meteor. Soc. Japan*, **66**, 125-139.
- Kilonsky, B.J. and C.S. Ramage, 1976: A Technique for Estimating Tropical Open-Ocean Rainfall from Satellite Observations. *J. Appl. Meteor.*, **15**, 972-975.
- King, P.W.S., W.D. Hogg, and P.A. Arkin, 1995 : The Role of Visible Data in Improving Satellite Rain-Rate Estimates. *J. Appl. Meteor.*, **34**, 1608-1621.

- Kummerow, C., I.M. Hakkarinen, H.F. Pierce, and J.A. Weinman, 1991: Determination of Precipitation Profiles from Airborne Passive Microwave Radiometric Measurements. *J. Atmos. Ocean. Techn.*, **8**, 148-158.
- Kummerow, C., 1990: Rain and Rain Systems Structure from SSM/I Measurements. *Fifth Conf. on Satellite Meteorology and Oceanography, London, England, Amer. Meteor. Soc.*, 241-246.
- Lau, K.M. and P.H. Chan, 1983: Short-term Climate Variability and Atmospheric Teleconnections from Satellite-Observed Outgoing Longwave Radiation. I : Simultaneous Relationships. *J. Atmos. Sci.*, **40**, 2735-2750.
- Lau, K.M. and P.H. Chan, 1983: Short-term Climate Variability and Atmospheric Teleconnections from Satellite-Observed Outgoing Longwave Radiation. II : Lagged Correlations. *J. Atmos. Sci.*, **40**, 2751-2767.
- Laurent, H., 1995: Validation des Estimations de Précipitation à Grande Echelle. *Atelier Estimation des Pluies par Satellite (Programme Agrhymet -Niamey, Niger)*, (sous-presse).
- Laurent, H. and Y. Arnaud, 1993: Evaluation d'Estimations de Pluie par Satellite sur l'Afrique de l'Ouest. *Atelier Estimation des Pluies par Satellite (Programme Agrhymet -Niamey, Niger)*, 140-146.
- Lebart, L., A.Morineau, and J.-P.Fénelon, 1982 : Traitement des données statistiques. *Ed. Dunod*, 510pp.
- Lebel, T., J. Lecocq, F. Cazenave, J.-D. Taupin, M. Greard, and L. LeBarbé, 1995: Vers une Meilleure Compréhension des Fluctuations Pluviométriques au Sahel : L'expérience Epsat-Niger. *Rapport Quadriennal du Comité Nat. Français de Géodésie et Géophysique*, 225-236.

- Lebel, T., J.-D. Taupin, and N. D'Amato, 1995: Rainfall Monitoring during HAPEX-Sahel : 1. General Rainfall Conditions and Climatology. *J. Hydrology (soumis)*.
- Lebel, T. and L. LeBarbé, 1995: Rainfall Monitoring during HAPEX-Sahel : 2. Point and Areal Estimation at the Event and Seasonal Scales. *J. Hydrology (soumis)*.
- Lebel, T., H. Sauvageot, M. Hoepffner, M. Desbois, B. Guillot, and P. Hubert, 1992 : Rainfall Estimation in the Sahel: the EPSAT-NIGER experiment. *Hydrol. Sci. J. Sci. Hydrol.*, **37 (3)**, 201-215.
- Lee, T.H., J.E. Janowiak, and P.A. Arkin, 1991: Atlas of Products from the Algorithm Intercomparison Project 1 (AIP1) - *Published by the University Corporation for Atmospheric Research*, 131pp .
- Lethbridge, M., 1967: Precipitation Probability and Satellite Radiation Data. *Mon. Wea. Rev.*, **95**, 487-490.
- Liberti, G.L., 1994 : Review of the SSM/I-based algorithms submitted for the GPCP-AIP/2. *Communication Personnelle*.
- Liu, G. and J.A. Curry, 1992: Retrieval of Precipitation from Satellite Microwave Measurement Using Both Emission and Scattering. *J. Geophys. Res.*, **97, n° D9**, 9959-9974.
- Lovejoy, S. and G.L. Austin, 1979 : The Delineation of Rain Areas from Visible and IR Satellite Data for GATE and mid-latitudes. *Atmos. Ocean*, **17**, 77-92.
- Lovejoy, S. and G.L. Austin, 1979: The Sources of Error in Rain Amount Estimating Schemes for GOES Visible and IR Satellite Data. *Mon. Wea. Rev.*, **107**, 1048-1054.

