



THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par l'Université Toulouse III - Paul Sabatier
Discipline ou spécialité : Physique de l'Atmosphère

Présentée et soutenue par **Cheikh Abdoulahat DIOP**
Le 23 octobre 2012

Titre : La structure multimodale de la distribution de probabilité de la réflectivité radar des précipitations

JURY

M. CHAUZY Serge, Professeur Université de Toulouse	Président
M. RIEDI Jérôme, Professeur Université Lille 1	Rapporteur
M. CAUTENET Guy, Professeur émérite Université Clermont-Ferrand	Rapporteur
M. TENORIO Ricardo Sarmiento, Professeur Université Fédérale d'Alagoas	Rapporteur
M. SAUVAGEOT Henri, Physicien émérite OMP	Directeur de thèse
M. MESNARD Frédéric, Maître de Conférences IUT de Tarbes	Directeur de thèse
M. PUJOL Olivier, Maître de Conférences Université Lille 1	Examineur

Ecole doctorale : SDU2E

Unité de recherche : Laboratoire d'Aérodynamique UMR 5560 CNRS/UPS
Directeurs de Thèse : M. SAUVAGEOT Henri et M. MESNARD Frédéric

REMERCIEMENTS

En 2007, alors que Henri Sauvageot nous faisait le cours de télédétection, je lui ai posé la question suivante : comment faire pour devenir un expert en télédétection ? Il m'a répondu qu'il faudrait faire une thèse. Voilà que, quelques mois plus tard, il a accepté de m'encadrer en thèse avec la co-direction de Frédéric Mesnard.

Tout d'abord, je tiens donc à remercier mes directeurs de thèse qui n'ont ménagé aucun effort pour m'encadrer dans les meilleures conditions possibles. Je les remercie également pour leur disponibilité permanente et leur amitié.

Je suis reconnaissant à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'aboutissement de cette thèse :

Le CNRS qui a financé ma thèse et le Laboratoire d'Aérodynamique avec Frank Roux à la direction, qui m'a accueilli et m'a soutenu matériellement

La NOAA/National Weather Service pour avoir gratuitement mis à la disposition des chercheurs les données radar d'excellente qualité du réseau américain Nexrad que j'ai utilisées pour mener cette étude.

Tous les membres du jury de ma soutenance de thèse : Serge Chauzy d'avoir présidé le jury de ma soutenance de thèse, Guy Cautenet, Ricardo Sarmento Tenorio et Jérôme Riedi d'avoir bien voulu accepter d'être les rapporteurs de ma thèse, Olivier Pujol pour son soutien moral et d'avoir accepté d'être membre du jury de ma soutenance

Tous les doctorants du Laboratoire d'Aérodynamique dont certains ont maintenant soutenu leur thèse : Thierno, Florian, Simon, Pierre, Susana, Eric, Cheikh,...

Tout le personnel du Centre de Recherches Atmosphériques de Campistrous : Marcel, Jean-Bernard, Yannick, Solène,...

Toutes les personnes de l'OMP de Tarbes où j'ai préparé mon doctorat, pour leur soutien moral, leur gentillesse, les moments agréables passés avec eux : Francis Beigbeder et Natalia, Eugène, Michel, Rémi, Philippe Ambert, Philippe Beau, Martine, Thierry, Prazères, Sylvie Cieutat, Sylvie Bro-Nogué, Herminia, René, Francis Lacassagne, Bala, Herminia, Richard, Patrick, Cyril, Christophe, Frank, Laurent, Fabienne, Jean Marc, Guillaume, Marie Pierre, Philippe Mathias, Danièle, Jean Paul, Nathalie,...

Le personnel du Département GEII de l'IUT de Tarbes (où j'ai enseigné pendant trois ans) pour leur sympathie : Benoît, Frédéric, Marie Françoise, Pierre, Jean Yves, Jean Luc, Stéphane, Fabien,...

Tout le personnel du LPAO-SF de Dakar avec Amadou Thierno Gaye à la direction, où j'ai préparé mon Master 2 et où j'ai été initié à la recherche

Tous mes amis du Laboratoire de Génie de Production de l'ENI de Tarbes : Babacar, Hassen, Adrien, Aliou, Andrei, Malick, Hicham, ... pour leur gentillesse, les sorties et les matches de foot du samedi

Toute ma famille à qui je dédicace cette thèse : mon père, ma mère, mes frères et sœurs, feu Tante Néné, mes neveux et nièces, mes cousins et cousines, Coumba « mamibelle » pour sa patience

Bouso, Ousmane, Mara, Kéwé, Habib, Marième, Khadim, Sylvie, Fatim, Ndeyna, El Hadj Mohamed, Baye Dame, Mame Diarra, Ibrahima, Baye Medoune, Seynabou, Bathie, Bb Fatma, Adja, Tapha, Mame Ballé, Mohamed, Moustapha SD, Ibrahima Diop,...

Mon cousin et grand ami Ngagne, Ibou Sène, Fatou Ndoye, Fatou Seck, Bathie Ndiougue, Amdy Thiam, Fama Gueye, Nafi, Abdoulaye Ndiaye (Beukk), Moussa Gueye, Seyni Salack, Lamine Mbaye, Baba Camara,...

A mon père et ma mère

Résumé

Un ensemble de données radar collectées sur divers sites du réseau américain de radars bande S, Nexrad (Next Generation Weather Radar), est utilisé pour analyser la fonction de distribution de probabilité (fdp) du facteur de réflectivité radar (Z) des précipitations, soit $P(Z)$. Nous avons étudié et comparé divers types de systèmes précipitants : 1) orages grêlifères sur le site continental de Little Rock (Arkansas), 2) convection péninsulaire et côtière à Miami (Floride), 3) convection côtière et transition terre/mer à Brownsville (Texas), 4) convection maritime tropicale à Hawaii, 5) convection maritime des latitudes moyennes à Eureka (Californie), 6) neige associée aux systèmes frontaux continentaux d'hiver à New York City (New York) et 7) neige à Middleton Island (Alaska), une zone maritime des hautes latitudes.

On montre que chaque type de système précipitant a une signature spécifique au niveau de la forme de $P(Z)$. La distribution $P(Z)$ a une forme complexe. Nous montrons qu'il s'agit d'un mélange de plusieurs composantes gaussiennes, chacune étant attribuable à un type de précipitation. Avec l'algorithme EM (Expectation Maximisation) de Dempster et al. 1977, basé sur la méthode du maximum de vraisemblance, on décompose la fdp des systèmes précipitants en quatre composantes : 1) le nuage et les précipitations de très faible intensité ou drizzle, 2) les précipitations stratiformes, 3) les précipitations convectives et 4) la grêle. Chaque composante est représentée par une gaussienne définie par sa moyenne, sa variance et la proportion de l'aire qu'elle occupe dans le mélange. On a mis en évidence l'absence de composante grêle dans les $P(Z)$ des cas de systèmes convectifs maritimes et côtiers. Les chutes de neige correspondent à des distributions $P(Z)$ plus régulières. La présence de plusieurs composantes dans $P(Z)$ est liée à des différences dans la dynamique et la microphysique propres à chaque composante. Une combinaison linéaire des différentes composantes gaussiennes a permis d'obtenir un très bon ajustement de $P(Z)$.

Nous présentons ensuite une application des résultats de la décomposition de $P(Z)$. Nous avons isolé chaque composante, et pour chacune d'elles, la distribution de réflectivité est convertie en une distribution d'intensité de précipitation (R), soit $P(R)$ ayant comme paramètres μ_R et σ_R^2 qui sont respectivement la moyenne et la variance. On montre, sur le le graphe (μ_R, σ_R^2) , que chaque composante occupe une région spécifique, suggérant ainsi que les types de précipitation identifiés constituent des populations distinctes. Par exemple, la position des points représentatifs de la neige montre que cette dernière est statistiquement différente de la pluie. Le coefficient de variation de $P(R)$, $CV_R = \sigma_R/\mu_R$ est constant pour chaque type de précipitation. Ce résultat implique que la connaissance de CV_R et la mesure de l'un des paramètres de $P(R)$ permet de déterminer l'autre et de définir la distribution de l'intensité de précipitation pour chaque composante. L'influence des coefficients a et b de la relation $Z = aR^b$ sur $P(R)$ a été également discutée.

Mots clés : Fonction de densité de probabilité de la réflectivité radar et de l'intensité de précipitation, relation Z-R, réseau Nexrad, convection, différence terre/mer, détection de la grêle par le radar, chutes de neige, algorithme EM (Expectation Maximisation), maximum de vraisemblance, mélange de gaussiennes.

Abstract

A set of radar data gathered over various sites of the US Nexrad (Next Generation Weather Radar) S band radar network is used to analyse the probability distribution function (pdf) of the radar reflectivity factor (Z) of precipitation, $P(Z)$. Various storm types are studied and a comparison between them is made: 1) hailstorms at the continental site of Little Rock (Arkansas), 2) peninsular and coastal convection at Miami (Florida), 3) coastal convection and land/sea transition at Brownsville (Texas), 4) tropical maritime convection at Hawaii, 5) midlatitude maritime convection at Eureka (California), 6) snowstorms from winter frontal continental systems at New York City (New York), and 7) high latitude maritime snowstorms at Middleton Island (Alaska).

Each storm type has a specific $P(Z)$ signature with a complex shape. It is shown that $P(Z)$ is a mixture of Gaussian components, each of them being attributable to a precipitation type. Using the EM (Expectation Maximisation) algorithm of Dempster et al. 1977, based on the maximum likelihood method, four main components are categorized in hailstorms: 1) cloud and precipitation of very low intensity or drizzle, 2) stratiform precipitation, 3) convective precipitation, and 4) hail. Each component is described by the fraction of area occupied inside $P(Z)$ and by the two Gaussian parameters, mean and variance. The absence of hail component in maritime and coastal storms is highlighted. For snowstorms, $P(Z)$ has a more regular shape. The presence of several components in $P(Z)$ is linked to some differences in the dynamics and microphysics of each precipitation type. The retrieval of the mixed distribution by a linear combination of the Gaussian components gives a very satisfactory $P(Z)$ fitting.

An application of the results of the split-up of $P(Z)$ is then presented. Cloud, rain, and hail components have been isolated and each corresponding $P(Z)$ is converted into a probability distribution of rain rate $P(R)$ which parameters are μ_R and σ_R^2 , respectively mean and variance. It is shown on the graph (μ_R, σ_R^2) that each precipitation type occupies a specific area. This suggests that the identified components are distinct. For example, the location of snowstorms representative points indicates that snow is statistically different from rain. The $P(R)$ variation coefficient, $CV_R = \sigma_R/\mu_R$ is constant for each precipitation type. This result implies that knowing CV_R and measuring only one of the $P(R)$ parameters enable to determine the other one and to define the rain rate probability distribution. The influence of the coefficients a and b of the relation $Z = aR^b$ on $P(R)$ is also discussed.

Keywords: Probability density function of precipitation radar reflectivity and intensity, Z-R relation, Nexrad network, convection, land/sea difference, hail detection with radar, snowstorms, EM (Expectation Maximisation) algorithm, maximum likelihood method, Gaussian mixture.

Table des figures

2.1	Carte des Etats-Unis et localisation des sites radar de l'étude. Source : Encyclopedia Britannica	10
2.2	Exemple de construction d'un CAPPI à 3 km d'altitude (en noir, trait épais). Les courbes en rouge représentent la position du faisceau aux différentes valeurs d'angles d'élévation. Le graphique est présenté pour une Terre plate. Source : www.novaweather.net	10
3.1	Paramètres de la distribution climatique de la réflectivité radar (Z) à Little Rock en faisant le cumul successif du nombre de pixels depuis le 1 ^{er} avril jusqu'au 31 mai 2007 : a) évolution de la moyenne en fonction du nombre de pixels ; b) évolution de la variance en fonction du nombre de pixels. Les valeurs de Z sont en mm^6/m^3	24
3.2	Distribution de réflectivité radar $P(Z)$ à Little Rock en faisant le cumul successif du nombre de pixels depuis le 1 ^{er} avril jusqu'au 31 mai 2007.	25
3.3	Idem que figure 3.1, pour le site de New York. Le calcul est fait sur une sélection 15 journées d'évènements neigeux.	26
3.4	Idem que figure 3.2, pour le site de New York. Le calcul est fait avec 15 journées d'évènements neigeux.	27
3.5	CAPPI représentatif (gauche) et $P(Z)$ (droite) pour chacun des 6 cas d'orages de grêle à Little Rock. Le numéro du cas est indiqué sur la figure de droite.	37
3.4	Suite.	38
3.5	Idem que figure 3.5, pour les 3 cas de convection péninsulaire à Miami.	39

3.4	Suite : cas de convection côtière à Miami.	40
3.5	Idem que figure 3.5, pour les 2 cas de convection côtière et de transition terre/mer à Brownsville.	40
3.6	Idem que figure 3.5, pour les 6 cas de Hawaii.	41
3.5	Suite.	42
3.6	Idem que figure 3.5, pour les 3 cas d'Eureka.	43
3.7	Idem que figure 3.5, pour les 9 cas de chute de neige à New York City.	44
3.6	Suite.	45
3.5	Suite et fin.	46
3.6	Idem que figure 3.5, pour les 4 cas de Middleton Island	47
3.5	Suite.	48
3.6	Exemples de $P(Z)$ ajustées avec une gaussienne.	49
4.1	Décomposition en 3 composantes de la distribution de la figure 3.5l en utilisant l'algorithme EM. La légende indique les types de précipitations associés aux différentes composantes	57
4.2	Ajustement de la distribution de réflectivité avec le modèle de mélange de 3 gaussiennes, estimé avec l'algorithme EM. $P(Z)$ représente la distribution empirique et $P(Z)_m$ est la distribution modélisée.	58
4.3	Décomposition en 4 composantes de la distribution de la figure 1 en utilisant l'algorithme EM. La légende indique les types de précipitations associés aux différentes composantes	59
4.4	Ajustement de la distribution de réflectivité avec le modèle de mélange de gaussiennes, estimé avec l'algorithme EM. $P(Z)$ représente la distribution empirique et $P(Z)_m$ est la distribution modélisée.	60
5.1	Décomposition des distributions $P(Z)$ de la figure 3.6 en utilisant l'algorithme EM. La légende de la figure de gauche indique les types de précipitation identifiés. La courbe de droite est un ajustement de $P(Z)$ par une combinaison linéaires des composante en utilisant l'équation (4.2).	72
5.0	Suite.	73

5.1	Idem que figure 5.1, pour les distributions $P(Z)$ de la figure 3.7	74
5.0	Suite.	75
5.1	Idem que figure 5.1, pour les distributions $P(Z)$ de la figure 3.8	75
5.2	Idem que figure 5.1, pour les distributions $P(Z)$ de la figure 3.9	76
5.1	Suite.	77
5.2	Idem que figure 5.1, pour les distributions $P(Z)$ de la figure 3.10	78
5.3	Décomposition des distributions $P(Z)$ de la figure 3.10 en utilisant l'algorithme EM. La courbe de droite est un ajustement de $P(Z)$ par une combinaison linéaires des composantes en utilisant l'équation (4.2). 79	79
5.2	Suite.	80
5.1	Suite.	81
5.2	Décomposition des distributions $P(Z)$ de la figure 3.11 en utilisant l'algorithme EM. La courbe de droite est un ajustement de $P(Z)$ par une combinaison linéaires des composantes en utilisant l'équation (4.2). 82	82
5.1	Suite.	83
6.1	Exemple de modélisation des $P(Z)$ des types de précipitation (cas 6) : $P(Z)$ correspondant au nuage, à la pluie (pluie stratiforme+pluie convective) et à la grêle.	86
6.2	Fonction de densité de probabilité de l'intensité de précipitation $P(R)$ obtenue par conversion de Z en R pour les 6 cas de Little Rock. Les composantes pluie stratiforme et pluie convective sont regroupées pour former une seule composante : la composante pluie. Les distribu- tions $P(R)$ équivalentes du nuage et de la grêle sont aussi représentées. 92	92
6.3	Idem que figure 6.2, pour les 4 cas de Miami.	93
6.4	Idem que figure 6.2, pour les 2 cas de Brownsville.	93
6.5	Idem que figure 6.2, pour les 6 cas de Hawaii.	94
6.6	Idem que figure 6.2, pour les 3 cas d'Eureka.	95
6.7	Distributions $P(R)$ des cas de neige à New York City. $P(Z)$ est direc- tement convertie en $P(R)$	96
6.6	Suite.	97

6.7 Idem que figure 6.7, pour les cas de neige à Middleton Island. 98

6.8 Influence du paramètre a de la relation Z-R ($Z = aR^b$) sur P(R) : (a) effet de la variation de a sur la forme de P(R); (b) graphe (μ_R, σ_R^2) et effet de la variation de a sur la régression 104

6.9 Même que figure 6.8, mais en faisant varier b dans $Z = aR^b$ 105

6.10 Graphe (μ_R, σ_R^2) : (a) la droite noire est la droite de régression obtenue dans cette étude pour P(R) de la composante pluie, elle est comparée au résultat de Sauvageot (1994) (droite bleue). Les points correspondant aux composantes nuage et grêle, et au spectre entier; (b) même chose que (a), elle est séparée de (a) pour éviter la surcharge de la figure. On remarque la déviation par rapport aux droites de régression des points représentatifs de la neige. 106

Liste des tableaux

2.1	Caractéristiques des radars du réseau Nexrad	9
2.2	Description des données	11
3.2	Paramètres de $P(Z)$ des différent cas : moyenne μ_Z , variance μ_Z , <i>Skewness</i> γ_1 et <i>Kurtosis</i> γ_2	50
5.1	Paramètres des composantes gaussiennes	65
6.1	Paramètres des fdp de l'intensité de précipitation $P(R)$	90
6.2	Effet des coefficients a et b de la relation Z-R sur $P(R)$ et sur les paramètres de la régression	103
6.3	Paramètres de la régression linéaire	103
6.4	Paramètres de $P(R)$ déterminés à partir de ceux de $P(Z)$: réel = conversion directe de $P(Z)$ en $P(R)$ en utilisant une relation Z-R puis calcul de μ_R et σ_R^2 ; lognormale = calcul de μ_R et σ_R^2 avec les relations (6.4) - (6.7); 2, 3, 4 composantes = décomposition de $P(Z)$ en 2, 3, 4 composantes puis calcul de μ_R et σ_R^2 avec les relations (6.8) - (6.15).	111
6.5	Coefficient de variation CV_R de $P(R)$ calculé avec les valeurs du tableau 6.4	113

Sommaire

1	Introduction	1
2	Données et zones d'étude	7
2.1	Données de réflectivité radar et sites d'observation	7
2.2	Climat des sites	13
2.2.1	Climat de Little Rock	13
2.2.2	Climat de Miami	13
2.2.3	Climat de Brownsville	14
2.2.4	Climat de Hawaii	16
2.2.5	Climat d'Eureka	17
2.2.6	Climat de New York City	18
2.2.7	Climat de Middleton Island	19
3	Distribution de la réflectivité radar	21
3.1	Limite climatologique de la distribution de la réflectivité radar	21
3.1.1	Etude de la $P(Z)$ climatique à Little Rock	21
3.1.2	Etude de la $P(Z)$ climatique de la neige à New York	22
3.2	Analyse des différents cas d'étude	27
3.2.1	Les orages de grêle observés sur le site continental de Little Rock	27
3.2.2	Convection sur la Floride	28
3.2.3	Convection sur le site côtier de Brownsville	29
3.2.4	Convection maritime à Hawaii	30
3.2.5	Convection maritime à Eureka	31

3.2.6	Cas de neige à New York City et à Middleton Island	31
3.3	Paramètres de la distribution de la réflectivité radar	32
3.4	Justification physique des composantes de la distribution de la réflectivité radar	34
3.4.1	Formation de la drizzle	34
3.4.2	Formation des précipitations stratiformes et convectives	35
3.4.3	Formation de la grêle dans les nuages convectifs	35
4	Extraction des composantes de la distribution de la réflectivité radar	52
4.1	L'algorithme EM	53
4.1.1	L'étape E	54
4.1.2	L'étape M	55
4.2	Choix du nombre de composantes gaussiennes	56
5	Analyse des résultats de la décomposition de la distribution de la réflectivité radar pour les différentes zones d'étude	63
5.1	Cas de grêle sur Little Rock	63
5.2	Cas de convection à Miami	67
5.3	Cas de Brownsville	68
5.4	Cas de Hawaii	68
5.5	Cas d'Eureka	69
5.6	Cas de neige à New York City et à Middleton Island	70
5.7	Remarques générales sur les cas étudiés	70
6	Distribution de l'intensité de précipitation	84
6.1	Composante pluie des cas d'orages de grêle à Little Rock et des systèmes convectifs à Miami	84
6.2	Composante pluie des cas de convection maritime et côtière	86
6.3	Relation Z-R pour la conversion de la réflectivité radar en intensité de précipitation	87

6.4	Paramètres de la distribution de l'intensité de précipitation $P(R)$ des cas de convection	88
6.4.1	Moyenne et variance de $P(R)$	88
6.4.2	Coefficient de variation de $P(R)$	88
6.5	Paramètres de $P(R)$ pour les cas de neige	89
6.6	Influence des coefficients a et b de la relation Z-R sur $P(R)$	99
6.6.1	Effet de la variation de a sur $P(R)$	99
6.6.2	Effet de la variation de b sur $P(R)$	100
6.6.3	Relation entre le coefficient de variation CV_R et l'intensité moyenne μ_R	101
6.7	Relation entre les paramètres de $P(Z)$ et $P(R)$	107
6.7.1	Moyenne et variance de $P(R)$	108
6.7.2	Coefficient de variation de $P(R)$	109
7	Conclusion	115
	Références	119

Chapitre 1

Introduction

La plupart des auteurs s'accordent à penser que la fonction de densité de probabilité (fdp) de l'intensité de pluie (R) dans une région climatiquement homogène (eg. une plaine continentale située dans les latitudes moyennes), soit $P(R)$, tend vers une distribution stable et reproductible avec l'augmentation de la taille de l'échantillon de données utilisée pour calculer la fdp (Atlas et al. 1990a, Kedem et al. 1990, Sauvageot 1994, figure 2, Nzeukou and Sauvageot 2002, figure 5, Kebe et al. 2005, figure 5, entre autres). Une fdp stable et reproductible implique que la moyenne et la variance de l'intensité de pluie sont stables et reproductibles et ainsi que dans le domaine considéré, la distribution de l'intensité de pluie est ergodique. L'ergodicité de l'intensité de pluie est observée dans certaines zones climatiquement homogènes, comme par exemple dans le Sahel, pendant la saison des pluies (Nzeukou and Sauvageot 2002; Kebe et al. 2005).

La propriété d'ergodicité de $P(R)$ est à la base d'importantes applications pour l'estimation quantitative de la précipitation (EQP) à partir de mesures spatiales de la pluie en utilisant les méthodes à seuil. Ces mesures sont effectuées par télédétection à partir d'instruments installés au sol ou aéroportés, avec les techniques radar ou radiométriques. Ces méthodes conduisent à une estimation du volume de pluie ou de l'intensité moyenne de la pluie sur une aire donnée, qui sont les quantités utilisées pour diverses applications de l'EQP pour l'hydrologie et les modèles de circulation générale. Dans les méthodes à seuil, il est montré que le volume de pluie ou l'intensité moyenne de pluie intégrés sur un domaine (eg. domaine d'observation d'un

radar) pour une certaine durée (eg. durée d'un évènement pluvieux tel qu'un orage convectif ou une ligne de grains traversant la zone observée) est liée par une relation linéaire à l'intégrale temporelle de l'aire ("area-time integral" (ATI)) correspondante du domaine où on observe une intensité de pluie supérieure à un seuil (Doneaud et al. 1984, Chiu 1988, Lopez et al. 1989, Morrissey 1994, Buarque and Sauvageot 1997, Sauvageot et al. 1999, Meneghini et al. 2001, entre autres). Pour comprendre comment la fdp est impliquée dans les méthodes à seuil pour les observations radar, on peut procéder comme suit. Soit $P(R)$ cette fdp. $P(R)$ est la distribution conditionnelle de l'intensité de pluie (c'est-à-dire pour $R > 0$, donc là où il pleut), cependant la même discussion et les mêmes résultats sont applicables au cas inconditionnel (eg. Kedem et al. 1990). Considérons une aire A_0 , et à l'intérieur de A_0 , une distribution de l'intensité de pluie représentée par $P(R)$. La moyenne spatiale de l'intensité de pluie conditionnelle peut être écrite sous la forme :

$$\langle R \rangle = \int_0^{\infty} RP(R)dR \quad (1.1)$$

et l'aire occupée par la pluie ayant une intensité supérieure à un seuil τ_R , c'est-à-dire l'aire fractionnelle, est :

$$F(\tau_R) = \int_{\tau_R}^{\infty} P(R)dR. \quad (1.2)$$

La combinaison de (1.1) et (1.2) donne la relation :

$$\langle R \rangle = S(\tau_R)F(\tau_R) \quad (1.3)$$

avec

$$S(\tau_R) = \frac{\int_0^{\infty} RP(R)dR}{\int_{\tau_R}^{\infty} P(R)dR}. \quad (1.4)$$

Ces équations montrent que $\langle R \rangle$ est linéairement liée à l'aire fractionnelle $F(\tau_R)$ par le facteur $S(\tau_R)$ qui dépend de $P(R)$ et du seuil τ_R . L'intégration spatiale et temporelle de (1.3) donne

$$V = S(\tau_R)(ATI)_R \quad (1.5)$$

où $V = \sum_i \langle R_i \rangle A_{r_i} \Delta t_i$ est le volume de pluie et $(ATI)_R = \sum_i A_i \Delta t_i$ l'aire intégrale.

L'équation (1.3) peut être appliquée à une image radar sur une aire A_0 . En considérant la condition sur la taille de l'échantillon de données requise pour assurer la validité de la méthode, l'aire correspondant à $R > \tau_R$ dans l'image radar doit être suffisamment large pour que la $P(R)$ associée soit stable. En présence d'un champ de pluie de faible étendue, une série temporelle d'images radar séparées par des intervalles de temps suffisants pour avoir des échantillons statistiquement indépendants, peut être utilisée. Les équations (1.1)-(1.5) peuvent être écrites si l'aire correspondant à $R > 0$ est remplacée par un domaine plus large incluant des régions non pluvieuses. L'aire A_0 peut être constituée avec une série temporelle de CAPPI (Constant Altitude Plan Position Indicator), qui sont des vues panoramiques radar à altitude constante, ou une série temporelle de fractions de CAPPI, afin d'avoir un échantillon de données suffisamment large pour réduire la variance statistique de $\langle R \rangle$ et de $S(\tau_R)$.

Une méthodologie similaire a été développée pour le traitement hydrologique de données de télédétection spatiale. Dans ce cas, $(ATI)_R$ est remplacée par l'intégrale aire-temps de l'aire occupée par les nuages ayant un sommet avec une température de brillance (TB) inférieur à un seuil τ_{TB} , ou $(ATI)_{tb}$. Cette approche a notamment conduit à l'Indice de Précipitation du satellite GOES (Geostationary Operational Environmental Satellite) ou GPI (Barrett 1970, Arkin 1979, Richards and Arkin 1981, Atlas and Bell 1992; Arkin and Xie 1994, Johnson et al. 1994, Joyce and Arkin 1997, Wang et al. 1998, Laurent et al. 1998, entre autres). Les méthodes à seuil sont également utilisées avec les données du radar embarqué pour la mission spatiale TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission) (Meneghini and Jones 1993, Meneghini et al. 2001).

Les propriétés de stabilité et de reproductibilité de la fdp de l'intensité de pluie sont aussi impliquées dans la méthode PMM (Probability Matching Method) (Calheiros and Zawadzki 1987; Rosenfeld et al. 1994). La méthode PMM permet de calibrer des données de radar hydrologiques en forçant la fdp de R observée à vérifier (dans un sens statistique) une fdp climatique de référence qui est représentative des

données observées.

Pour implémenter ces diverses méthodes, il n'est pas nécessaire de connaître de manière explicite la forme de la fdp de R ; la connaissance de sa moyenne et de sa variance est suffisante. Cependant, la discussion sur la phénoménologie et les méthodes de mesure de la précipitation, notamment avec les méthodes à seuil, conduisent à analyser la forme de la fdp. Par exemple, pour certaines méthodes de correction de la troncature des mesures de la précipitation avec un pluviomètre ou avec un radar ayant un minimum détectable médiocre (trop élevé), comme le radar de TRMM, il est utile de connaître la forme de la fdp (eg. Cohen 1959, 1991). Il est largement admis que la fdp de l'intensité de pluie a une forme approximativement lognormale et peut être estimée par la fonction (lognormale) $\Lambda(\mu, \sigma)$ où μ et σ sont la moyenne et l'écart-type de R (Atlas et al. 1990a; Kedem et al. 1990, 1994; Sauvageot 1994; Tenorio et al. 2012, entre autres). Ce résultat est basé sur de longues séries d'observation de R avec des pluviomètres ou des disdromètres utilisés comme des pluviomètres de grande précision. Ce résultat est aussi valable, bien sûr, avec des observations radar de la distribution du facteur de réflectivité (Z) de la pluie, soit $P(Z)$. En effet, si deux grandeurs sont liées par une fonction puissance, comme c'est le cas entre Z et R , si l'une d'entre elles a une distribution lognormale, l'autre l'a aussi (Aitchinson and Brown 1966; Crow and Shimizu 1988; Atlas et al. 1990b). Ainsi, la fdp de Z de la pluie observée avec un radar ayant un modeste minimum détectable peut être approximativement représentée par une loi lognormale $\Lambda(\mu, \sigma)$. De plus, Sauvageot (1994) a montré que dans la plupart des sites continentaux, on observe une corrélation entre l'écart-type (σ_R) et la moyenne (μ_R) de la distribution conditionnelle de l'intensité de pluie avec un coefficient de variation $CV_R = \sigma_R/\mu_R$ proche de $\sqrt{5}$ ($=2.24$) (voir aussi Nzeukou and Sauvageot 2002). Dans une étude similaire, Short et al. (1993) ont trouvé un $CV_R = 5/3$ ($=1.67$), pour des pluies de mousson observées avec des pluviomètres dans des zones côtières (Darwin en Australie et Floride aux Etats-Unis) et des pluies observées sur l'Atlantique Tropicale (voir aussi Tenorio et al. 2012). L'intérêt de ces résultats est que si CV_R est constant, la fdp de l'intensité de pluie dépend uniquement d'un seul paramètre.

Cependant, utiliser ces résultats pour le traitement de données de radar météoro-

logique soulève une difficulté. En effet, les fdp du facteur de réflectivité radar de la précipitation (incluant pluie, neige, grêle, etc) ne sont pas toujours lognormales. Par exemple, comme nous le verrons au chapitre 3, la fdp de Z d'un système convectif violent accompagné de grêle observé sur une zone de latitude moyenne avec un radar bande S ayant une forte sensibilité, a une forme complexe qui suggère qu'il s'agit d'un mélange de plusieurs composantes.

Pour plusieurs applications scientifiques et opérationnelles comme l'hydrologie agricole, l'étude de l'érosion du sol, la validation des observations des précipitations depuis l'espace, l'estimation de la quantité de précipitations à partir de mesures de la réflectivité radar, il est nécessaire de connaître les différentes composantes des précipitations observées (ie. précipitation faible, stratiforme, convective et grêle) et les paramètres de la distribution de la réflectivité radar (moyenne et variance de Z et l'aire occupée).

Dans le présent travail, nous étudions la structure multimodale de la distribution de probabilité de la réflectivité radar des précipitations. Les précipitations ne sont pas en général homogènes; elles présentent divers régimes et sont constituées de plusieurs types d'hydrométéores. Les différents types de précipitation présents dans les perturbations sont responsables de la forme complexe observée sur la distribution de la réflectivité radar. La présence de plusieurs composantes dans la fdp de Z est liée à des différences dans la dynamique et la microphysique propres à chaque composante. En fonction du climat, de la saison, de la zone d'observation (sur terre ou sur mer), et des conditions atmosphériques, on observe plusieurs types de perturbations pluvieuses. La fdp de Z associée à chaque type de perturbation a une signature spécifique. C'est ainsi que nous avons étudié la distribution de la réflectivité des précipitations sur divers sites : convection violente sur un site continental et un site péninsulaire, convection côtière et maritime, chutes de neige sur un site continental et un site maritime. Avec l'algorithme EM (Expectation Maximisation), nous avons caractérisé les composantes de la fdp de Z , chaque composante étant attribuable à un type de précipitation. Nous avons également mis en évidence la différence entre les perturbations observées sur les différents sites de l'étude.

La suite du mémoire est organisée comme suit. Dans le chapitre 2, nous présentons d'abord les données utilisées. Elles proviennent du réseau américain de radars bande S, Nexrad (Next Generation Weather Radar). Nous décrivons également chaque site d'observation en donnant des informations sur son climat. Le troisième chapitre est consacré à l'analyse de la distribution de la réflectivité radar des précipitations pour les cas d'étude sélectionnés sur chaque site. Dans le quatrième chapitre nous expliquons la méthode utilisée, basée sur l'algorithme EM, pour extraire les composantes de la fdp de Z . L'analyse des résultats de la décomposition de la fdp de Z est présentée dans le chapitre 5. Une application des résultats de la décomposition de la fdp de Z est présentée dans le chapitre 6. La distribution de réflectivité de chaque composante est convertie en une distribution d'intensité de précipitation. Nous terminons par une conclusion générale de l'étude au chapitre 7.

Chapitre 2

Données et zones d'étude

2.1 Données de réflectivité radar et sites d'observation

Les données de réflectivité radar utilisées dans cette étude proviennent de la base de données du réseau de radars américain Nexrad (Next Generation Weather Radar), notamment de la base "level II". Le réseau Nexrad est composé de radars Doppler de bande S (longueur d'onde de 10 cm). Les caractéristiques des radars du réseau, la stratégie d'exploration de l'espace (balayage de l'antenne) et d'enregistrement des données, ainsi que des détails sur les algorithmes utilisés pour estimer la quantité de pluie se trouvent dans plusieurs articles (eg. Crum and Alberty 1993, Fulton et al. 1998) et sur le site web : <http://www.roc.noaa.gov/WSR88D>. Brièvement, les données de réflectivité sont enregistrées de façon continue. Le radar procède à des explorations volumiques, avec un balayage azimutal complet sur 360°. Les angles d'élévation varient de $\sim 0.5^\circ$ à $\sim 20^\circ$ avec des intervalles réguliers de 1° entre les balayages azimutaux successifs. Les données de réflectivité, avec une précision de 0.5 dBZ, sont collectées sur des portes en distance de 1 km approximativement selon des radiales à chaque degré d'azimut. L'intervalle de temps entre 2 scans volumiques complets est de 5 à 10 min. Dans le tableau 1 sont données les caractéristiques des radars.

Nous avons utilisé les données du réseau Nexrad parce qu'elles sont d'excellente

qualité. Le réseau Nexrad offre surtout la possibilité d'étudier plusieurs sites climatiquement différents car il couvre l'ensemble des Etats-Unis, entre les côtes est et ouest ; il est également présent sur les îles de Hawaii et en Alaska. Ces radars, étant de bande S, souffrent très peu des effets non-Rayleigh et de l'atténuation. Ainsi, il n'est pas nécessaire de procéder à une correction de l'atténuation sur ces données. Avec en plus une grande sensibilité (meilleure que -15 dBZ), ils permettent d'observer tous les types d'hydrométéores allant des particules de nuages à la pluie convective et à la grêle avec une atténuation négligeable. Ainsi comme le présent travail est basé sur l'étude de la fdp de la réflectivité radar, le problème de troncature des distributions ne se pose ni aux fortes ni aux faibles valeurs de réflectivités.

La présente étude est une comparaison de la distribution de la réflectivité radar des champs de précipitation sur différents sites. Nous avons considéré des sites continentaux, des sites côtiers, des sites océaniques et des sites péninsulaires. Nous avons utilisé les données collectées sur ces sites pour étudier et comparer différents types de champs de précipitation.

Sur la figure 2.1, est présentée la carte des Etats-Unis avec la localisation des sites des radars utilisés dans cette étude. Nous avons pris des CAPPI (Constant Altitude Plan Position Indicator) à une altitude de 3000 m pour avoir des données de précipitation aussi homogènes que possible. Le fait d'utiliser des données à des altitudes plus élevées ou des données volumiques de réflectivité qui dépendent des processus de croissance de la précipitation ajoute une complexité dans le jeu de données et ne présente pas d'utilité pour la présente étude. Nous n'avons pas pris en compte dans nos calculs la couronne de rayon 50 km autour du site du radar. Cette restriction permet d'éviter les échos de sol et un volume de résolution du faisceau radar trop petit. Nous avons également limité la zone observée à une distance radiale de 200 km autour du radar pour éviter d'avoir une largeur trop importante du faisceau radar. De plus, la courbure de la Terre ne permet pas au radar de voir sous une hauteur de 3000 m environ à une distance de 200 km du radar (figure 2.2).

Dans le tableau 2.2, sont données des informations sur les cas étudiés. Les sites et la désignation des radars qui y sont installés sont précisés. La date de début et fin des évènements, la fraction CAPPI considérée et le nombre d'images utilisées pour le

Tableau 2.1: Caractéristiques des radars du réseau Nexrad

Antenne	
Puissance	750 kW
Gain à 2850 MHz	45.5 dB
Largeur du faisceau à 2850 MHz	0.925°
Diamètre de la paraboloïde	8.5 m
Angles d'élévation	0.5 à 19.5°
Emetteur	
Fréquence	Bande S - 2850 MHz
Longueur d'onde	10.5 cm
Durée d'impulsion	1.57 ms et 4.71 ms (maximum)
Polarisation	Linéaire
Portée maximale (réflectivité)	460 km
Résolution spatiale (incrément)	1 km en distance
Stratégie de sondage	
Mode air clair/surveillance	6-10 min de période de répétition
Mode précipitation/sévère	5 min de période de répétition

calcul de la distribution de réflectivité de chaque évènement sont également indiqués. L'altitude de l'isotherme 0 °C et le sens de déplacement de la précipitation sont donnés dans les deux dernières colonnes du tableau. Dans certains cas, notamment pour les radars des sites côtiers, on n'a pas utilisé le CAPPI total, mais seulement une fraction pour sélection de la partie maritime ou continentale du site.

Dans la section suivante, nous présentons quelques informations sur le climat général de chaque site d'étude.



FIGURE 2.1: Carte des Etats-Unis et localisation des sites radar de l'étude. Source : Encyclopedia Britannica

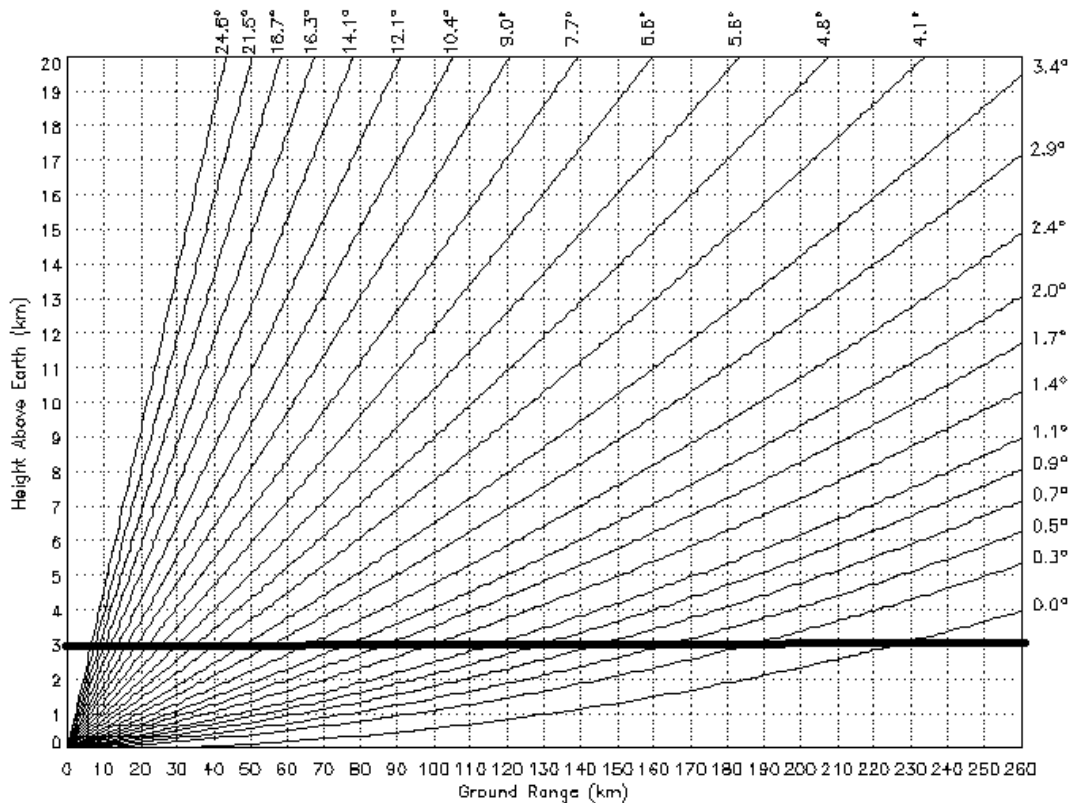


FIGURE 2.2: Exemple de construction d'un CAPPI à 3 km d'altitude (en noir, trait épais). Les courbes en rouge représentent la position du faisceau aux différentes valeurs d'angles d'élévation. Le graphique est présenté pour une Terre plate. Source : www.novaweather.net