- Martin, D.W. and W.D. Scherer, 1973 : A Review of Satellite Rainfall Estimations Methods. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **54**, 661-674.
- McConnell, A. and R.N. Gerald, 1987: Sampling Errors in Satellite Estimates of Tropical Rain. *J. Geophys. Res.*, **92**, n° D8, 9567-9570.
- Morrissey, M.L. and Y. Wang, 1995: Verifying Satellite Microwave Rainfall Estimates over the Open Ocean. *J. Appl. Meteor.*, **34**, 794-804.
- Mower, R.N., G.L. Austin, A.K. Betts, C. Gautier, R. Grossman, J. Kelley, 1979: A Case Study of GATE Convective Activity. *Atmos. Ocean*, **17**, 46-59.
- Nagle, R.E. and S.M. Serebreny, 1962: Radar Precipitation Echo and Satellite Cloud Observations of a Maritime Cyclone. *J. Appl. Meteor.*, **1**, 279-295.
- Negri, A.J. and R.F. Adler, 1993: An Intercomparison of Three Satellite Infrared Rainfall Techniques over Japan and Surrounding Waters. *J. Appl. Meteor.*, **32**, 357-373.
- Negri, A.J. and R.F. Adler, 1990: A Combined Microwave/Infrared Algorithm for Estimating Rainfall During the GPCP. *Fifth Conf. on Satellite Meteorology and Oceanography, London, England, Amer. Meteor. Soc.*, 303-308.
- Negri, A.J., R.F. Adler, and P.J. Wetzel, 1984 : Rain Estimates from Satellites: An Examination of the Griffith-Woodley Technique. *J. Climate Appl. Meteor.*, **23**, 102-116.
- Newell, R.E., 1979 : Climate and the ocean. *Amer. Sci.*, **67**, 405-416.

- Ninomiya, K. and H. Mizuno, 1987 : Variations of Baiu Precipitation over Japan in 1951-1980 and Large-scale Characteristics of Wet and Dry Baiu. *J. Met. Soc. Japan*, **65**, n°1, 115-127.
- Norquist, D.C., E.E. Recker, and R. Reed, 1977 : The Energetics of African Wave Disturbance as Observed during Phase III of Gate. *Mon. Wea. Rev.*, **105**, 334-342.
- Olson, W.S., 1989: Physical Retrieval of Rainfall Rates over the Ocean by Multispectral Microwave Radiometry: Application to Tropical Cyclones. *J. Geophys. Res.*, **94**, n° D2, 2267-2280.
- Payne, S.W. and M.M. MacGary, 1977: The relationship of satellite inferred Convective activity to easterly Waves over West-Africa and the Adjacent ocean during Phase III of GATE. *Mon. Wea. Rev.*, **105**, 413-420.
- Peters, M. and G. Tetzlaff, 1988 : A composite study of early summer squall lines and their environment over west Africa. *Meteorol. Atmos. Phys.*, **38**, 153-163.
- Petty, G.W. and K.B. Katsaros, 1990 : Precipitation Observed Over the South China Sea by the Nimbus-7 Scanning Multichannel Microwave Radiometer during Winter MONEX. *J. Appl. Meteor.*, **29**, 273-287.
- Picon, L., 1991 : Utilisation de l'imagerie METEOSAT pour l'étude des variations à court terme du climat africain. *Thèse de Doctorat d'Etat de l'Université Paris 6*, 210pp.
- Radok, U., 1966: An Appraisal of TIROS III Radiation Data from Southeast Asia. *Atmospheric Science Paper N° 102, Colorado State University, Fort Collins*, 37 pp.
- Raffaëlli, J. L., 1995 : Analyse de la couverture nuageuse de haute altitude à partir de l'imagerie satellite. *Thèse de Doctorat, Université Denis Diderot (Paris VII)*, 283 pp.