Tableau 2.2: Description des données

Cas	Site	Radar	Début (jjmmaa/hhmm)	Fin (jjmmaa/hhmm)	Fraction de CAPPi	Nombre d'images	Altitude 0 °C	Déplacement vers
1	Little Rock (AR)	KLZK	210405/1700	220405/1358	50-200 km	79	au dessus de 3717m 220405/00	E-SE
2	Little Rock (AR)	KLZK	290405/0902	300405/0656	50-200 km	308	au dessus de 3658m 290405/18	E-SE
3	Little Rock (AR)	KLZK	010406/1804	020406/0659	50-200 km	183	3786m 020406/00	E
4	Little Rock (AR)	KLZK	030407/2003	040407/0755	50-200 km	108	au dessus de 3658m 040407/00	SE
5	Little Rock (AR)	KLZK	150308/0003	150308/1257	50-200 km	182	2984m, 0.4 °C, 150308/00	E
6	Little Rock (AR)	KLZK	100508/1202	110508/0657	50-200 km	247	au dessus de 3951m 11/0508/00	E
7	Miami (FL)	KAMX	170607/1500	180607/0056	1/4 nord-ouest → 30 pix est radar	139	au dessus de 4267m 180607/00	E
8	Miami (FL)	KAMX	180607/1601	190607/0059	1/4 nord-ouest → 30 pix est radar	121	4572m 180607/12	E
9	Miami (FL)	KAMX	010707/1600	020707/0056	1/4 nord-ouest → 30 pix est radar	125	4650m 020707/00	E
10	Miami (FL)	KAMX	290607/0502	290607/1656	50-200 km (30 pix est radar)	166	au dessus de 4681m 290607/12	E
11	Brownsville (TX)	KBRO	260507/1102	270507/0357	50-200 km (ap 25 pix est radar)	177	au dessus de 4267m 260507/12	statique
12	Brownsville (TX)	KBRO	010407/2303	020407/1453	50-200 km (ap 25 pix est radar)	166	au dessus de 4267m 020407/00	E
13	Hawaii	PHWA	201099/0403	211099/1655	50-200 km	408	pas disponible	O
14	Hawaii	PHWA	260500/1700	270500/1256	50-200 km	204	4187m 270500/00	O
15	Hawaii	PHWA	310800/0000	310800/2354	50-200 km	241	au dessus de 4267m 310800/12	N
16	Hawaii	PHWA	301000/2003	311000/2057	50-200 km	246	~ au dessus de 4267m 311000/00	SO
17	Hawaii	PHWA	021100/0047	021100/1049	50-200 km	112	~ au dessus de 4267m 021100/00	O
18	Hawaii	PHWA	091100/0502	091100/2055	50-200 km	163	~ au dessus de 4267m 091100/12	O
19	Eureka (CA)	KBHX	121106/1824	131106/0754	50-200 km 1/2 ouest	126	~ au dessous de 1540m 131106/00	E
20	Eureka (CA)	KBHX	161106/0146	161106/0859	50-200 km 1/2 ouest	75	2791m 161106/00	E
21	Eureka (CA)	KBHX	191106/2201	201106/0657	50-200 km 1/2 ouest	91	~ au dessus de 2743m 201106/00	E
22	New York City (NY)	KOKX	050105/0609	070105/0458	50-200 km	218	iso 0 °C au sol	E

voir la suite sur la page suivante

suite du tableau de la page précédente

23	New York City (NY)	KOKX	110105/1201	120105/2056	50-200 km	325	T < 0 au sol	E
24	New York City (NY)	KOKX	220105/1301	230105/1755	50-200 km	278	T < 0 au sol	E
25	New York City (NY)	KOKX	250105/2300	260105/1958	50-200 km	177	T < 0 au sol	E
26	New York City (NY)	KOKX	030205/2002	040205/1658	50-200 km	217	iso 0 °C au sol	E
27	New York City (NY)	KOKX	200205/2000	210205/1459	50-200 km	167	T < 0 au sol	E
28	New York City (NY)	KOKX	240205/0809	250205/1154	50-200 km	257	T < 0 au sol	E
29	New York City (NY)	KOKX	280205/1103	010305/2156	50-200 km	307	T < 0 au sol	E
30	New York City (NY)	KOKX	230305/0800	240305/1359	50-200 km	286	T > 0 au sol	E
31	Middleton Island (AK)	PAIH	270198/0202	270198/2156	50-200 km 1/2 sud	205	iso 0 °C au sol 270198/12	O
32	Middleton Island (AK)	PAIH	280198/0000	280198/1756	50-200 km 1/2 sud	183	entre 476 m and 610 m 280198/12	N-NO
33	Middleton Island (AK)	PAIH	300198/1201	310198/1758	50-200 km 1/2 sud	307	entre 305 m and 488 m 310198/00	O
34	Middleton Island (AK)	PAIH	020298/0305	020298/1914	50-200 km 1/2 sud	166	entre 610 m and 914 m 020298/12	O

2.2 Climat des sites

2.2.1 Climat de Little Rock

Little Rock est situé au centre de l'Etat de l'Arkansas. L'Arkansas est caractérisé par un climat sub-tropical humide d'après la classification de Köppen. Le climat est doux avec un été chaud et humide et sans saison sèche. L'hiver est légèrement plus sec. La topographie du terrain, la proximité des plaines à l'ouest et le Golfe du Mexique au sud jouent un rôle important sur le climat de l'Etat. Lorsque de l'air chaud et humide venant du Golfe du Mexique atteint les plaines et interagit avec l'air froid et sec venant des Rocky Mountains, une instabilité peut rapidement produire des super cellules orageuses. L'hiver peut brièvement être sévère et on observe alors de la neige dans l'Arkansas. Les chutes de neige ne sont pas inconnues, mais sont rarement fortes. La diversité du terrain et de l'orographie peut occasionner des situations météorologiques extrêmes, particulièrement au printemps et à l'automne. Le printemps est principalement la saison des conditions climatiques sévères à Little Rock. De violents orages et des inondations constituent les principales menaces sur l'Arkansas de mars à mai. On observe la plupart des tornades pendant le printemps, mais il y a une saison secondaire pendant l'automne et l'hiver.

Tous les cas d'étude que nous présentons sont observés entre mars et mai. Ils sont représentatifs des perturbations associées à une convection continentale intense avec de fortes pluies et une large distribution de taille de grêlons.

Source : <http://encyclopediaofarkansas.net/>

2.2.2 Climat de Miami

Miami est situé au sud de l'Etat de la Floride. Il est caractérisé par un climat de mousson tropicale (selon la classification de Köppen) avec des étés chauds et humides et des hivers doux et secs. Son altitude basse (niveau de la mer), sa position côtière juste au dessus du Tropique du Cancer et la proximité avec le "Gulf Stream" conditionnent son climat. La saison humide commence en mai et se termine à la mi-octobre. Pendant cette période, la température est entre 29 et 35°C, avec un

fort taux d'humidité. Cette chaleur est souvent associée à des systèmes précipitants dans l'après-midi en relation avec la brise de mer venant de l'Océan Atlantique, renforçant la convergence dans les basses couches. Pendant l'hiver, l'humidité baisse considérablement favorisant un temps plus froid. On n'a jamais enregistré de cumul de neige sur Miami. Miami reçoit une importante quantité de pluie, une des plus élevées des Etats-Unis. La plus grande partie de cette pluie tombe entre mi-mai et début octobre. On observe aussi sur Miami plus d'orages que partout ailleurs aux Etats-Unis. Ces orages sont souvent violents avec fréquemment des éclairs et des pluies intenses. Occasionnellement ils peuvent être très sévères avec des vents destructeurs et de la grêle. Des tornades se développent sur Miami avec quelquefois des trombes sur la mer, mais les violentes tornades observées dans d'autres régions des Etats-Unis sont rares à Miami. La saison des cyclones s'étend "officiellement" du 1^{er} juin au 30 novembre. La période la plus probable pour que Miami soit touché par les cyclones correspond au pic de la saison du Cap-Vert (entre mi-août et fin septembre).

Les données de Miami sont sélectionnées en juin et juillet parce qu'elles sont représentatives de la convection péninsulaire et côtière éventuellement affectée par la proximité de l'océan et par l'effet diurne, mais qui n'est pas purement maritime. Source : http://en.wikipedia.org/wiki/Climate_of_Miami

2.2.3 Climat de Brownsville

Brownsville est une région côtière du Golfe du Mexique, située au sud de l'Etat du Texas. La position du Texas dans le continent nord-américain, par rapport au Golfe du Mexique, a une forte influence sur son climat. On trouve au Texas des forêts à l'est, une plaine côtière au sud, des plateaux élevés au nord et à l'ouest. Avec l'étendue et la diversité de sa topographie, on observe au Texas, suivant les régions, un climat continental, un climat maritime ou un climat de montagne. Les précipitations ne sont pas uniformément distribuées au Texas. Les variations des précipitations dans une région peuvent être importantes d'une année à une autre. La distribution moyenne annuelle de la pluie est à peu près corrélée avec la longitude et varie peu du nord au sud. Généralement, le cumul annuel de précipitation diminue

d'environ 1 mm par km d'est en ouest. La saison des pluies ne se déroule pas à la même période de l'année sur toutes les parties de l'Etat. D'intenses systèmes convectifs produisant d'importantes quantités de pluies, se déplaçant sous forme de lignes de grains sont souvent observés au Texas à la fin du printemps. Le centre, le nord et l'est du Texas reçoivent leur maximum de pluie en mai. La période la plus chaude de l'année est aussi la plus humide et se trouve dans les Hautes Plaines ; presque 3/4 du cumul total annuel de précipitation dans ces régions est enregistré entre mai et octobre. La neige tombe au moins une fois pendant l'hiver sur la moitié nord de Texas et les cumuls sont rarement importants sauf sur les Hautes Plaines. Le plus souvent, la neige qui tombe sur la partie sud du Texas fond et ne reste pas au sol. La neige reste au sol seulement une à deux fois par décade. La neige est rarement observée avant début novembre et ne tombe pratiquement jamais après mi-avril. Toute la ligne de côte de Texas est sous la menace des ouragans et on observe moins d'orages tropicaux en été et automne. La vulnérabilité par rapport aux ouragans atteint son maximum en août et septembre correspondant au pic de la saison des cyclones sur le Golfe du Mexique et sur la Mer des Caraïbes. Les cyclones frappent la côte du Texas en moyenne une fois tous les trois ans. Bien que les tornades puissent être observés à tout moment de l'année, la plupart se manifestent en avril, mai et juin. Des orages ont lieu tous les mois de l'année, bien que moindres pendant l'hiver. Avec une occurrence moyenne de 60 jours par an, l'est du Texas est plus susceptible de subir des phénomènes locaux liés aux systèmes précipitants violents (grêle, vents forts, inondations). Le nombre annuel moyen d'occurrences des perturbations pluvio-orageuses diminue d'est en ouest. Le pic de grêle est observé sur tout l'Etat en mai. Cependant, la plupart des orages de grêle ne durent pas longtemps puisque les systèmes de macro-échelle, (comme les lignes de grains) qui génèrent la grêle, se déplacent rapidement. Brownsville qui est une zone côtière a un climat presque chaud la majeure partie de l'année. Ce fait est dû aux courants du Golf du Mexique. Les étés sont chauds et humides. La pluie sur la partie côtière est plus abondante qu'à l'intérieur des terres. Les mois les plus humides sont avril et mai.

Sur Brownsville, nous avons étudié des cas en avril et mai, un cas de transition

terre/mer de systèmes convectifs et une perturbation pluvieuse côtière.

Sources :

http://en.wikipedia.org/wiki/Climate_of_Texas

<http://www.tshaonline.org/handbook/online/articles/yzw01>

2.2.4 Climat de Hawaii

L'Etat de Hawaii est situé en zone tropicale. Son climat est caractérisé par des températures douces pendant toute l'année, une humidité modérée, une persistance d'alizés de nord-est, une variabilité de la pluie à petite échelle spatiale et des systèmes convectifs violents peu fréquents. A Hawaii, il y a seulement deux saisons : l'été entre mai et octobre et l'hiver entre octobre et avril. L'Océan Pacifique qui entoure les îles Hawaii alimente l'air en humidité et agit comme un régulateur puisque sa propre température varie peu comparée à celle des grandes masses continentales. La variation saisonnière de la température de surface de l'océan est seulement d'environ 4 °C, entre une minimale d'environ 23 °C entre fin février et mars et une maximale de près de 27 °C en fin septembre ou début octobre. La différence de température entre le jour et la nuit est de 1 ou 2 degrés. L'hiver à Hawaii est la saison où l'on observe le plus de nuages et de pluie aussi bien que des vents de sud et d'est. Les montagnes de Hawaii ont une influence significative sur son climat. La variété des sommets, des vallées, des arêtes et des versants prononcés fait que Hawaii a un climat différent de celui de l'océan environnant. On observe également une diversité climatique parmi ces îles. Ces différences climatiques n'existeraient pas si les îles étaient plates et de même taille. Les montagnes bloquent, dévient ou accélèrent la circulation d'air. Quand de l'air chaud et humide monte depuis les côtes le long des versants dans la direction du vent, les nuages et la pluie deviennent plus importants qu'au dessus de la mer. Les montagnes de Hawaii ont un climat variant du type tropical au type sub-arctique. Hawaii ne connaît pas d'hivers très froids ni d'ondes de chaleur d'été. En général, on n'y observe pas de cyclones et d'orages de grêle. Cependant les sommets les plus hauts de Hawaii (> 4000 m) reçoivent pendant l'hiver des blizzards, de la glace et de la neige. Les orages, les éclairs, la grêle, les inondations, les cyclones, les tornades et la sécheresse ne sont pas inconnus.

Cependant, ces phénomènes sont généralement beaucoup moins fréquents et moins violents que dans les régions continentales. Les pluies les plus intenses à Hawaii proviennent des systèmes précipitants d'hiver se produisant entre octobre et avril.

Les cas présentés pour Hawaii entre mai et novembre sont représentatifs de la convection maritime tropicale. Cela permet de mener une comparaison entre la convection continentale et la convection maritime afin de mettre en évidence les différences terre/mer en termes de vigueur de la convection et de présence de grêle.

Source : http://www.prh.noaa.gov/hnl/pages/climate_summary.php

2.2.5 Climat d'Eureka

Eureka est une région côtière de l'Etat de la Californie. Elle est caractérisée par un climat méditerranéen avec un été doux (classification de Köppen). Eureka est le point de la côte Pacifique le plus à l'ouest de la Californie. Le climat est donc maritime avec un fort taux d'humidité relative qui prévaut pendant presque toute l'année. Il est caractérisé par des hivers doux et pluvieux et des étés frais et secs. Avec la proximité de l'Océan Pacifique, la côte adjacente a l'un des régimes de température les plus stables que l'on puisse trouver. Les températures varient seulement de 5 à 6 °C entre l'été et l'hiver. Vers l'intérieur des terres où l'influence de la mer est moins prononcée, on observe des variations plus importantes de la température et de l'humidité. La saison des pluies s'étend d'octobre à avril et apporte environ 90% du cumul annuel de précipitation. La plupart de ces pluies sont associées à des systèmes convectifs frontaux venant de l'Océan Pacifique. On observe souvent du brouillard sur la côte pendant toute l'année et particulièrement pendant l'été où les températures à l'intérieur des terres sont relativement élevées. La neige tombe occasionnellement sur la côte avec un cumul moyen de 1 cm seulement, mais la médiane est de 0, indiquant que la plupart du temps, il n'y tombe pas de quantité mesurable de neige.

Nous présentons trois cas d'étude sur Eureka, représentatifs des systèmes frontaux maritimes des latitudes moyennes.

Sources :

<http://www.wrh.noaa.gov/eka/climate/summary.php>

http://en.wikipedia.org/wiki/Eureka,_California#Climate

<http://co.humboldt.ca.us/portal/about.asp>

2.2.6 Climat de New York City

New York City est situé au sud-est de l'Etat de New York. Le climat de l'Etat de New York est du type humide continental qui prévaut dans la partie nord-est des Etats-Unis, mais il est caractérisé par une diversité que l'on rencontre rarement dans des zones d'étendue comparable. Les différences de latitude, le caractère du relief et la proximité de larges cours d'eau ont des effets prononcés sur le climat de l'Etat. Des masses d'air froid et sec arrivent fréquemment de la partie nord de l'intérieur du continent. Les vents dominants venant du sud et du sud-ouest transportent de l'air chaud et humide conditionné par le Golfe du Mexique et par les eaux subtropicales. Ces deux masses d'air fournissent les caractéristiques continentales dominantes du climat. La troisième grande masse d'air venant de l'Atlantique nord, circule à l'intérieur des terres et occasionne un temps frais, nuageux et humide. Cette influence maritime est importante pour le régime climatique de New York, particulièrement dans la partie sud-est de l'Etat, mais elle est secondaire par rapport à celle de la circulation prédominante de masses d'air continental. Des températures (basses) d'hiver froid prévalent à New York quand des masses d'air arctique sous haute pression circulent vers le sud. L'humidité nécessaire pour la précipitation à New York vient principalement du Golfe du Mexique et de l'Océan Atlantique. La distribution des précipitations dans l'Etat est considérablement influencée par la topographie et la proximité des Grands Lacs et de l'Océan Atlantique. L'Etat de New York a une distribution assez uniforme des précipitations sur l'année. Il n'y a pas de saison sèche et de saison humide distinctes.

Le climat de New York est marqué par d'abondantes chutes de neige. Environ 1/3 des précipitations d'hiver dans la "Coastal Division" vient de perturbations qui produisent chacun au moins 2.54 cm de neige. Les précipitations d'hiver sur le nord-ouest de l'Etat de New York sont dominées par des chutes de neige. On observe généralement des cumuls mensuels de 8 à 25 cm à New York City et à "Long Island" pendant l'hiver, mais occasionnellement ces quantités peuvent dépasser 50 cm du fait

de la récurrence des perturbations côtières. Dans la période entre fin décembre ou début-janvier et février, la région côtière Atlantique de l'Etat connaît une alternance de périodes de chutes de neige et d'accalmies. Le vent dominant est généralement d'ouest dans l'Etat de New York. Une composante sud-ouest est observée pendant les mois chauds tandis que la composante nord-est est caractéristique de la moitié la plus froide de l'année. Les phénomènes extrêmes en termes de couverture spatiale et de nombres de personnes affectées sont les grosses chutes de neige. Les perturbations du nord-est se manifestent pendant la plupart des hivers. Des blizzards avec de grosses chutes de neige, des vents forts et d'importantes chutes de température se produisent de manière occasionnelle. Localement, il y a production de grêle avec des orages violents, mais les dégâts sont rares.

Les données collectées à New York City pendant l'hiver, sont représentatives des systèmes frontaux continentaux d'hiver générant d'importantes chutes de neige sur le continent.

Source : http://nysc.eas.cornell.edu/climate_of_ny.html

2.2.7 Climat de Middleton Island

Middleton Island est une île située dans le Golf d'Alaska (sud de l'Etat d'Alaska). Le Golf d'Alaska est caractérisé par un climat de type maritime. Le climat observé à Middleton Island est très lié à l'influence du Pacifique Nord. L'absence de températures extrêmement basses et de chaleur est due à l'influence de la mer qui joue un rôle de régulateur de la température. Dans cette zone, la moyenne de la température observée en été et en hiver est de 15 et -7 °C environ. L'été est froid et l'hiver relativement doux. Le Golf d'Alaska est un endroit où se produisent de fortes pluies et d'importantes chutes de neige causant des inondations dans le sud et le centre sud de l'Etat d'Alaska. La neige constitue une large proportion du cumul annuel de précipitation. Les chutes abondantes de neige sont à l'origine de glaciers observés en Alaska.

Le site de Middleton Island est choisi pour étudier la neige dans une zone maritime situé aux hautes latitudes, comparativement à la neige observée à New York City qui est un site continental.

Sources :

<http://www.wrcc.dri.edu/narratives/ALASKA.htm>

<http://www.worldatlas.com/aatlas/infopage/gulfalaska.htm>

<http://climate.gi.alaska.edu/ClimTrends/30year/regions1.html>

Chapitre 3

Distribution de la réflectivité radar

L'étude de $P(Z)$ de chaque évènement permet de montrer la signature propre à chaque type de perturbation pluvieuse. Dans ce chapitre, avant de donner une analyse détaillée des cas d'étude sélectionnés sur les différents sites, nous présentons une étude climatique de $P(Z)$ de la précipitation à Little Rock et de la neige à New York City. La fdp de Z , comme celle de R , tend vers une distribution climatique stable et reproductible en augmentant la taille de l'échantillon de données utilisée pour calculer $P(Z)$. Ceci permet d'établir la notion de limite climatique de la distribution de la réflectivité des précipitations dans une région climatiquement homogène.

3.1 Limite climatologique de la distribution de la réflectivité radar

3.1.1 Etude de la $P(Z)$ climatique à Little Rock

Little Rock est représentatif d'un site continental où l'on observe une homogénéité des précipitations pendant le printemps. Nous avons étudié la distribution de la réflectivité des champs de précipitation en faisant le cumul successif des observations radar en avril et mai, sans faire de distinction entre les types de système précipitant. Les observations sont faites sur une échelle temporelle suffisamment large pour que

l'on puisse avoir divers régimes de précipitation. L'évolution de la moyenne μ_Z (en $mm^6 m^{-3}$) et de la variance σ_Z^2 du cumul des observations en fonction du nombre de pixels est représentée sur la figure 3.1. Au début de la série, on observe un pic sur les deux courbes pour un nombre de pixels égal à environ 10^7 . Ces valeurs élevées de μ_Z et σ_Z^2 correspondent à un événement d'orage de grêle (cas 4 dans le tableau 2.2) où de fortes valeurs de réflectivité sont observées. Puis en cumulant les observations les courbes tendent vers une limite stable à partir de 10^8 pixels et les valeurs limites de μ_Z et σ_Z^2 sont à peu près égales à $10^3 mm^6/m^3$ et $3 \cdot 10^8 (mm^6/m^3)^2$ respectivement. Cette limite traduit une certaine homogénéité des champs de précipitations observées sur ce site et pendant la saison considérée.

On remarque sur la figure 3.2 que la fdp de Z n'est pas stable au début de la série (courbes correspondant aux cumuls du 1^{er} au 10 avril et du 1^{er} au 20 avril). A partir du 20 avril, on obtient des courbes identiques et superposables montrant la stabilité de la limite climatique de $P(Z)$. On remarque sur ces courbes un pic aux alentours de 5 dBZ et une portion de courbe normale (gaussienne) entre -10 dBZ et 15 dBZ. Cette partie de $P(Z)$ est caractéristique de la présence et de la prédominance du nuage et de la précipitation de très faible intensité. De 15 dBZ à 55 dBZ à peu près, on a l'autre partie de la fdp qui représente la pluie (pluie stratiforme+pluie convective). La présence de grêle qui est attribuée à de fortes valeurs de réflectivité supérieures à 53 dBZ n'est pas visible sur les courbes. En effet, comme $P(Z)$ est une courbe de fréquence normée, la grêle qui est présente en très faible quantité par rapport aux autres types de précipitation sur la durée considérée, a une proportion presque nulle.

Cette stabilité est représentative du site et de la période pendant laquelle on fait les observations. Si on fait la même étude sur un autre site où les conditions climatiques différentes ou à une saison différente, les caractéristiques de la fdp climatique de Z seront certainement différentes, ainsi qu'on le verra par la suite.

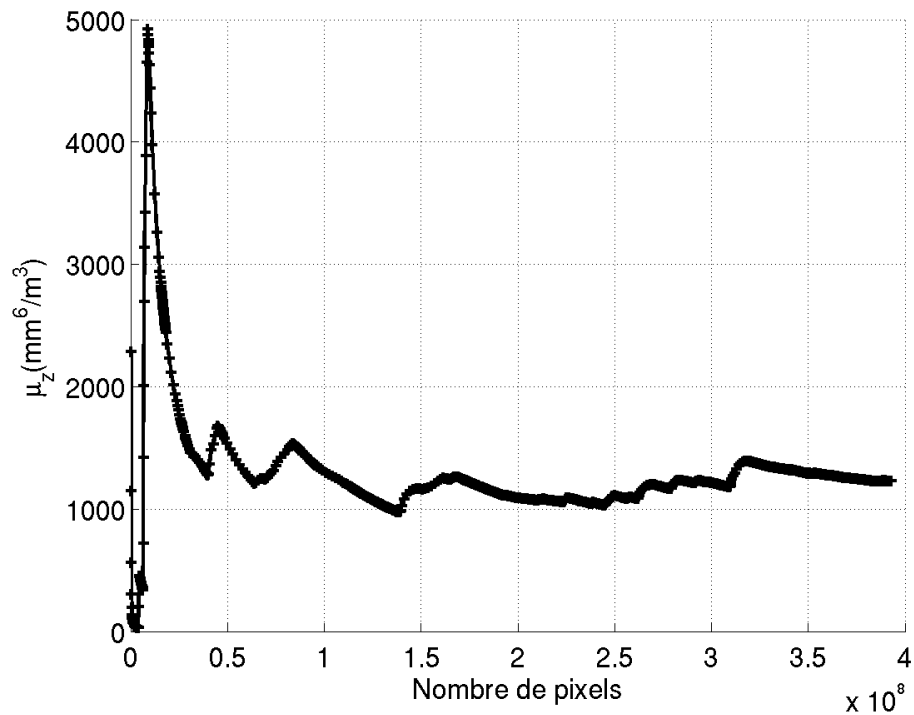
3.1.2 Etude de la $P(Z)$ climatique de la neige à New York

Comme pour Little Rock, nous avons étudié la limite climatologique de la neige à New York City. Les cas de chute de neige considérés s'étalent sur 15 journées entre

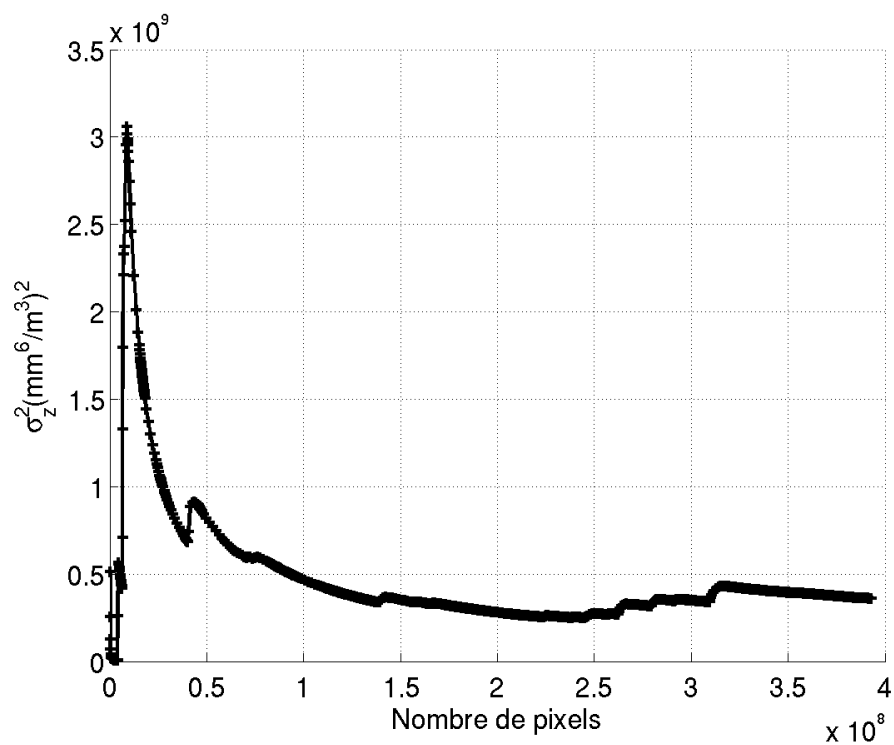
janvier et mars 2005 :

- 9 journées en janvier : 5, 6, 11, 16, 17, 20, 22, 23 et 26 ;
- 3 journées en février : 4, 21 et 25 ;
- 3 journées en mars : 1, 12 et 24.

Le cumul successif des observations est fait à partir du 5 janvier 2005. Sur les courbes d'évolution de μ_Z et σ_Z^2 (figure 3.3), on note une fluctuation des valeurs au début de la série qui se stabilisent ensuite à partir d'un nombre de pixels égal à $7 \cdot 10^7$ environ. La valeur limite de μ_Z est autour de $70 \text{ mm}^6/\text{m}^3$ et celle de σ_Z^2 autour de $7 \cdot 10^4 (\text{mm}^6/\text{m}^3)^2$. Par rapport à Little Rock, la limite climatique observée pour la neige est obtenue pour un nombre de pixels moins élevé. Il y a un facteur 10 entre les nombre de pixels requis pour atteindre une limite stable. Ce résultat peut s'expliquer par le fait que la précipitation de neige est plus homogène que celle associée à une convection continentale intense. Cela est aussi évident sur la fdp de Z cumulée de la neige (figure 3.4) où les courbes sont identiques, très régulières et approximativement gaussiennes avec un mode vers 13-14 dBZ.



(a)



(b)

FIGURE 3.1: Paramètres de la distribution climatique de la réflectivité radar (Z) à Little Rock en faisant le cumul successif du nombre de pixels depuis le 1^{er} avril jusqu'au 31 mai 2007 : a) évolution de la moyenne en fonction du nombre de pixels ; b) évolution de la variance en fonction du nombre de pixels. Les valeurs de Z sont en mm^6/m^3 .

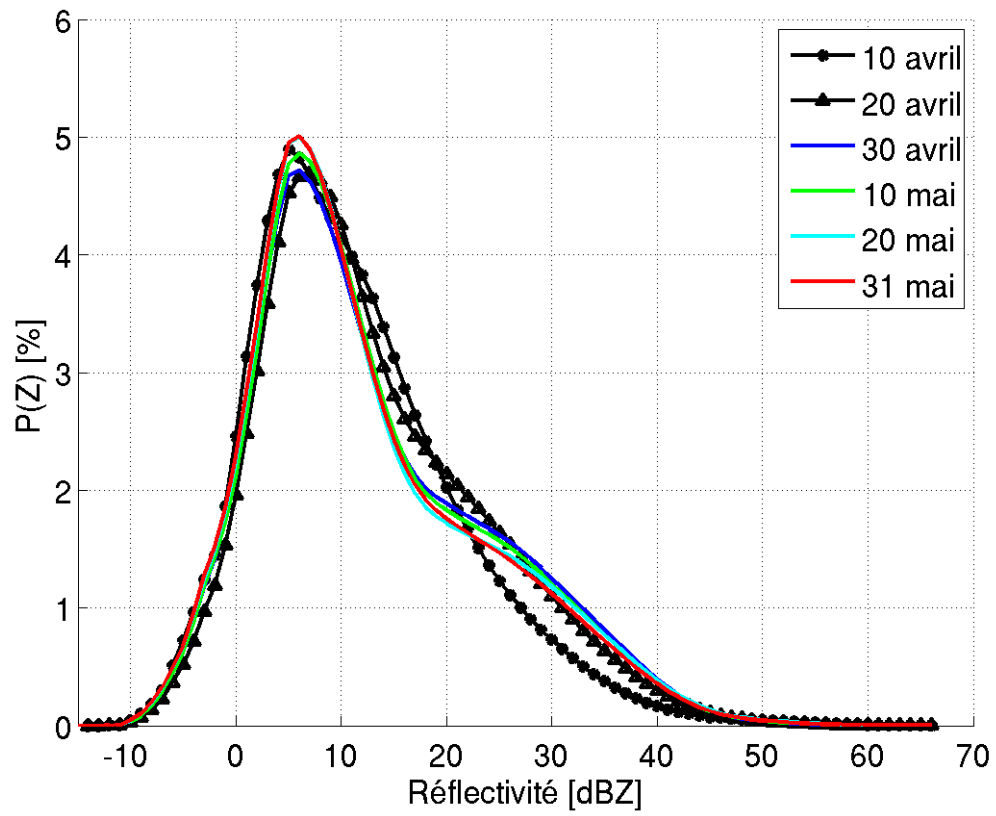
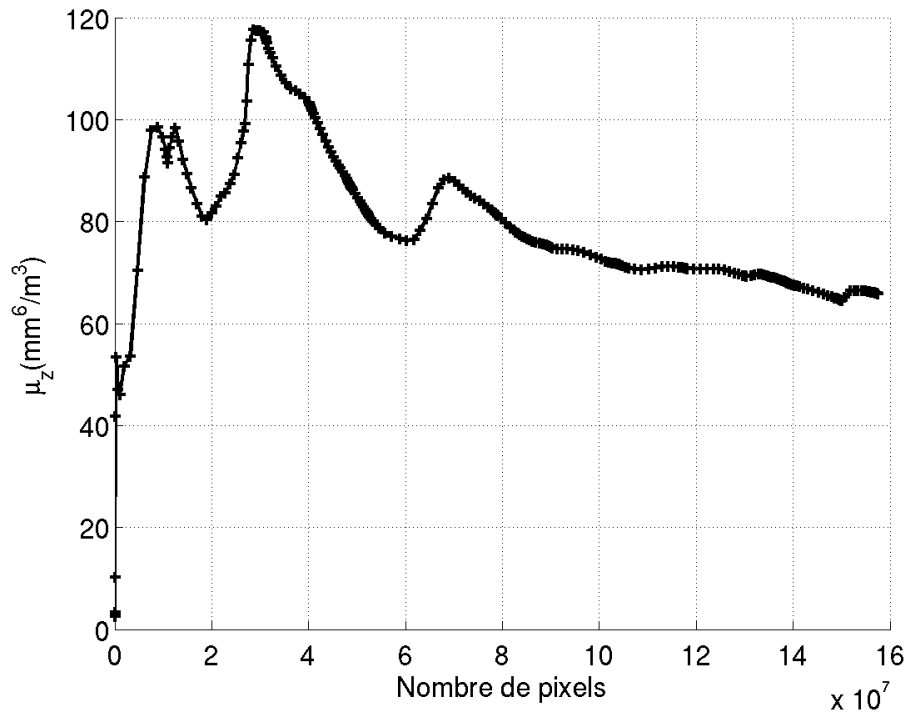
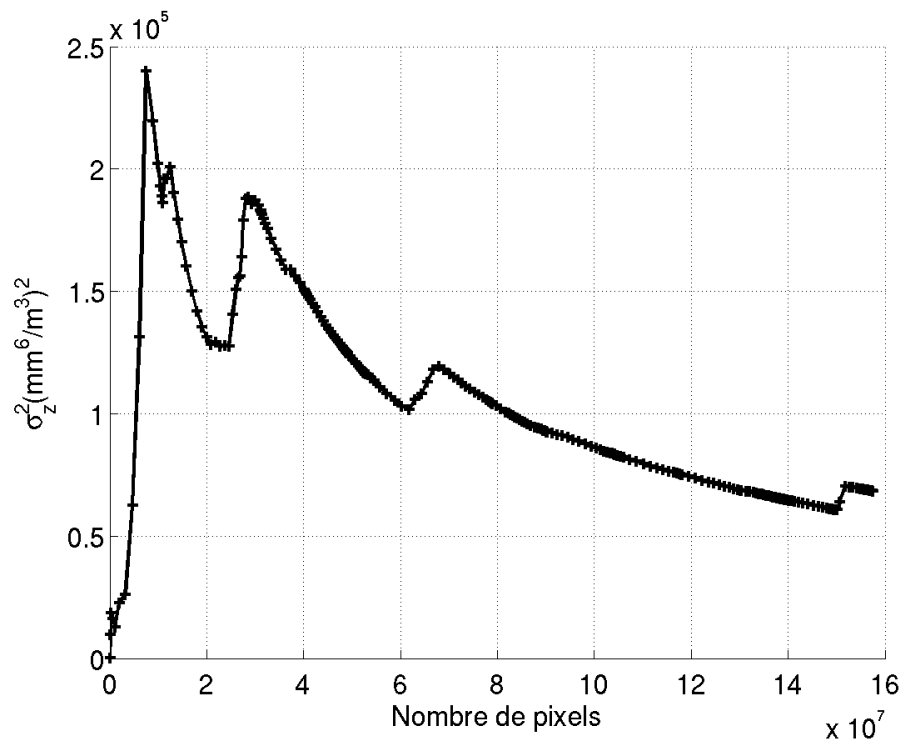


FIGURE 3.2: Distribution de réflectivité radar $P(Z)$ à Little Rock en faisant le cumul successif du nombre de pixels depuis le 1^{er} avril jusqu'au 31 mai 2007.



(a)



(b)

FIGURE 3.3: Idem que figure 3.1, pour le site de New York. Le calcul est fait sur une sélection 15 journées d'évènements neigeux.

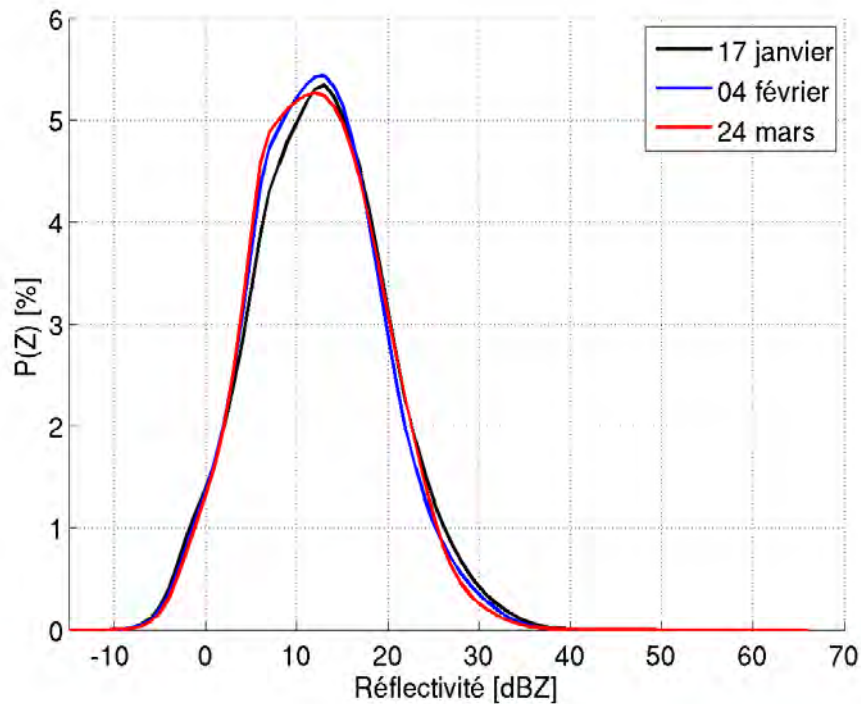


FIGURE 3.4: Idem que figure 3.2, pour le site de New York. Le calcul est fait avec 15 journées d'évènements neigeux.

3.2 Analyse des différents cas d'étude

Dans cette partie, nous analysons les différents cas d'étude. Pour chaque site et pour chaque évènement un CAPPI représentatif est montré ainsi que la distribution de la réflectivité qui est calculée avec toutes les images de l'évènement. Chaque type de perturbation étudié présente une signature spécifique aussi bien sur les CAPPI que sur la forme de $P(Z)$.

3.2.1 Les orages de grêle observés sur le site continental de Little Rock

A Little Rock, nous avons étudié la distribution des champs de réflectivité radar associée à des systèmes convectifs ayant généré de la grêle. Les 6 cas (1 à 6), dont la description est donnée sur le tableau 2.1, sont représentatifs de perturbations correspondant à des évènements violents où des grêlons de taille importante ont

été observés au sol selon le National Weather Service. Sur les CAPPI de la figure 3.5 on observe diverses organisations des champs de précipitation. Les échos radar sont compacts avec une structure cellulaire. Les échos de forte réflectivité occupent une portion importante des images. Cependant, autour des principales zones de forte réflectivité, on observe une région de cellules dispersées de faible réflectivité correspondant à de petites cellules convectives (figure 3.5k). Les échos sont parfois organisés en ligne (figures 3.5a et 3.5g). L'image radar de la figure 3.5c montre des orages de grêle qui se développent dans la partie nord du radar (centre de l'image), au nord d'un front chaud comme rapporté par le National Weather Service.

Cependant, on observe souvent une population importante d'échos ayant une réflectivité très faible autour des principales cellules convectives. C'est ce que l'on observe notamment sur la figure 3.5e.

La distribution de probabilité de la réflectivité radar $P(Z)$ permet de mieux rendre compte de la répartition des échos radar dans la zone d'observation pendant l'évènement considéré. La valeur minimale de Z est égale à -8 dBZ environ. La présence de grêle est mise en évidence par une valeur de la réflectivité maximale qui atteint 60 dBZ (figures 3.5b, d, f). Il arrive parfois que cette valeur dépasse 60 dBZ et atteigne 65 dBZ (figures 3.5h, j, l), témoignant de la violence des systèmes convectifs. Pour tous les cas, on remarque que le mode principal de la distribution $P(Z)$ est compris entre 0 et 10 dBZ, correspondant à la région de faible réflectivité observée sur les CAPPI, donc à une précipitation de très faible intensité et à de la drizzle ou du nuage.

3.2.2 Convection sur la Floride

Cas de convection péninsulaire

Nous avons étudié 3 cas (7, 8 et 9 du tableau 2.2) de convection péninsulaire sur la Floride. Comme indiqué sur le tableau 2.2, la zone d'étude est limitée au quart nord-ouest de l'aire observée par le radar puisque la convection est initiée sur la côte ouest de la Floride et est advectée vers les terres. Les systèmes convectifs sont organisés en ligne et orientés dans la même direction que celle de la côte, c'est-à-

dire dans le sens nord-ouest sud-est (figures 3.6a, c, e). Comme pour la convection continentale à Little Rock, les échos radar sont compacts.

Les distributions $P(Z)$ représentant ces différents cas sont remarquablement similaires (figures 3.6b, d, f). La valeur minimale de Z est autour de -7 dBZ. La distribution $P(Z)$ comporte principalement deux parties distinctes :

- une distribution de réflectivité quasi régulière et aplatie pour les valeurs de Z entre -7 et 35 dBZ ;
- une portion de distribution à partir de l'inflexion à 35 dBZ jusqu'à 57 dBZ.

Cette valeur maximale de Z (57 dBZ) peut être liée à la présence de grêle puisqu'elle dépasse le seuil de grêle (53 dBZ). Toutefois pour ces cas le National Weather Service n'a pas reporté de grêle au sol. Cependant, de manière très occasionnelle, quand il y a intrusion d'air très froid dans le sud de la Floride au niveau des couches supérieures, il peut y avoir production de grêle dans cette région où normalement on n'observe pas de grêle malgré un nombre important d'orages violents.

Cas de convection côtière

La figure 3.6g est un CAPPI représentant un cas de convection à l'est de la côte de la Floride (cas 10). Le champ de réflectivité est plus homogène et plus étendue que celui observé sur la bande de terre de la Floride. Cela s'explique par le fait qu'il s'agit d'un système maritime côtier et a donc un caractère moins continental que la convection péninsulaire. Egalement la distribution $P(Z)$ correspondante est plus régulière que celles des cas décrits précédemment, avec une valeur maximale de Z ne dépassant pas 53 dBZ. La nature de $P(Z)$ (3.6h) révèle un caractère plutôt maritime de système convectif en relation avec l'advection du système vers la mer.

3.2.3 Convection sur le site côtier de Brownsville

Système convectif maritime côtier

Le CAPPI de la figure 3.7a est un exemple de convection côtière à Brownsville tout près de la ligne de côte (cas 11 du tableau 2.2). Il s'agit d'un système orienté nord sud suivant la ligne de côte. Il est quasi statique et faiblement advecté vers

la partie terrestre du site de Brownsville. Comme pour la convection sur la côte est de la Floride le champ des échos radar est assez homogène. Pour le calcul de $P(Z)$ (figure 3.7b), nous n'avons considéré que la fraction de CAPPI située sur la mer, c'est-à-dire à l'ouest du radar pour éviter l'influence des quelques échos situés sur la partie continentale. Les valeurs de Z de $P(Z)$ sont comprises entre -6 et 54 dBZ environ. Le mode de la distribution est autour de 10 dBZ et on observe une décroissance quasi linéaire pour les valeurs de Z entre 15 et 54 dBZ.

Transition terre/mer

Un cas de transition terre/mer à Brownsville a été étudié (cas 12). Le CAPPI de la figure 3.7c montre le système convectif au moment de son passage au dessus de la terre à la mer. Le champ de précipitation est constitué d'une vaste région homogène de fortes valeurs de réflectivité avec des pixels périphériques ayant de faibles valeurs de réflectivité et occupant une surface moins importante. Comme pour le cas précédent, le calcul de $P(Z)$ est réalisé en considérant uniquement la fraction de CAPPI située sur la mer. La distribution $P(Z)$ correspondante montre un mode principal très net autour de 34 dBZ (figure 3.7d). Ce mode est attribué à la zone des fortes réflectivités observée sur le CAPPI.