- Rainbird, A.F., 1969: Some Potentials Applications of Meteorological Satellites in Flood Forecasting. *Hydrological Forecasting, Proceedings of the WMO-UNESCO Symposium on Hydrological Forecasting, Australia, Technical Note N° 92, WMO N° 228, TP 122, 73-80.*
- Redelsperger, J.-L., 1992: Les Lignes de Grains Tropicales. *Les Climats Subtropicaux et Leur Evolution - CNES, 233-259.*
- Reynolds, D.W., T.B. McKee, and K.S. Danielson, 1978: Effects of Cloud Size and Cloud Particles on Satellite-Observed Reflected Brightness. *J. Atmos. Sci.*, **35**, 160-164.
- Richards, F. and P.A. Arkin, 1981 : On the Relationship between Satellite-Observed Cloud Cover and Precipitation. *Mon. Wea. Rev.*, **109**, 1081-1093.
- Riehl, H., 1979: Climate and Weather in the Tropics. *Academic Press Inc. (London) LTD.*
- Roux, F., 1987: Les lignes de grains de COPT 81 : Environnement, Précipitations, Cinématique et Thermodynamique. *Thèse de Doctorat d'Etat de l'Université Paris 7, 368pp.*
- Scherer, W.D. and M.D. Hudlow, 1971: A Technique for Assessing Probable Distributions of Tropical Precipitation Echo Lengths for X-Band Radar from Nimbus-3 HRIR Data. *BOMEX Bull. N° 10, 63-68.*
- Sèze, G. and M.Desbois, 1987 : Cloud cover analysis from satellite imagery using spatial and temporal characteristics of the data. *J. Climate Appl. Meteor.*, **26**, 287-303.

- Simier, M., 1994 : Méthodes de Classification Automatique. *Séminaires de Statistique - Cellule de Biométrie - ORSTOM - Communication Personnelle.*
- Spencer, R.W., 1986 : A Sattelite Passive 37 GHz Scattering Based Method for Measuring Oceanic Rain Rates. *J. Climate Appl. Meteor.*, **25**, 754-766.
- Spencer, R.W., H.M. Goodman, and R.E. Hood, 1989 : Precipitation Retrieval over Land and Ocean with SSM/I: Identification and Characteristics of the Scattering Signal. *J. Atmos. Oceanic Techn.*, **6**, 254-273.
- Stout, J., D.W. Martin, and D.N. Sikdar, 1979 : Estimating GATE Rainfall with Geosynchronous Satellite Images. *Mon. Wea. Rev.*, **107**, 585-598.
- Stold, N.W. and P.J. Havanac, 1973: Compendium of Meteorological Satellites and Instrumentation. *NSSDC 73-02, NASA Goddard Space Flight Center, Greenbelt, MD*, 455 pp.
- Takeda, T. and K. Takase, 1980 : Radar Observation of Rainfall System Modified by Orographic Effects. *J. Met. Soc. Japan*, **58**, n°6, 500-515.
- Takeda, T., N. Moriyama, and Y. Iwasaka, 1976 : A Case Study of Heavy Rain in Owase Area. *J. Met. Soc. Japan*, **54**, n°1, 32-41.
- Tao, W.K. and J. Simpson, 1989: Modeling Study of a Tropical Squall-type Convective Line. *J. Atmos. Sci.*, **46**, 177-202.
- Tao, W.K. and S.-T. Soong, 1986: The Study of the Response of Deep Tropical Clouds to Mesoscale Processes : Three-Dimensional Numerical Experiments. *J. Atmos. Sci.*, **43**, 2653-2676.
- Tapsoba, D., 1995 - *Communication Personnelle.*