3.2.4 Convection maritime à Hawaii

Pour les cas 13 à 16 (figures 3.8a, c, e, g), les systèmes convectifs évoluent au dessus de l'océan à une distance supérieure à 50 km de la côte orientée dans la direction nord-est sud de la Grande Ile de Hawaii, suffisante pour assurer que la convection n'est pas influencée par l'île (Carbone et al. 1998, Kidd and McGregor 2007). Ainsi, la convection observée est purement océanique. Les champs de réflectivité radar sont assez homogènes et comparables à ceux de la convection côtière à Miami et à Brownsville. Les distributions $P(Z)$ correspondant aux cas 13, 15 et 16 sont assez similaires. La $P(Z)$ du cas 14 a une forme différente, elle présente un mode autour de 8 dBZ et est très dissymétrique à droite ; de 8 dBZ à 45 dBZ, la courbe est une portion de droite. Cela peut s'expliquer par le fait que le système convectif paraît moins étendu et moins développé que les cas 13, 15 et 16. La valeur maximale de Z

des $P(Z)$ de ces cas de convection purement maritime n'atteint pas 50 dBZ, elle est entre 45 et 48 dBZ.

Les cas 17 et 18 sont des systèmes convectifs qui sont advectés au dessus de la Grande Ile de Hawaii. D'ailleurs, on remarque sur les CAPPI des figures 3.8i et k une convection avec des réflectivités plus fortes que les 4 cas précédents montrant un renforcement de la convection dû au passage des systèmes précipitants au dessus de l'île. La valeur maximale de Z est d'environ 52 dBZ (figures 3.8j et l).

Sur toutes les $P(Z)$ des cas de Hawaii, on a une valeur minimale de Z à -5 dBZ et un pic autour de 8 dBZ.

3.2.5 Convection maritime à Eureka

Les systèmes précipitants présentés pour le site d'Eureka sont des cas de convection purement maritime puisque l'on n'a considéré que la partie maritime des systèmes convectifs qui se développent sur la mer et qui sont advectés vers la terre. On remarque sur les CAPPI (figures 3.9a, c et e) que le champ de réflectivité est assez homogène et est comparable à ce que l'on observe à Hawaii et sur les côtes de Brownsville et de Miami.

Les valeurs de réflectivité de $P(Z)$ pour ces cas sont comprises entre -5 et 47 dBZ, montrant un développement convectif qui n'est pas très intense. On observe un pic à 20 dBZ sur la courbe $P(Z)$ de la figure 3.9a, révélant une contribution importante de la précipitation stratiforme dans le système convectif total. Sur les $P(Z)$ des cas 20 et 21, on remarque un palier entre 10 et 25 dBZ, ce qui correspond à une prédominance de précipitation stratiforme.

3.2.6 Cas de neige à New York City et à Middleton Island

Les CAPPI représentatifs des cas de neige à New York City et à Middleton Island (figures 3.10 et 3.11) montrent des champs de réflectivité très homogènes. Cela n'est pas surprenant puisque la neige qui est associée à une convection "froide" est essentiellement constituée de précipitation stratiforme.

Pour la plupart des cas, la distribution de la réflectivité radar est régulière

et moins large que les distributions observées pour la convection continentale et océanique. Les distributions $P(Z)$ des cas 24, 27, 29 et 30 ont une forme moins régulière. Les autres distributions $P(Z)$, ayant une forme régulière, ont leur mode à peu égal à leur moyenne (tableau 3.2). Pour New York City, qui est un site continental, le mode principal de $P(Z)$ est entre 10 et 15 dBZ, exceptés les cas 25, 29 et 30. Pour la neige à Middleton Island (site océanique), on observe un mode (10 dBZ pour les cas 31, 32 et 33; 7 dBZ pour les cas 34) inférieur à celui de New York City. Cette différence entre les deux sites suggère que la convection “froide” est moins vigoureuse sur mer que sur terre.

3.3 Paramètres de la distribution de la réflectivité radar

Nous avons récapitulé dans le tableau 3.2 les paramètres de $P(Z)$ des différents cas. Il s’agit de la moyenne (μ_Z), la variance (σ_Z^2), du coefficient d’asymétrie γ_1 (ou *skewness*) et du coefficient d’aplatissement γ_2 (ou *kurtosis*).

Si μ_n est le moment d’ordre n de $P(Z)$ donné par $\mu_n = \int_{-\infty}^{+\infty} Z^n P(Z) dZ$, on détermine respectivement γ_1 et γ_2 par les expressions suivantes :

$$\gamma_1 = \frac{\mu_3}{\mu_2^{1.5}} \tag{3.1}$$

et

$$\gamma_2 = \frac{\mu_4}{\mu_2^2} - 3 \tag{3.2}$$

Les valeurs moyennes des $P(Z)$ des cas d’orages de grêle sur Little Rock sont homogènes, exceptés les cas 1 et 3 pour lesquels les valeurs de μ_Z sont plus faibles. Ces faibles valeurs sont dues à une proportion importante de pixels ayant de faibles valeurs de réflectivité comme on peut le voir sur les figures 3.5b et f. Les variances sont également homogènes sauf pour le cas 4 (figure 3.5h) qui a une valeur de σ_Z^2 plus élevée. Nous constatons d’après les valeurs de γ_1 que les $P(Z)$ sont dissymétriques et décalées vers la droite. Les valeurs de γ_2 montrent que les distributions sont aplaties, à l’exception du cas 3 où on a une valeur positive de γ_2 due au pic très prononcé

observé sur $P(Z)$ au niveau des faibles valeurs de réflectivité.

Les moyennes et les variances des $P(Z)$ des cas de Miami sont homogènes. Les distributions sont décalées vers la droite. Elles sont aplaties, sauf le cas 10 avec une valeur γ_2 positive et proche de 0.

Pour les deux cas de Brownsville, les distributions $P(Z)$ sont aplaties. On trouve, cependant, des valeurs de γ_1 très différentes. La première distribution (cas 11) est décalée à droite tandis la seconde (cas 12) est décalée à gauche.

Les distributions de réflectivité des cas de Hawaii présentent également une dissymétrie à droite et sont aplaties.

A Eureka on a des distributions quasi-symétriques (γ_1 proche de 0) et aplaties avec des valeurs de μ_Z et σ_Z^2 à peu près constantes d'un cas à un autre.

Les distributions $P(Z)$ associées à la neige à New York City sont décalées à droite sauf les cas 27, 28 et 30 qui présentent une faible dissymétrie à gauche ($\gamma_1 < 0$). Elles sont toutes très légèrement aplaties.

Les $P(Z)$ des cas de Middleton Island présentent une asymétrie à droite. Elles sont très légèrement aplaties, à l'exception du cas 32 pour lequel on a une valeur de γ_2 positive.

Dans l'ensemble, nous constatons que les distributions sont dissymétriques et aplaties pour la plupart d'entre elles. La présence d'un mode principal et la dissymétrie (à gauche ou à droite) observée sur les distributions de la réflectivité radar pour les différents cas suggèrent qu'elles ne peuvent pas être ajustées par une seule gaussienne. Comme on peut le remarquer sur la figure 3.12, une gaussienne ne suffit pas à modéliser la distribution de probabilité de la réflectivité radar ; même pour les cas de convection océanique à Eureka (figure 3.12e) et de neige à New York

et à Middleton Island (respectivement figures 3.12f et g) qui sont associées à des distributions $P(Z)$ quasi-régulières, on constate qu'un ajustement normal ne correspond pas à une meilleure estimation de $P(Z)$. Un ajustement des courbes avec une distribution normale conduirait à une mauvaise estimation (surestimation ou sous-estimation des précipitation dans le champ total de réflectivité. Ainsi, la forme complexe de ces distributions suggère qu'il s'agit d'un mélange de plusieurs composantes.

3.4 Justification physique des composantes de la distribution de la réflectivité radar

La formation et la croissance des précipitations sont régies par des processus microphysiques. On peut ainsi distinguer plusieurs formes de précipitation en fonction du processus microphysique. Dans le contexte de la présente étude, ces types de précipitation sont principalement la drizzle, la précipitation stratiforme, la précipitation convective et la grêle. Le cas de la neige sera traité séparément.

3.4.1 Formation de la drizzle

La distinction entre la drizzle et la pluie est faite selon un critère de taille d'hydrométéores. Ainsi, on définit un diamètre seuil de 0.5 mm (Pruppacher and Klett 1997). Les gouttes de taille inférieure à ce seuil sont définies comme étant de la drizzle. Les stratus, les stratocumulus, les cumulus de faible épaisseur (eg. cumulus humilis) sont les nuages qui produisent de la drizzle. Les processus microphysiques responsables de la formation de la drizzle sont la condensation et la coalescence de particules de nuage de très petite taille. Ces processus produisent de petites gouttelettes d'eau. Il est assez commun que les précipitations liquides soient composées à la fois d'hydrométéores ayant la taille de gouttes de pluie et de drizzle.

3.4.2 Formation des précipitations stratiformes et convectives

L'intensité des mouvements d'air verticaux dans le nuage permettent de distinguer fondamentalement les précipitations stratiformes et convectives.

La précipitation stratiforme existe quand la vitesse verticale de l'air V_a satisfait la condition suivante : $|V_a| \ll |V_c|$ où V_c est la vitesse limite de chute des cristaux de glace ou particules de neige ($1-3 \text{ ms}^{-1}$) (Pruppacher and Klett 1997). Dans ces conditions, les particules situées dans les niveaux supérieurs tombent et la croissance de la précipitation s'opère pendant leur chute. Dans les hautes altitudes, la croissance des cristaux de glace se fait principalement par déposition de vapeur. Durant leur phase de chute et avant d'atteindre l'isotherme $0 \text{ }^\circ\text{C}$, la croissance de la précipitation se fait par déposition, agrégation et givrage. Ainsi les particules grossissent, fondent au passage par l'isotherme $0 \text{ }^\circ\text{C}$ et tombent ensuite sous forme de pluie.

Le processus de la pluie convective diffère de celui de la précipitation stratiforme. Dans une situation convective, la vitesse verticale de l'air est de l'ordre de $1-10 \text{ ms}^{-1}$ ou plus ($|V_a| \geq |V_c|$). Les processus microphysiques de croissance de la précipitation sont essentiellement la coalescence et le givrage. Ces processus, associés aux forts mouvements ascendants, favorisent le grossissement des particules qui deviennent suffisamment lourdes pour tomber sous forme de pluies très intenses pouvant être accompagnées de grapel et de grêle. Un système convectif de méso-échelle contient à la fois des cellules convectives actives et des précipitations stratiformes dont une grande partie est constituée des restes des vieilles cellules (Yuter and Houze 1995).

3.4.3 Formation de la grêle dans les nuages convectifs

La grêle peut être considérée comme une extension de la pluie convective dans la mesure où sa formation requiert de plus fortes ascendances. Elle se forme dans des nuages convectifs très vigoureux (cumulonimbus) en présence de très forts mouvements ascendants et d'eau surfondue. La grêle résulte d'une phase extrême du

processus de givrage. Des gouttes de pluie gelées ou des particules de glace telles que le graupel ou la neige roulée fondent au passage de l'isotherme 0 °C et deviennent de grosses gouttes d'eau par coalescence. Lorsque ces gouttes d'eau sont prises dans les très fortes ascendances, elles peuvent parvenir à une altitude où elles gèlent et deviennent de grosses particules solides. Les grêlons se forment ainsi par la répétition de ce processus.

Ces formes de précipitation peuvent coexister dans un orage associé à une convection continentale très intense. Cela conduit à la forme complexe observée sur les distributions $P(Z)$. L'utilisation d'un modèle de mélange de gaussiennes semblerait donc plus appropriée pour établir une approximation plus fine de $P(Z)$.

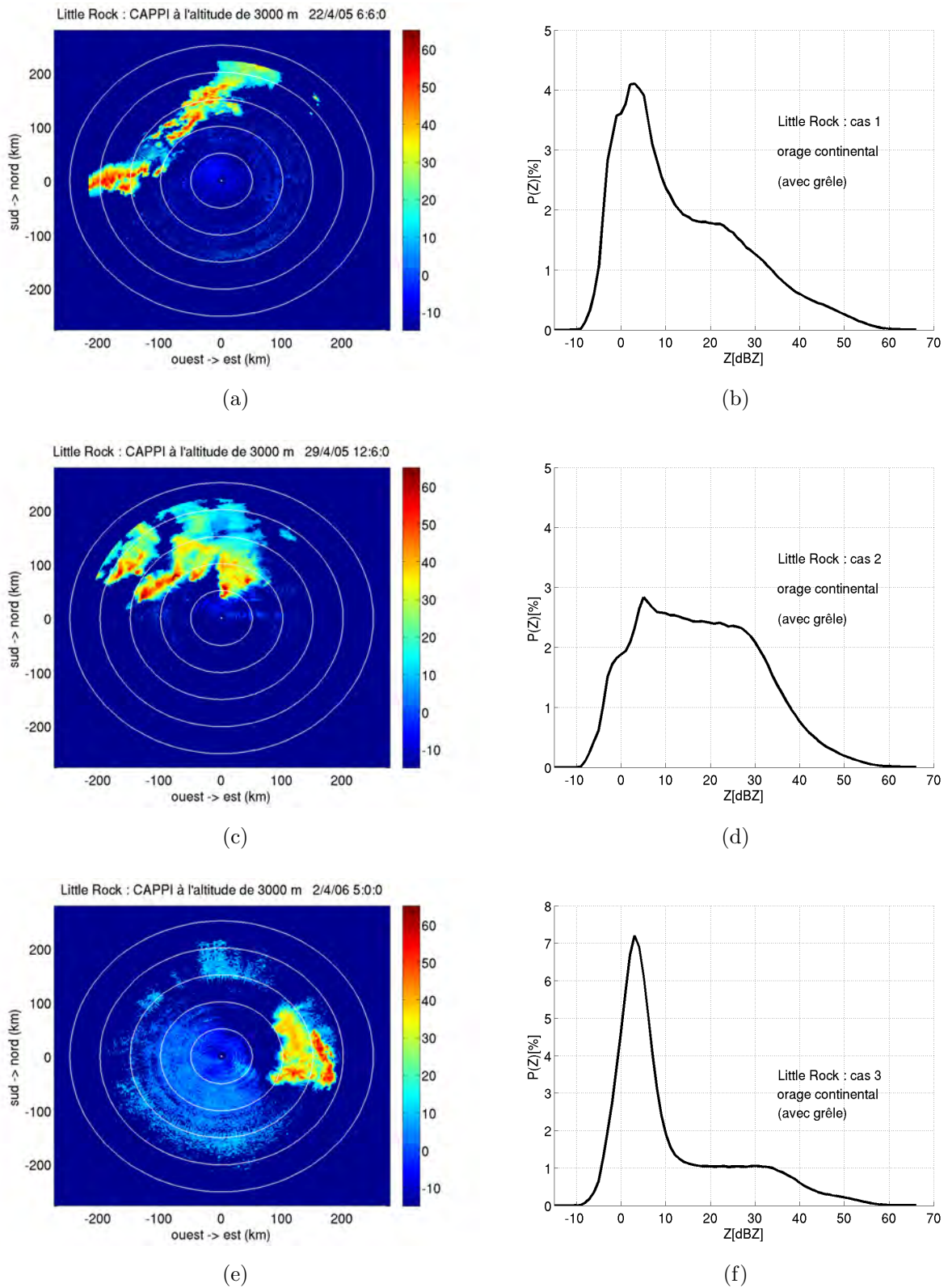


FIGURE 3.5: CAPPI représentatif (gauche) et P(Z) (droite) pour chacun des 6 cas d'orages de grêle à Little Rock. Le numéro du cas est indiqué sur la figure de droite.

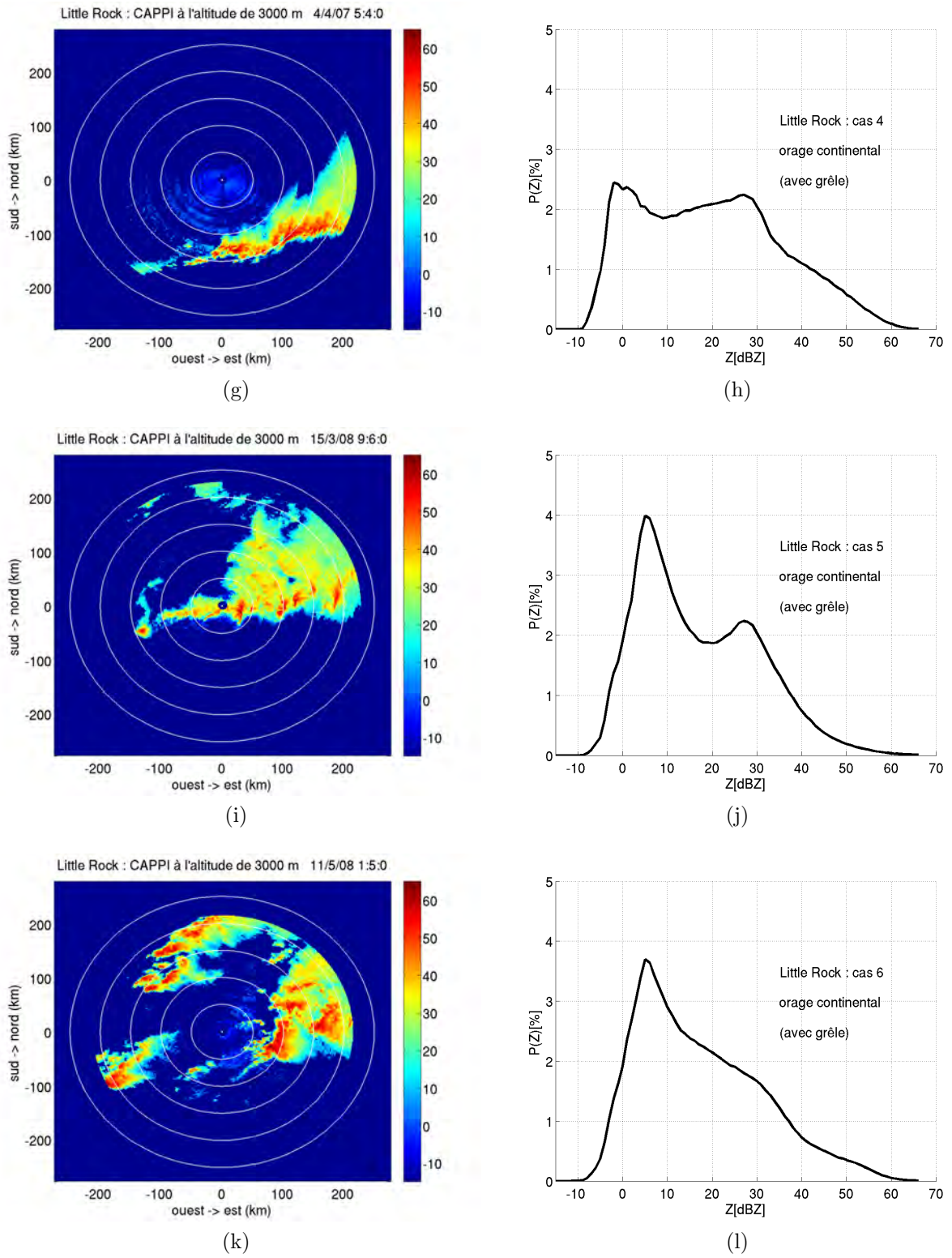


FIGURE 3.4: Suite.

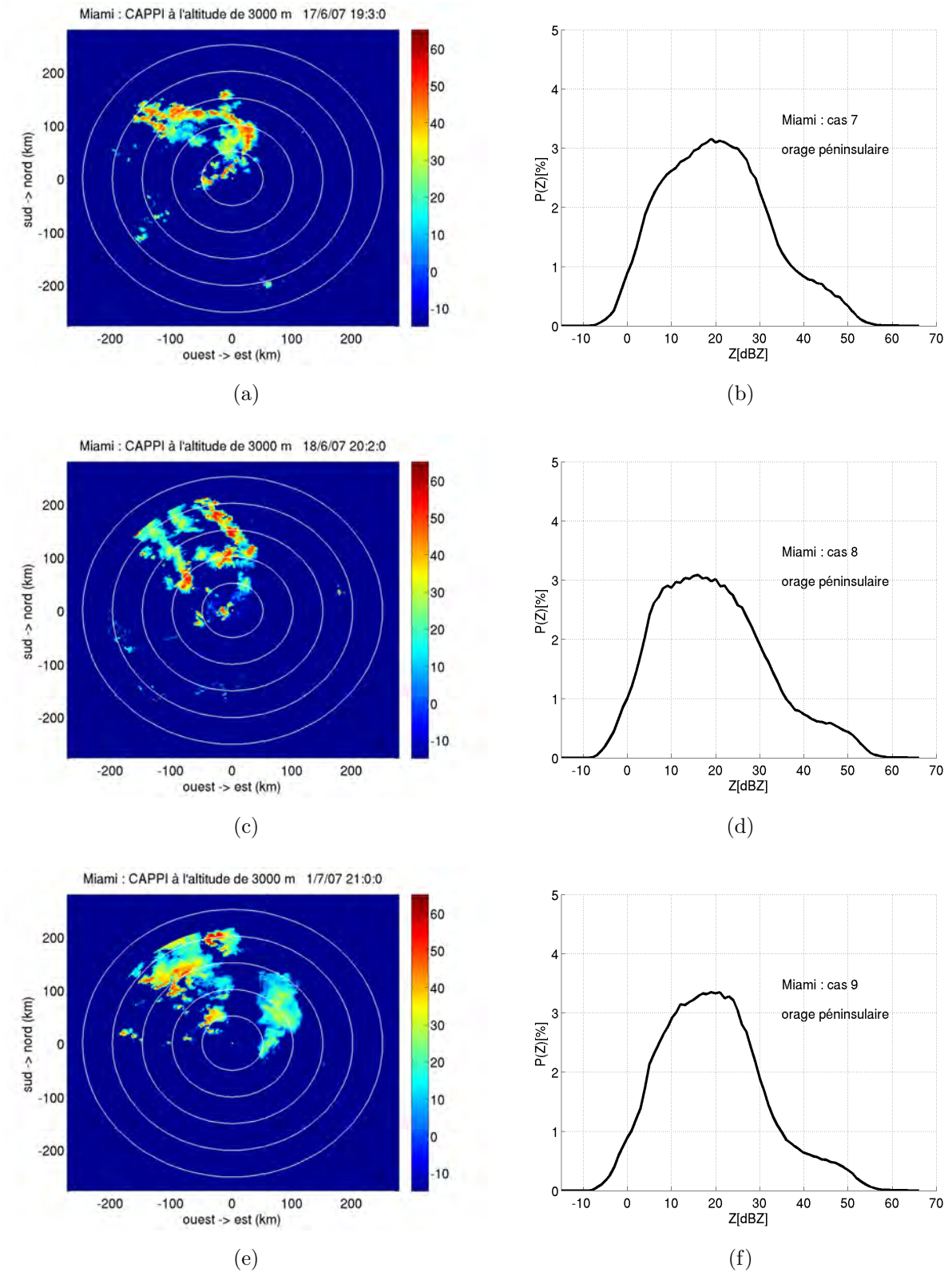


FIGURE 3.5: Idem que figure 3.5, pour les 3 cas de convection péninsulaire à Miami.

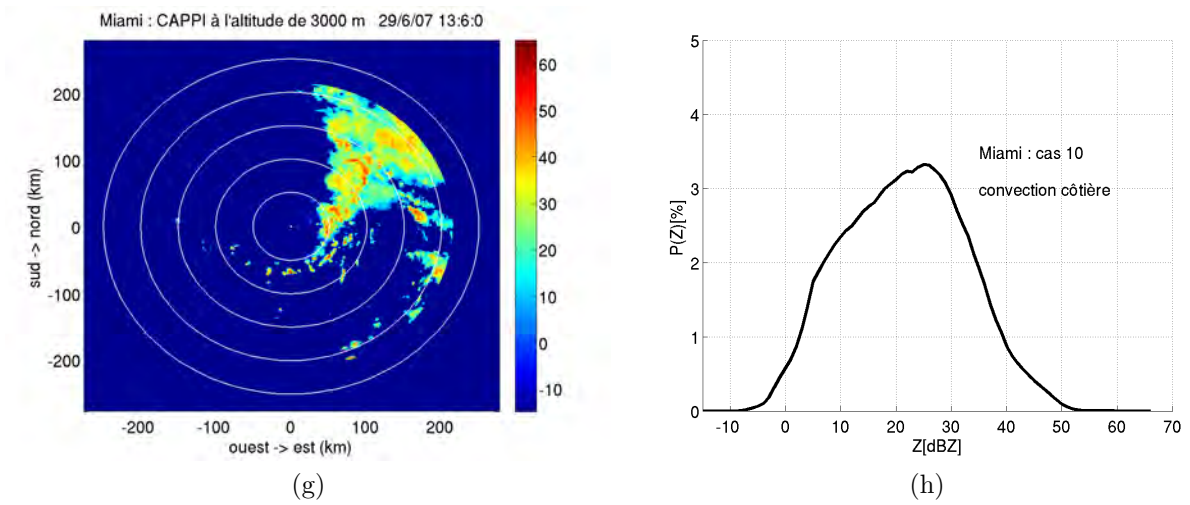


FIGURE 3.4: Suite : cas de convection côtière à Miami.

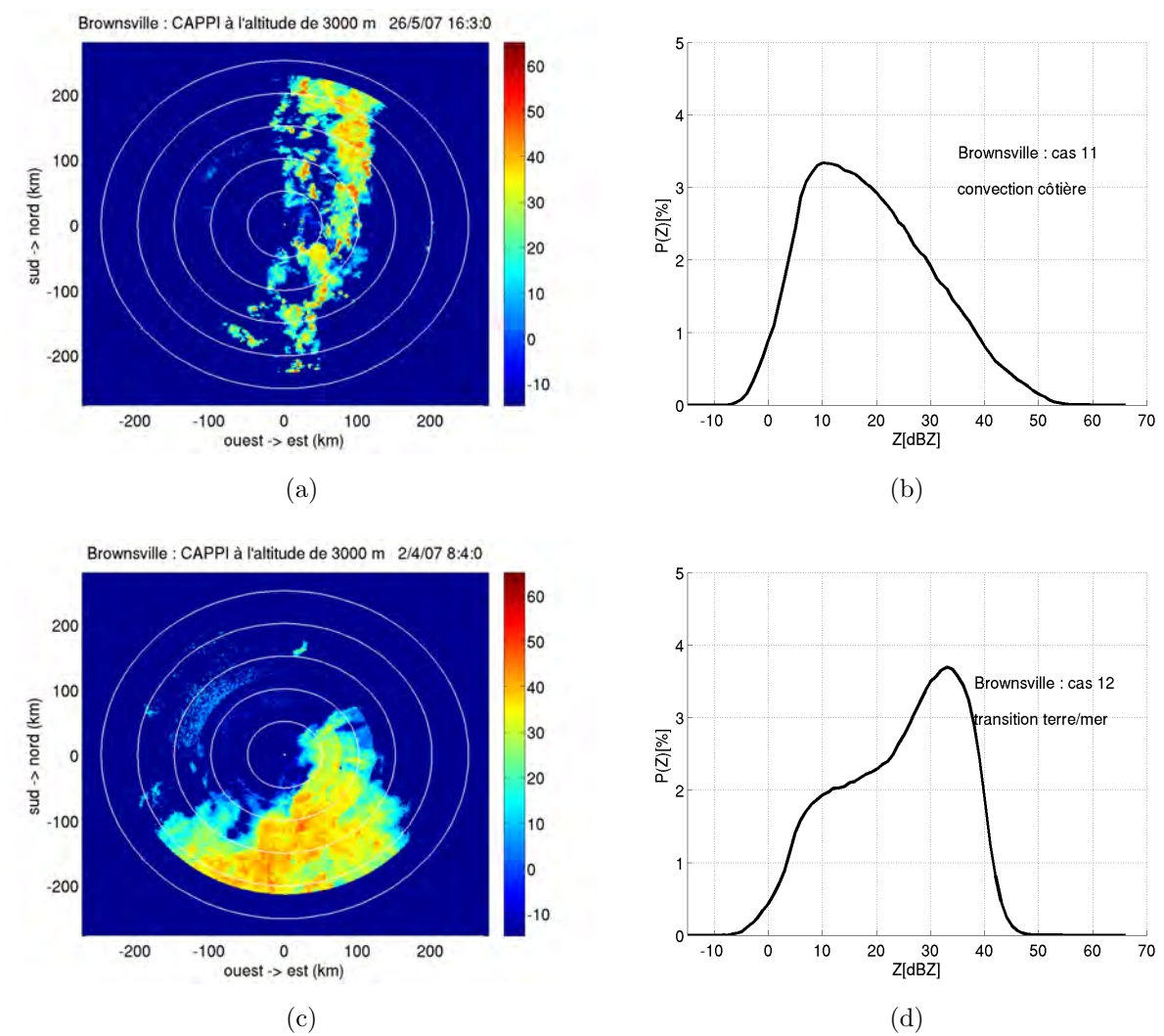


FIGURE 3.5: Idem que figure 3.5, pour les 2 cas de convection côtière et de transition terre/mer à Brownsville.

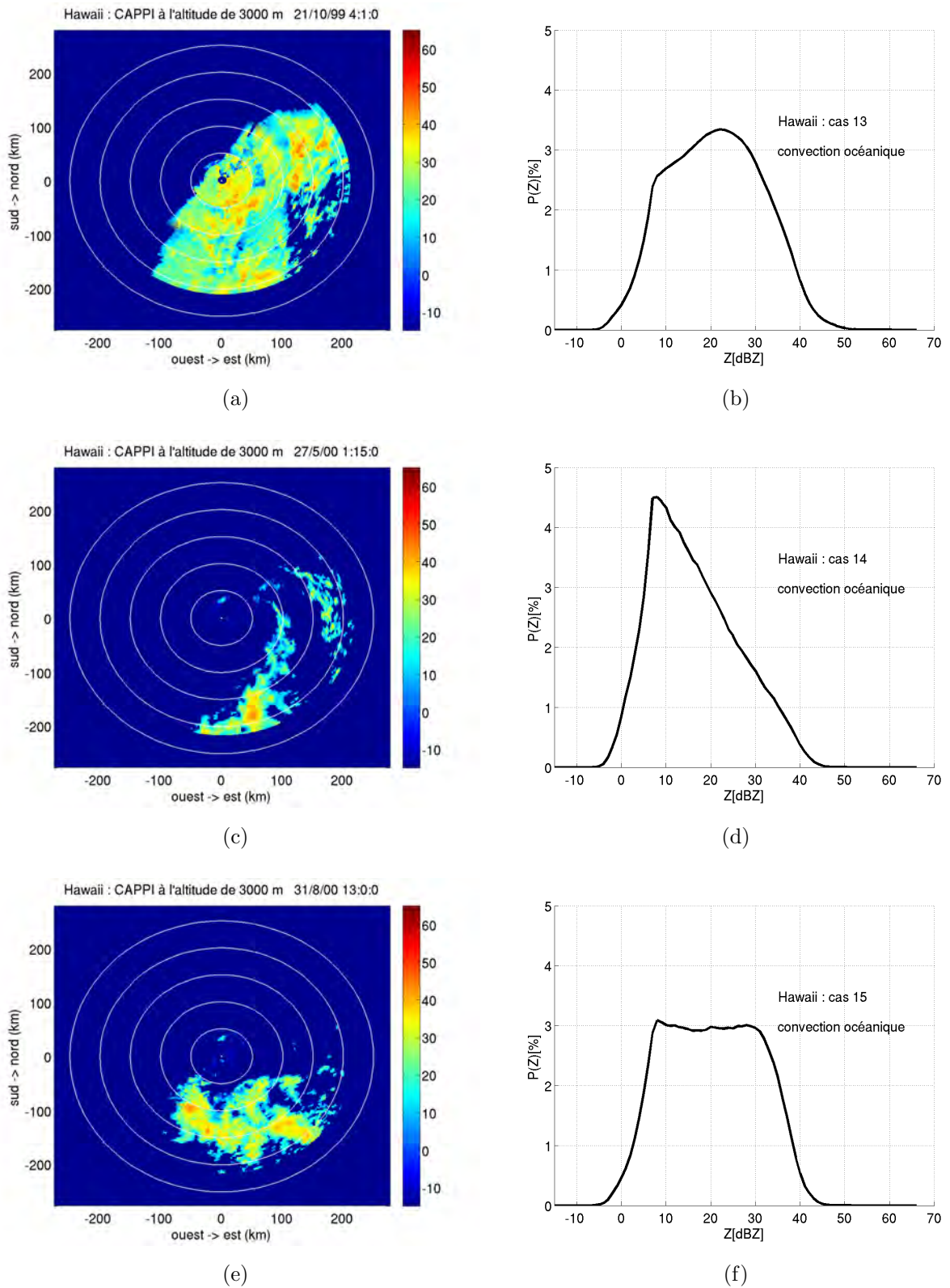


FIGURE 3.6: Idem que figure 3.5, pour les 6 cas de Hawaii.

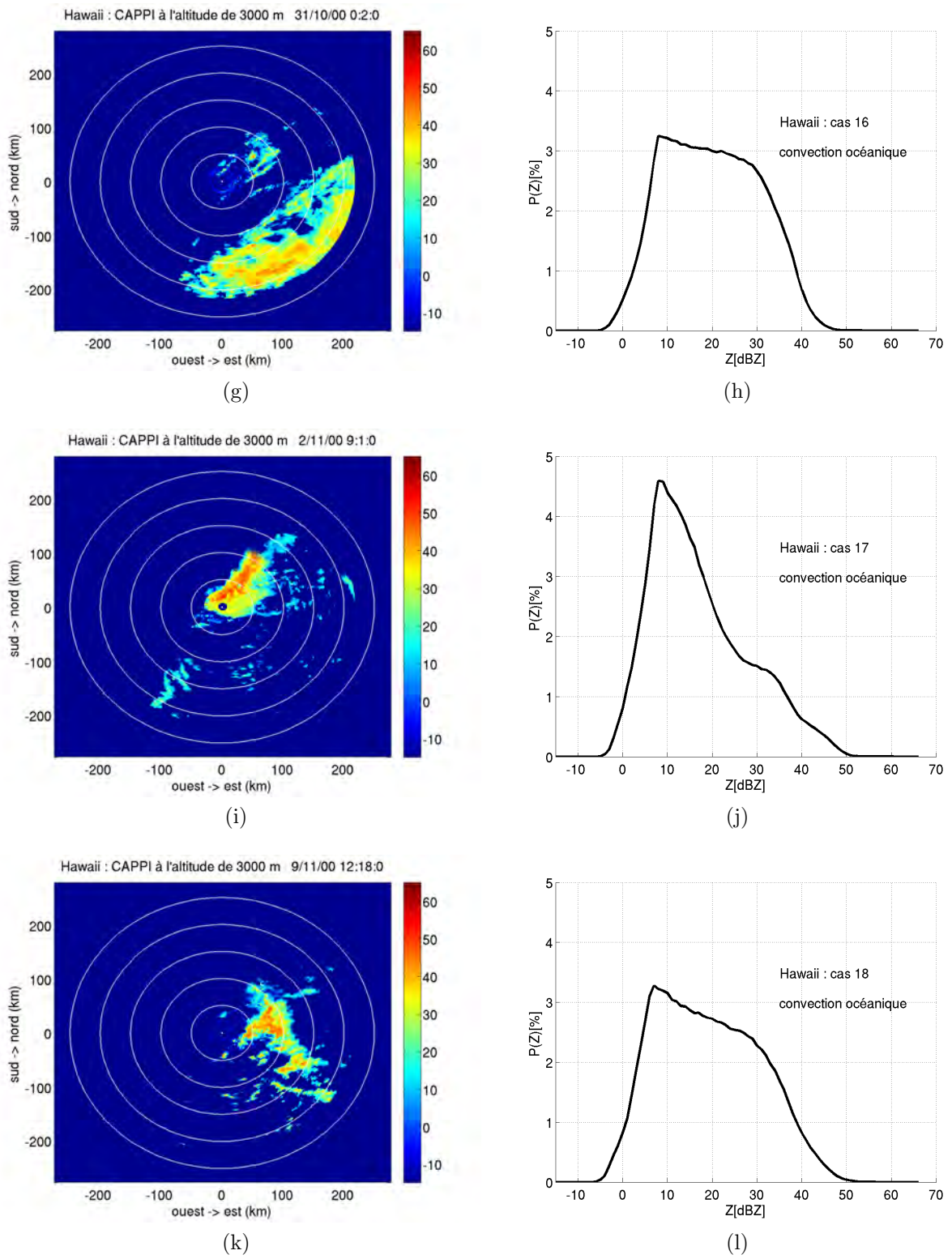


FIGURE 3.5: Suite.

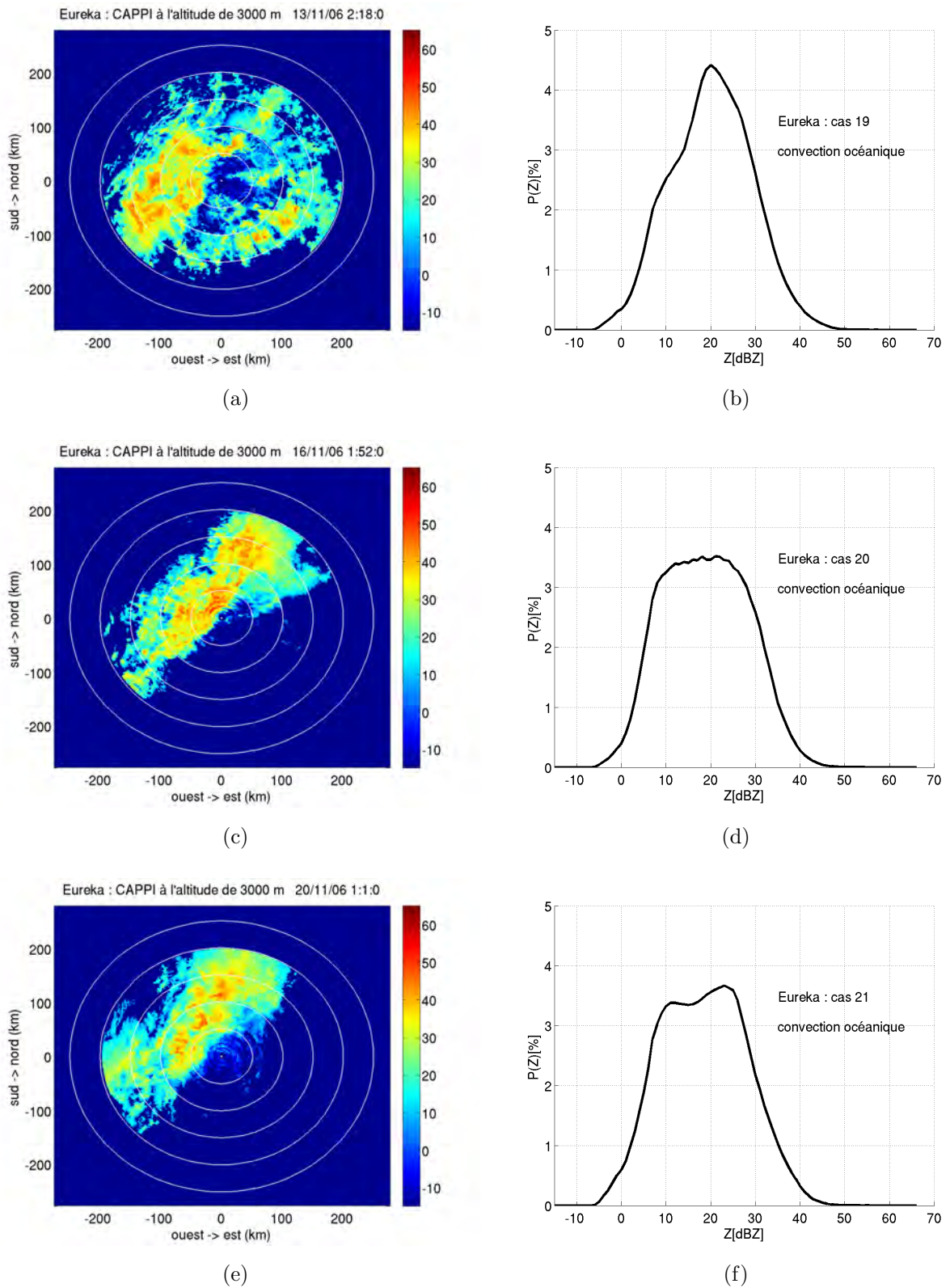


FIGURE 3.6: Idem que figure 3.5, pour les 3 cas d'Eureka.

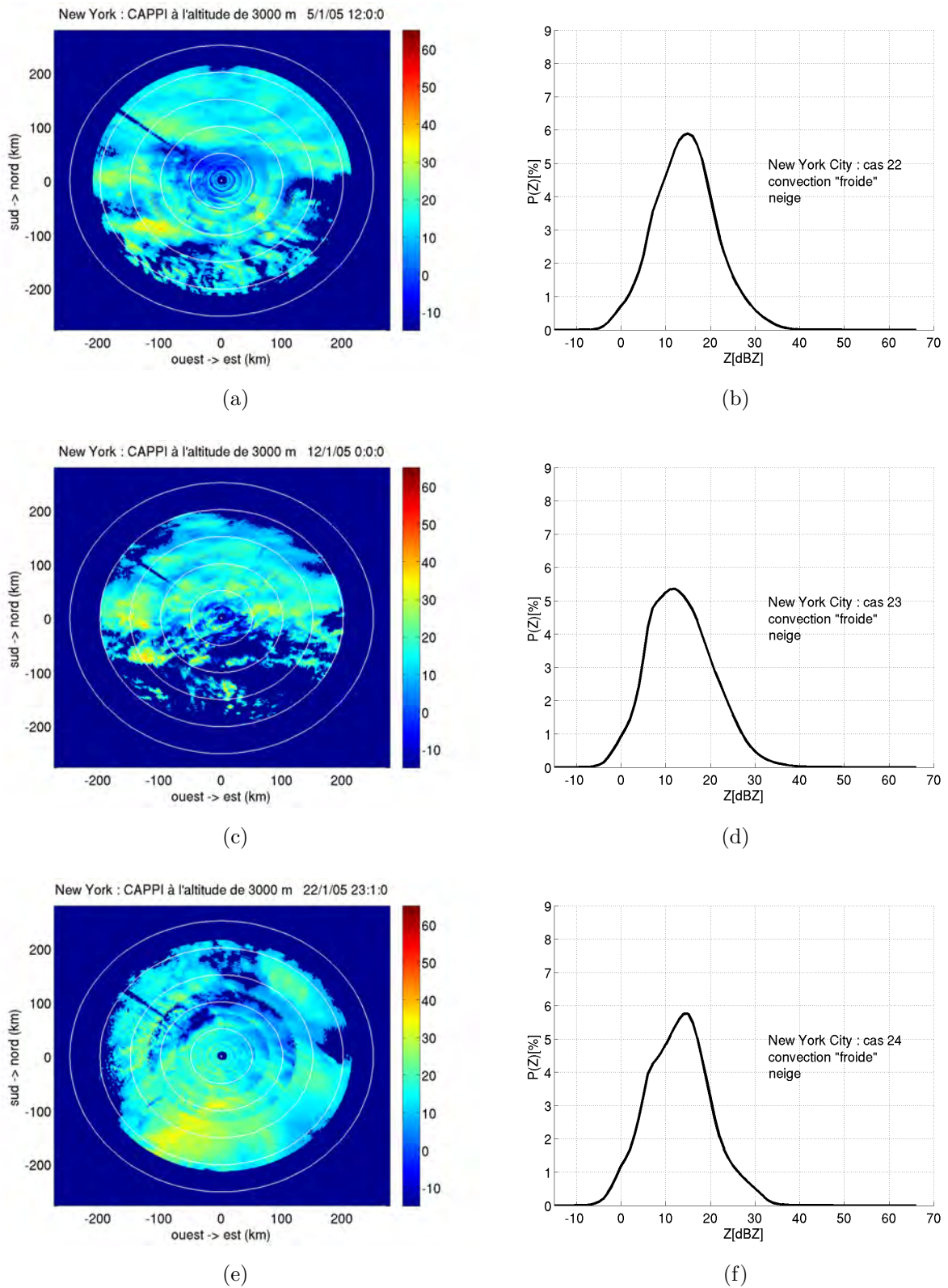


FIGURE 3.7: Idem que figure 3.5, pour les 9 cas de chute de neige à New York City.