- Taupin, J.-D. and T. Lebel, 1993: Estimations des Précipitations en Zone Sahélienne : l'expérience EPSAT-NIGER, une vérité sol adaptée. *Atelier Estimation des Pluies par Satellite (Programme Agrhymet -Niamey, Niger)*, 18-31.
- Theon, J., 1973: A Multispectral View of the Gulf of Mexico from Nimbus 5. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **54**, 934-937.
- Timchalk, A. and L.F. Hubert, 1961: Satellite Pictures and Meteorological Analyses of a Developing Low in the Central United States. *Mon. Wea. Rev.*, **89**, 429-445.
- Timouk, F., 1993: Validation Comparée des Méthodes d'Estimation de Pluie Epsat et Tamsat durant les décades de l'hivernage 1989. *Atelier Estimation des Pluies par Satellite (Programme Agrhymet -Niamey, Niger)*, 135-139.
- Touré, A., H. George, and N.D. Ndiaye, 1993: Estimations des Pluies au Sénégal par la méthodologie Tamsat : bilan provisoire des résultats de quatre années d'applications. *Atelier Estimation des Pluies par Satellite (Programme Agrhymet - Niamey, Niger)*, 127-134.
- Weng, F., R.R. Ferraro, and N.C. Grody, 1994 : Global precipitation estimations using Defense Meteorological Satellite Program F10 and F11 special sensor microwave imager data. *J. Geophys. Res.*, **99**, 14493-14502.
- Wentz, F.J., 1988: User's Manual SSM/I Antenna Temperature Tapes. *Remote Sensing Systems Technical Report 032588*.
- Wexler, H., 1954: Observing the Weather from a Satellite Vehicle. *J. Brit. Interplanetary Soc.*, **13**, 269-276.
- Whitney Jr., L.F. and S. Fritz, 1961: A Tornado Producing Cloud Pattern Seen from TIROS I. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **42**, 603-614.

- Widger, W.K., 1964 : A Synthesis of Interpretations of Extratropical Vortex Patterns as seen by TIROS. *Mon. Wea. Rev.*, **92**, 263-282.
- Widger Jr., W.K. and C.N. Touart, 1957: Utilization of Satellite Observations in Weather Analysis and Forecasting. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **38**, 521-533.
- Wilheit, T.T., A.T.C. Chang, and L.S. Chiu, 1991: Retrieval of Monthly Rainfall Indices from Microwave Radiometric Measurements Using Probability Distribution Functions. *J. Atmos. Ocean. Techn.*, **8**, 118-136.
- Wilheit, T.T., A.T.C. Chang, M.S.V. Rao, E.B. Rodgers, and J.S. Theon, 1977 : A Satellite Technique for Quantitative Mapping Rainfall Rates over the Oceans. *J. Appl. Meteor.*, **16**, 551-560.
- Wu, R. and J.A. Weinman, 1984: Microwave Radiances from Precipitating Clouds Containing Aspherical Ice, Combined Phase, and Liquid Hydrometeors. *J. Geophys. Res.*, **89**, 7170-7178.
- Zipser, E.J. and N.E. La Seur, 1965: The Distribution and Depth of Convective Clouds over the Tropical Atlantic Ocean, Determined from Meteorological Satellite and other Data. *Final Report to National Envir. Satel. Center, Dep. of Meteorology, Florida State University Technical Note N° 67-73*, 96 pp.

## RESUME

Ce travail propose l'analyse d'une méthode d'estimation des précipitations par satellite, la méthode RACC (Rain and Cloud Classification), qui permet de combiner la bonne résolution spatio-temporelle des images Infrarouges fournies par les satellites géostationnaires, à l'information physique contenue dans les données Microondes. Cette méthode utilise une technique de classification automatique fondée sur un algorithme des nuées dynamiques. Plusieurs paramètres de cette technique sont testés et les critères déterminant le choix de la meilleure classification ont été examinés. Les études développées dans ce travail ont permis d'analyser l'applicabilité de la méthode RACC sur deux régions climatiques différentes, la première étant une zone océanique tempérée et la deuxième étant une zone tropicale continentale. Par rapport à d'autres méthodes, les résultats obtenus avec la méthode RACC montrent une nette amélioration de l'estimation des précipitations cumulées, surtout pour des périodes courtes (une heure ou une journée) et pour les précipitations frontales. Les principales difficultés de la Méthode RACC sont analysées et on discute les possibilités d'évolution pour les méthodes combinant différentes types de données.

*MOTS CLES : Satellites Météorologiques, Nuées Dynamiques, Estimation des Précipitations, Combinaison Infrarouge/Microonde, Télédétection.*