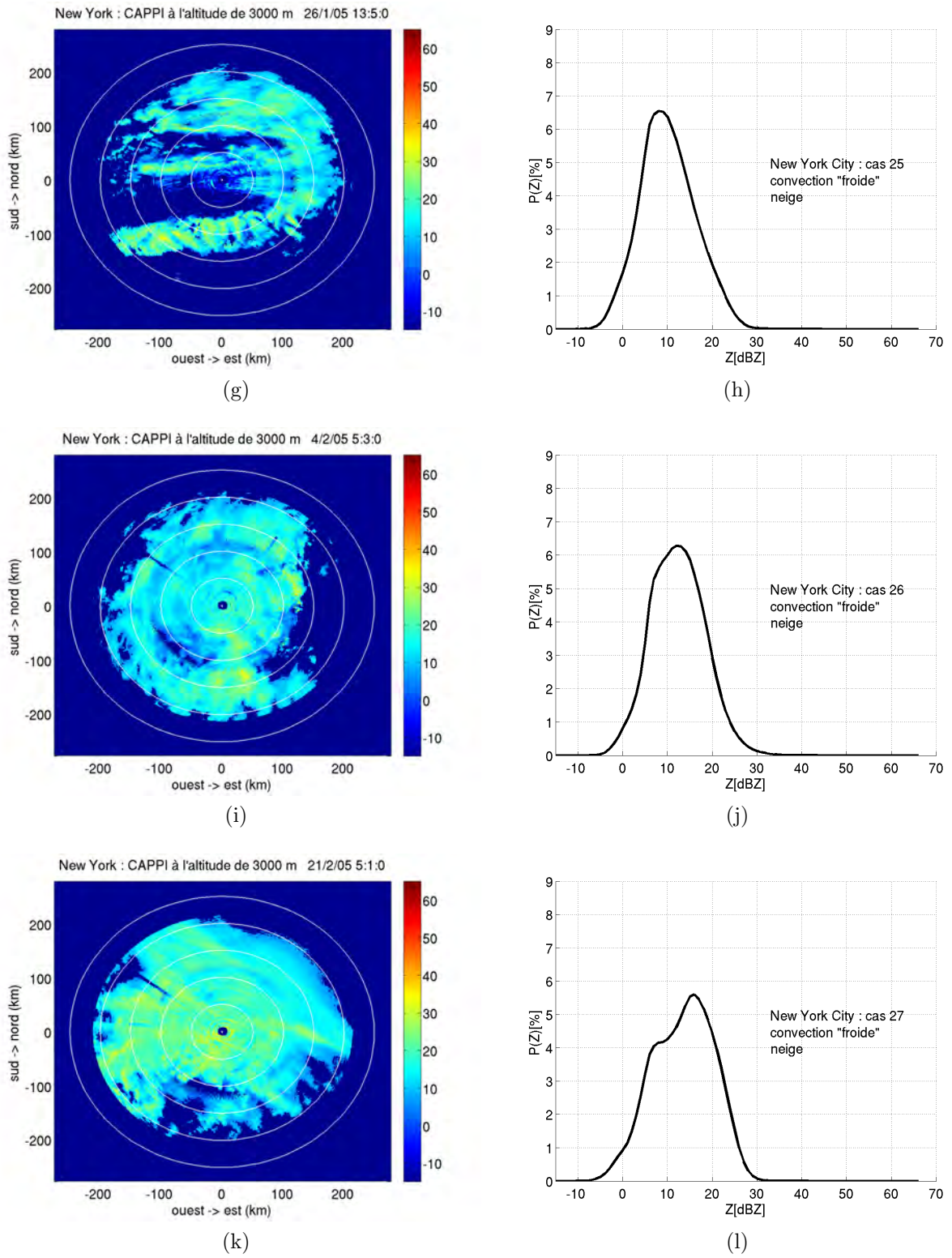


FIGURE 3.6: Suite.

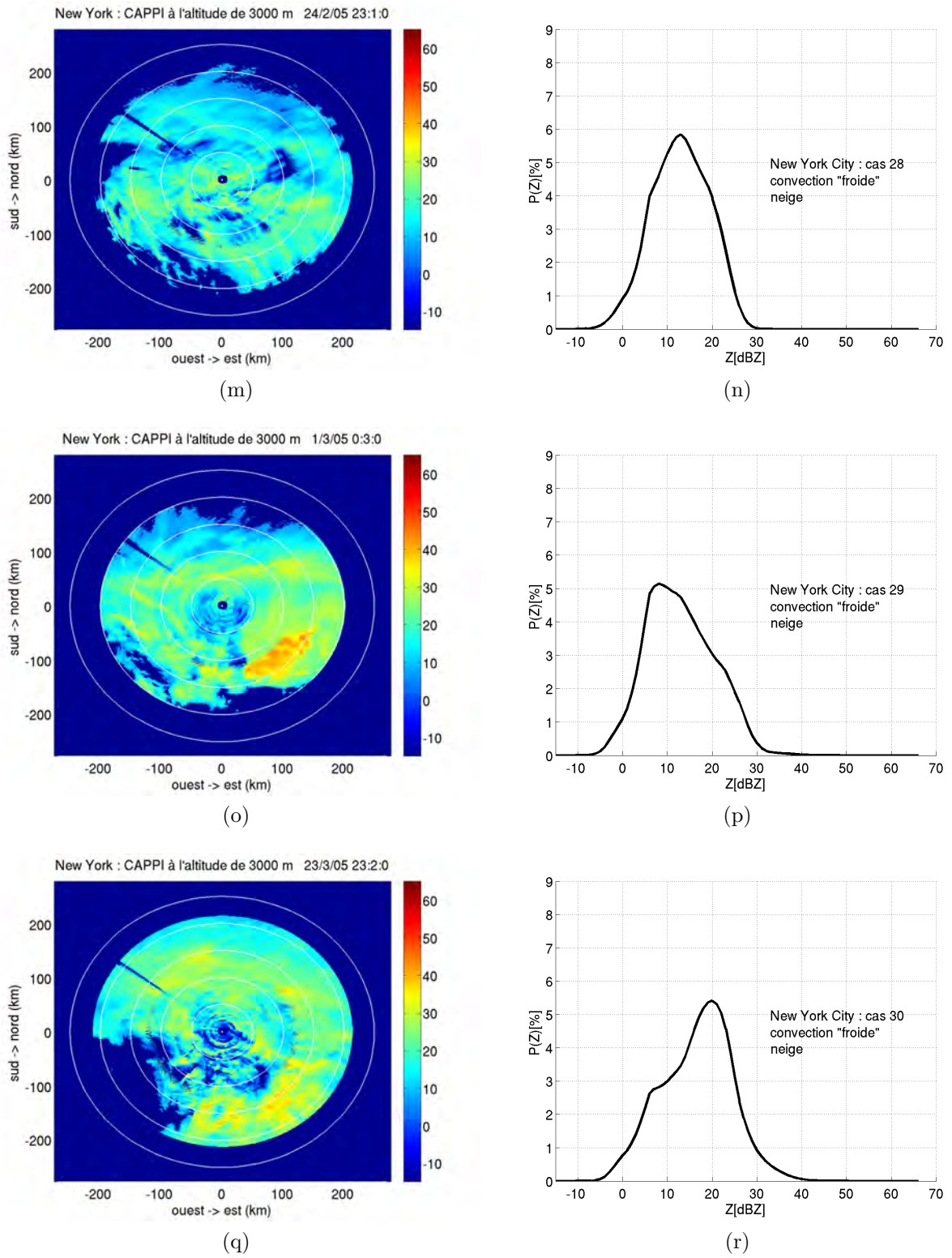


FIGURE 3.5: Suite et fin.

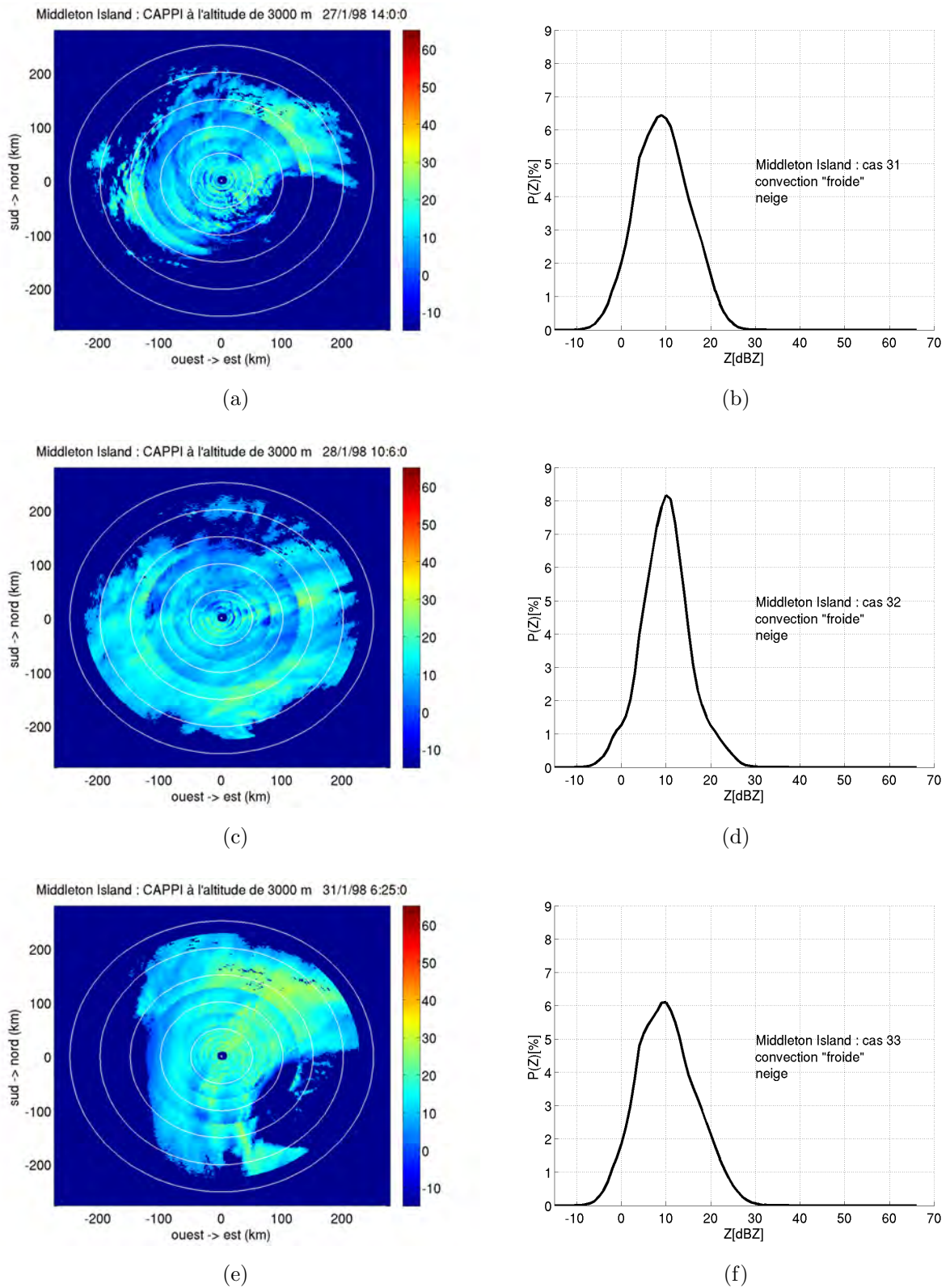
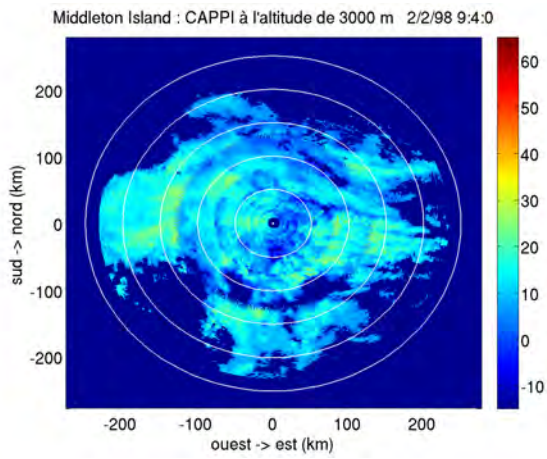
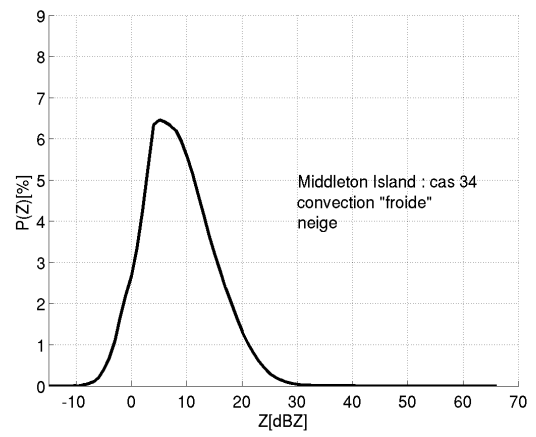


FIGURE 3.6: Idem que figure 3.5, pour les 4 cas de Middleton Island



(g)



(h)

FIGURE 3.5: Suite.

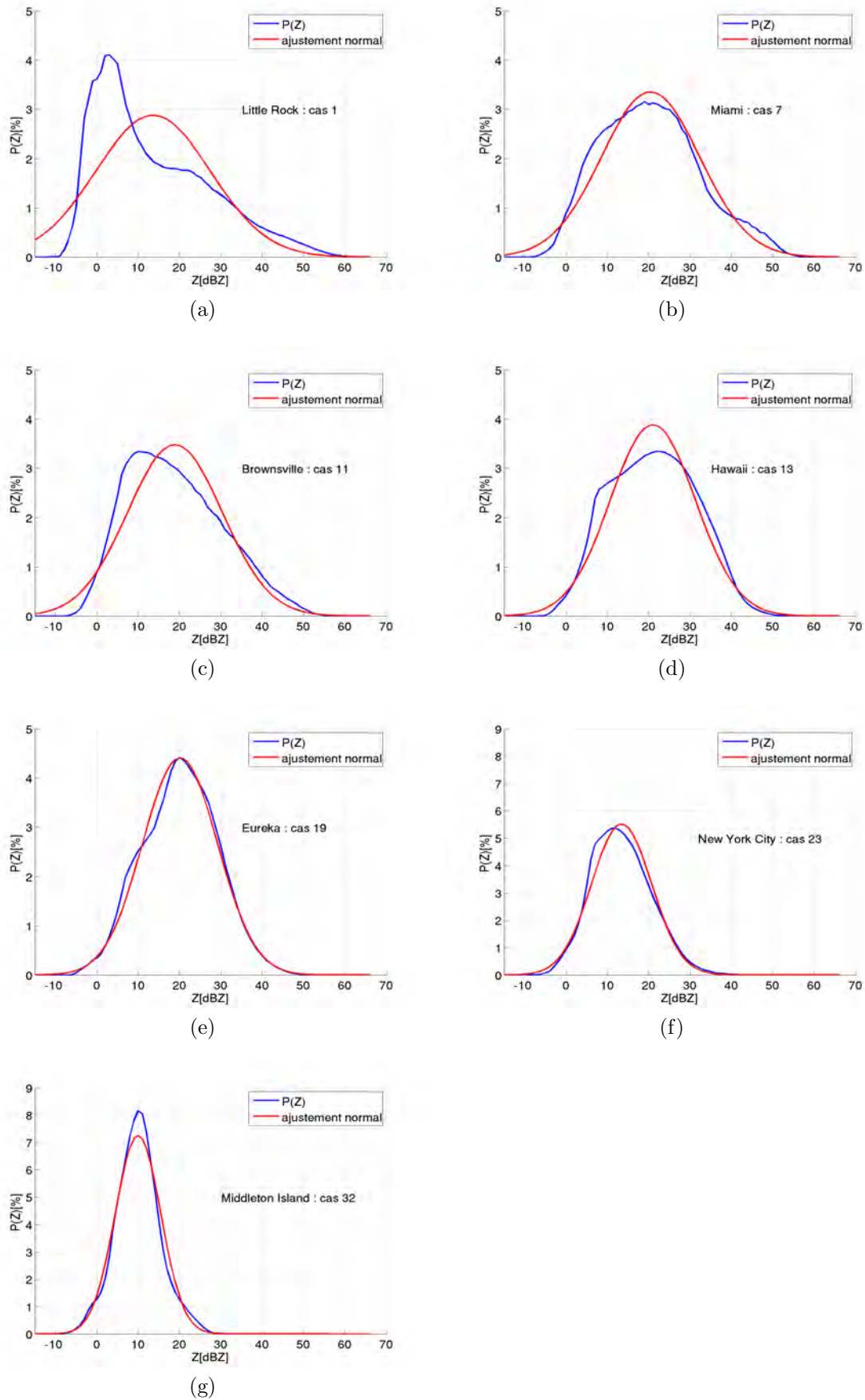


FIGURE 3.6: Exemples de $P(Z)$ ajustées avec une gaussienne.

Tableau 3.2: Paramètres de $P(Z)$ des différent cas : moyenne μ_Z , variance μ_Z , *Skewness* γ_1 et *Kurtosis* γ_2

Sites	Cas	μ_Z (dBZ)	σ_Z^2 (dBZ ²)	γ_1	γ_2
Little Rock	1	13.59	192.59	0.80	-0.12
	2	17.61	172.16	0.32	-0.55
	3	11.43	180.25	1.17	0.44
	4	19.61	245.48	0.31	-0.74
	5	17.00	174.50	0.54	-0.43
	6	17.33	190.77	0.66	-0.20
Miami	7	20.41	142.04	0.34	-0.36
	8	19.50	154.43	0.50	-0.19
	9	21.50	119.62	0.04	-0.58
	10	19.51	136.06	0.48	0.02
Brownsville	11	24.12	123.53	-0.38	-0.84
	12	18.86	131.89	0.43	-0.43
Hawaii	13	21.01	105.70	0.06	-0.69
	14	16.30	94.440	0.48	-0.48
	15	20.19	104.44	0.01	-0.96
	16	19.91	106.88	0.12	-0.87
	17	17.04	117.46	0.69	-0.20
	18	19.08	127.78	0.25	-0.79
Eureka	19	20.13	81.88	-0.001	-0.31
	20	18.86	87.52	0.09	-0.68
	21	18.48	89.82	0.08	-0.58
New York City	22	14.49	48.79	0.17	0.05
	23	13.39	52.43	0.33	0.002
	24	13.02	49.90	0.18	-0.07
	25	10.11	37.65	0.24	-0.14

suite du tableau de la page précédente					
Sites	Cas	μ_Z (dBZ)	σ_Z^2 (dBZ ²)	γ_1	γ_2
New York City	26	12.35	36.00	0.17	-0.02
	27	13.46	45.61	-0.20	-0.52
	28	12.91	40.96	-0.12	-0.44
	29	12.88	56.65	0.28	-0.32
	30	16.53	62.70	-0.12	-0.25
Middleton Island	31	9.30	35.63	0.08	-0.32
	32	9.94	30.24	0.14	0.36
	33	10.15	42.35	0.22	-0.25
	34	8.43	39.14	0.37	-0.04

Chapitre 4

Extraction des composantes de la distribution de la réflectivité radar

Les observations météorologiques sont rarement homogènes. Elles constituent souvent des mélanges de populations. Le concept de mélange de distributions est un sujet intéressant pour l'analyse statistique des données d'observation. Une séparation des composantes des distributions mélangées peut permettre d'obtenir de meilleurs modèles de probabilité pour représenter les données. Cela peut permettre également une meilleure interprétation et une meilleure compréhension des processus physiques qui régissent les phénomènes météorologiques.

Dans le cas des précipitations auquel on s'intéresse dans cette étude, on peut souvent distinguer différentes composantes (par exemple pluie, grêle). Une séparation des données mélangées en populations statistiquement homogènes a donc un intérêt. Nous étudions la distribution de probabilité de la réflectivité radar des précipitations $P(Z)$. Nous proposons de décomposer $P(Z)$ qui est un mélange, afin d'obtenir un ensemble de distributions qui correspondent chacune à une composante du mélange, chaque composante étant attribuée à un type de précipitation.

En météorologie, le mélange de gaussiennes est la situation la plus courante de tous les processus de mélange. Comme on l'a montré dans le chapitre précédent, les distributions $P(Z)$ ne peuvent pas être ajustées avec une seule gaussienne. Ce constat suggère un mélange de plusieurs populations. Cependant, les paramètres des composantes ne sont pas connus. Dans la littérature, diverses méthodes de séparation

des composantes des mélanges de distributions gaussiennes ont été proposées. On peut citer entre autres les solutions utilisant le maximum de vraisemblance ou la méthode des moments. Dans cette étude, nous utilisons la méthode du maximum de vraisemblance. La procédure est basée sur le fait que le maximum de vraisemblance est une mesure du degré auquel les données peuvent supporter des valeurs particulières des paramètres (e.g. Lindgren 1976). Une interprétation bayésienne de cette procédure pour les échantillons de taille importante serait que les estimateurs obtenus avec la méthode du maximum de vraisemblance sont les valeurs les plus probables des paramètres pour des observations données (e.g. Wilks 2005). Dans ce travail, nous utilisons l'algorithme EM (*Expectation-Maximisation* en anglais) basé sur la méthode du maximum de vraisemblance.

4.1 L'algorithme EM

L'algorithme EM est présenté pour la première fois par Dempster et al. 1977 (voir aussi McLachlan and Krishnan 1997, Kehtarnavaz and Nakamura 1998, parmi d'autres). Il est utilisé pour évaluer le maximum de vraisemblance des paramètres d'une distribution de fréquence de probabilité. Il est très utilisé dans l'étude des modèles de mélange. On suppose que chaque donnée observée provient d'une composante gaussienne dans le mélange, mais le rapport de mélange, la moyenne et la variance de chaque composante sont a priori inconnus.

Soit un nombre fixé K de composantes gaussiennes constituant le mélange qu'on étudie. Soit $Z_i (i = 1, \dots, n)$ le vecteur des observations. Ici la donnée observée est la réflectivité radar Z . On suppose que chaque Z_i provient d'une fonction gaussienne de loi $\mathcal{N}(\mu_k, \sigma_k^2)$ de moyenne μ_k et de variance σ_k^2 . Chaque composante a une proportion ω_k dans le mélange. La densité d'une composante k est donnée par :

$$g_k(Z_i, \theta_k) = \frac{1}{\sigma_k \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(Z_i - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2}\right) \quad (4.1)$$

$$\theta_k = (\mu_k, \sigma_k^2).$$

La densité de l'ensemble des observations est donnée par l'équation :

$$f(Z_i, \Theta) = \sum_{k=1}^K \omega_k g_k(Z_i, \theta_k) \quad (4.2)$$

où $0 < \omega_k < 1$, $\sum_{k=1}^K \omega_k = 1$. Θ est le vecteur des paramètres du mélange, tel que $\Theta = (\mu_1, \dots, \mu_K; \sigma_1^2, \dots, \sigma_K^2)$. Les proportions ω_k et les paramètres θ_k du mélange sont a priori inconnus. EM, qui est un algorithme itératif d'optimisation numérique, est utilisé pour les déterminer. Chaque itération comprend deux étapes : l'étape E (*Expectation*) et l'étape M (*Maximisation*).

4.1.1 L'étape E

Dans l'étape E, on calcule l'espérance de la log-vraisemblance des données observées.

La log-vraisemblance est donnée par la formule :

$$L(Z, \Theta) = \sum_{i=1}^n \ln f(Z_i, \theta) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K \ln(\omega_k g_k(Z_i, \theta_k)). \quad (4.3)$$

Cette vraisemblance est difficile à maximiser. On introduit alors un vecteur $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{iK})$ qui indique l'appartenance d'une observation Z_i à une composante k (où pour $i = 1, \dots, n$, $k = 1, \dots, K$) telle que :

$$\begin{cases} x_{ik} = 1 \text{ si l'observation } Z_i \text{ provient de la composante } k \\ x_{ik} = 0 \text{ sinon} \end{cases}$$

Ainsi on définit une nouvelle quantité dite log-vraisemblance "complétée" :

$$L(Z, \Theta, X) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K x_{ik} \ln(\omega_k g_k(Z_i, \theta_k)). \quad (4.4)$$

La probabilité conditionnelle que $x_{ik} = 1$ est calculée en utilisant la valeur actuelle

du paramètre Θ :

$$T_{ik} = \frac{\omega_k g_k(Z_i, \theta_k)}{\sum_{k=1}^K (\omega_k g_k(Z_i, \theta_k))}. \quad (4.5)$$

4.1.2 L'étape M

Dans cette étape, on cherche à maximiser la log-vraisemblance par rapport à Θ . L'estimation du maximum de vraisemblance de Θ est actualisée en utilisant les probabilités conditionnelles T_{ik} comme proportions conditionnelles de mélange. Cela conduit à maximiser la quantité suivante :

$$\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K T_{ik} \ln(\omega_k g_k(Z_i, \theta_k)) \quad (4.6)$$

Les proportions actualisées sont données par :

$$\omega_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T_{ik} \quad (4.7)$$

et les paramètres (moyennes et variances) actualisés sont :

$$\mu_k = \frac{\sum_{i=1}^n T_{ik} Z_i}{\sum_{i=1}^n T_{ik}} \quad (4.8)$$

et

$$\sigma_k^2 = \frac{\sum_{i=1}^n T_{ik} (Z_i - \mu_k)^2}{\sum_{i=1}^n T_{ik}} \quad (4.9)$$

Ces étapes sont itérées jusqu'à la convergence c'est-à-dire jusqu'à ce que la log-vraisemblance ne varie plus entre deux itérations successives. La log-vraisemblance atteint ainsi un maximum. Les paramètres obtenus à la convergence de l'algorithme sont les paramètres optimaux pour estimer le mélange d'un nombre fixé de gaussiennes.

Plusieurs logiciels sont dédiés à l'algorithme EM pour l'estimation des modèles de mélange. EM est aussi implémenté dans des "packages" statistiques comme *MAT-*

LAB et R . L'utilisation de cet algorithme requiert l'intervention de l'opérateur. Avant de lancer l'algorithme, il est nécessaire de l'initialiser. Il faut fournir en entrée le nombre de composantes K , des valeurs initiales pour la proportion, la moyenne et la variance de chaque composante. Dans la pratique, les proportions initiales sont prises toutes égales (à $1/K$). Les variances initiales sont toutes égales à 1. Cependant pour les valeurs initiales des moyennes (ou des modes), le choix nécessite la connaissance du problème par l'observateur.

4.2 Choix du nombre de composantes gaussiennes

Nous allons illustrer la méthode pratique de l'algorithme à partir d'un exemple. Nous considérons un évènement d'orage accompagné de grêle (cas 6, figure 3.51 du chapitre 3) . La distribution de probabilité de la réflectivité radar est calculée en prenant des classes de 1 dBZ sur toutes les images de l'évènement. Nous étions tentés de décomposer cette distribution en 3 composantes qui correspondraient respectivement (figure 4.1) : 1) au nuage et aux précipitations de très faible intensité ou drizzle ; 2) à la pluie comprenant la pluie stratiforme et la pluie convective ; 3) à la grêle.

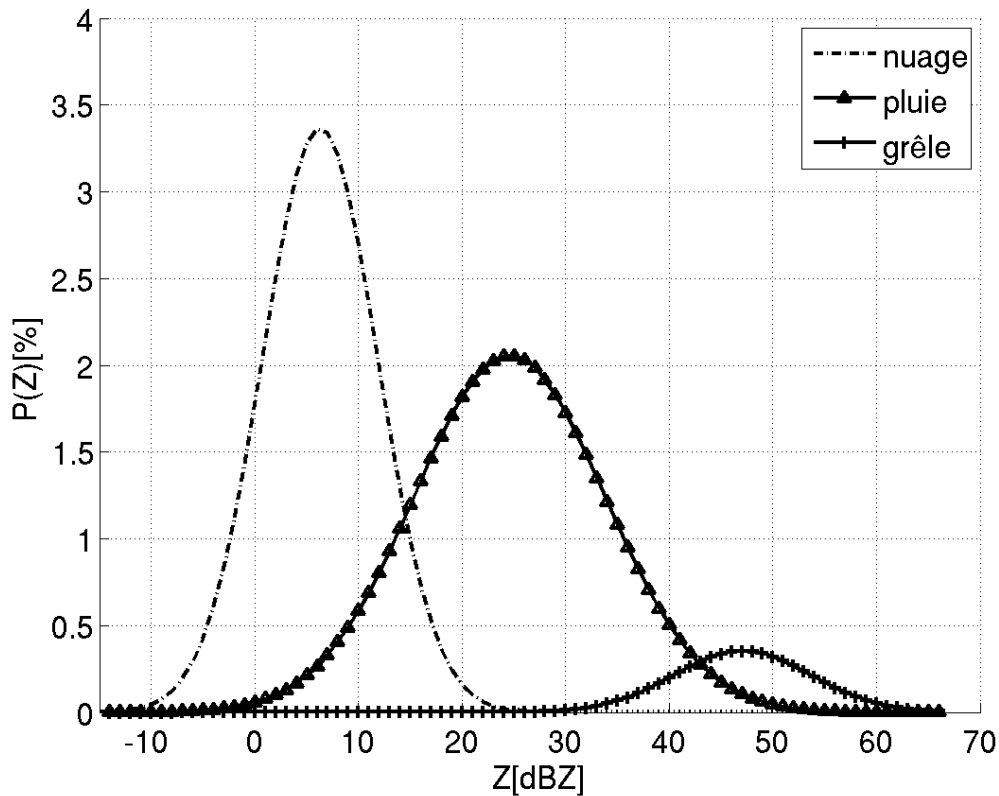


FIGURE 4.1: Décomposition en 3 composantes de la distribution de la figure 3.5l en utilisant l’algorithme EM. La légende indique les types de précipitations associés aux différentes composantes

Ensuite, en utilisant l’équation (4.2), nous avons ajusté la distribution empirique par la reconstitution du mélange par une combinaison linéaire des densités (somme des fréquences pondérées par leurs proportions respectives) (figure 4.2). Mais cette décomposition se montre inappropriée pour le type de distribution que nous analysons. Comme on peut le voir sur la figure 4.2, on obtient un bon ajustement pour les valeurs faibles de réflectivité correspondant au nuage. Au niveau des fortes réflectivités, nous avons aussi un ajustement correct.

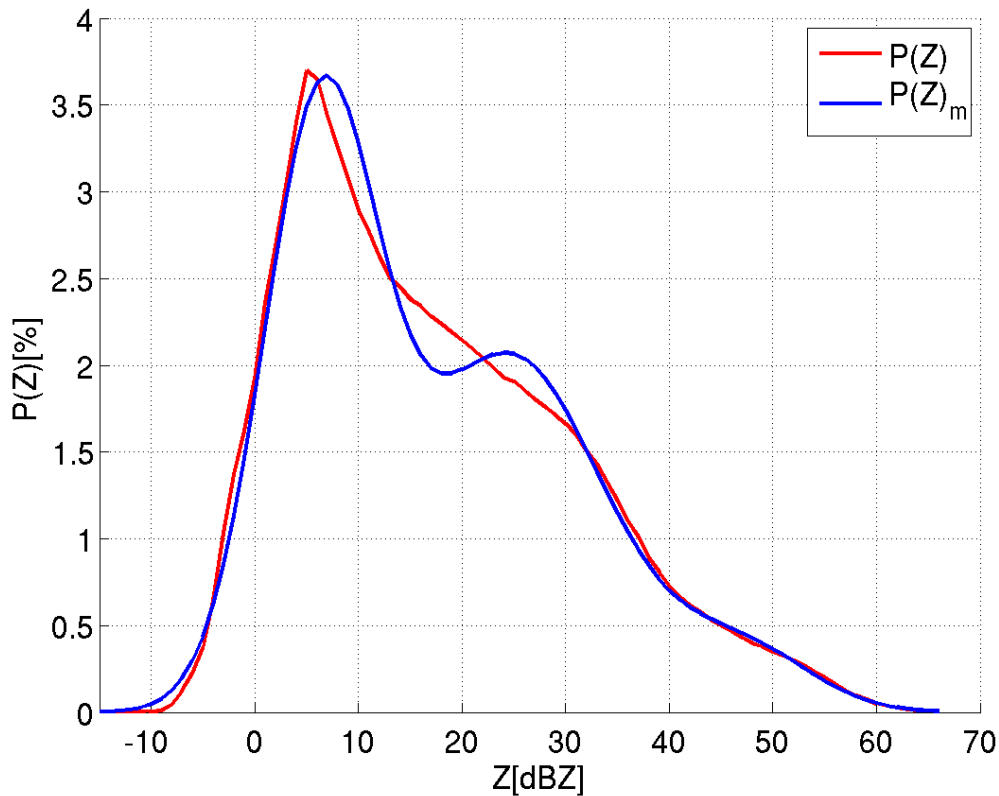


FIGURE 4.2: Ajustement de la distribution de réflectivité avec le modèle de mélange de 3 gaussiennes, estimé avec l’algorithme EM. $P(Z)$ représente la distribution empirique et $P(Z)_m$ est la distribution modélisée.

Pour les réflectivités attribuées à la pluie, l’ajustement n’est pas bon. L’ajustement avec trois densités gaussiennes conduirait statistiquement à une mauvaise estimation des contributions des différents types de précipitations et un positionnement incorrect des modes. La présence de la pluie stratiforme et de la pluie convective suggère de scinder la composante pluie en deux. En considérant 2 composantes pour la pluie, nous obtenons alors 4 composantes pour caractériser l’orage de grêle à partir de sa distribution de réflectivité. L’ajustement avec 4 composantes gaussiennes se montre plus réaliste et correspond mieux à la physique du problème. Les composantes sont respectivement attribuées aux types de précipitations suivantes (figure 4.3) :

- nuage et précipitation de très faible intensité ou drizzle (composante 1)
- précipitation stratiforme (composante 2)
- précipitation convective (composante 3)

— grêle (composante 4)

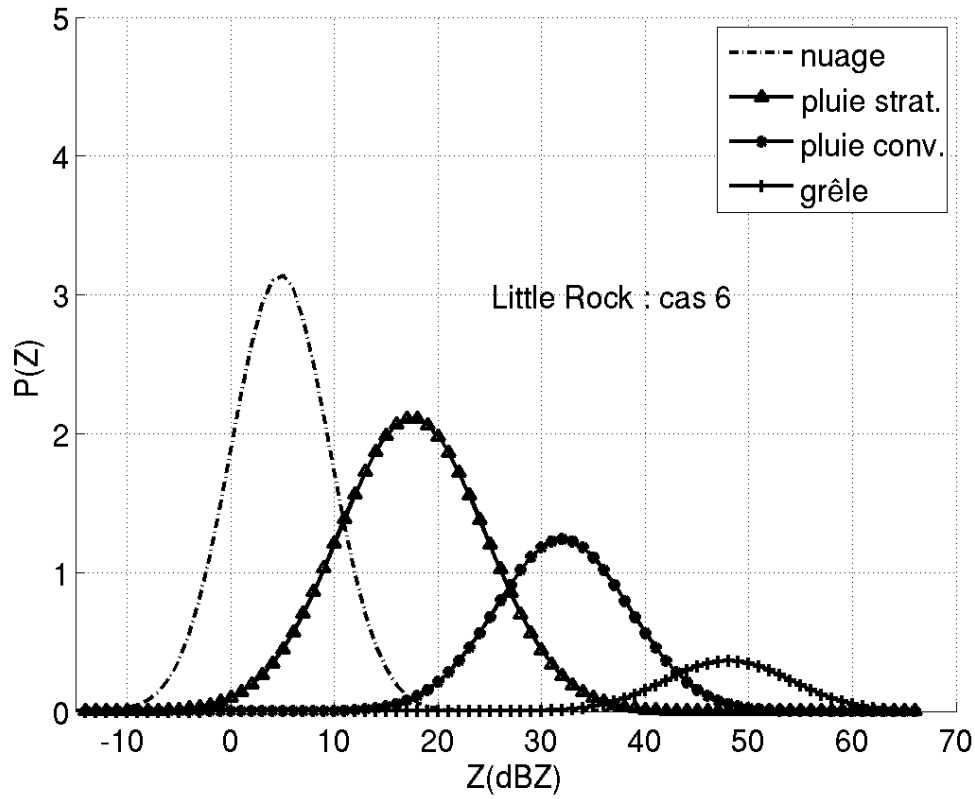


FIGURE 4.3: Décomposition en 4 composantes de la distribution de la figure 1 en utilisant l'algorithme EM. La légende indique les types de précipitations associés aux différentes composantes

On obtient ainsi un meilleur ajustement de $P(Z)$ (figure 4.4).

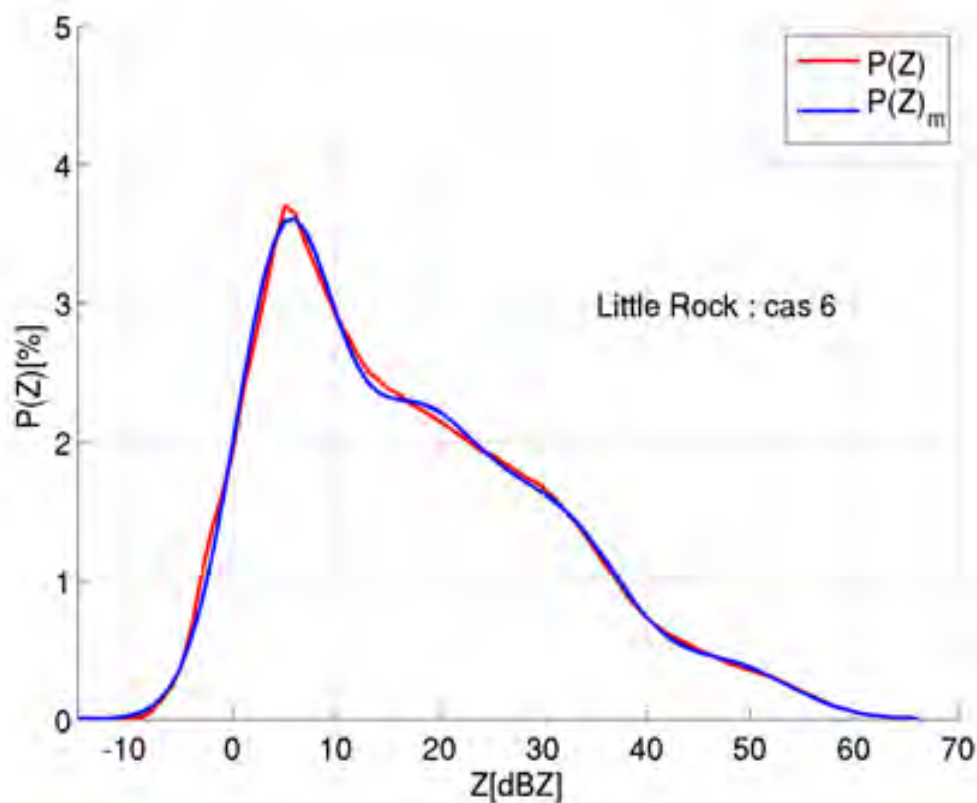


FIGURE 4.4: Ajustement de la distribution de réflectivité avec le modèle de mélange de gaussiennes, estimé avec l’algorithme EM. $P(Z)$ représente la distribution empirique et $P(Z)_m$ est la distribution modélisée.

On propose ainsi un nombre de composantes fixé à 4 pour analyser les distributions de réflectivité des cas de convection présentés dans cette étude.

Les cas d’orage de grêle constituent des cas complets en termes de présence d’une diversité d’hydrométéores allant des particules de nuage à la grêle en passant par la pluie. La réflectivité radar varie de -10 dBZ à 65 dBZ. En calculant la distribution de réflectivité par classe de 1 dBZ, on obtient une étendue de 75 classes. La procédure utilisée pour initialiser la moyenne de chaque composante est la suivante.

Nous avons d’abord fixé les moyennes des composantes situées aux extrémités de la distribution, c’est-à-dire les composantes 1 et 4.

- Pour la composante 1, on fixe la moyenne à 0 dBZ, sachant qu’on peut avoir de la drizzle (précipitation de très faible intensité) jusqu’à 10 dBZ. L’intensité de précipitation correspondant à une réflectivité de 10 dBZ, calculée avec la relation $Z - R$ pour les radars de Nexrad $Z = 300R^{1.4}$ (Z en mm^6m^{-3} , R en

mmh^{-1}) est de $0.0881 mmh^{-1}$. Cela revient à prendre le centre de la tranche $[-10 dBZ, 10 dBZ]$.

- La moyenne de la composante 4 est initialisée à $55 dBZ$. Cette valeur correspond au centre de la tranche $[45 dBZ, 65 dBZ]$. Cette tranche est attribuée à la grêle, étant donné que dans un orage accompagné de grêle, on peut trouver des grêlons même à partir de $45 dBZ$. Pour des réflectivités atteignant $65 dBZ$, il n'y a pas de doute que l'on est en présence de grêle.

A présent, il nous reste la tranche $[10 dBZ, 45 dBZ]$ pour initialiser les moyennes des composantes 2 et 3. Beaucoup d'études ont été menées pour classer la pluie stratiforme et la pluie convective en utilisant la distribution de réflectivité radar. Les modes des $P(Z)$ se trouvent autour de $20 dBZ$ et $35 dBZ$ respectivement pour la pluie stratiforme et la pluie convective (Steiner et al. 1995; Anagnostou 2004). Ainsi les modes sont séparés d'environ $15 dBZ$. Nous avons maintenu cet écart et avons initialisé les composantes 2 et 3.

- La moyenne initiale de la composante 2 est fixée à $20 dBZ$.
- La composante 3 a pour moyenne initiale $35 dBZ$

En récapitulatif, on se retrouve avec une matrice d'initialisation des moyennes $M_i = [0 \ 20 \ 35 \ 55]$; les valeurs sont en dBZ . Ainsi on a un écart de $20 dBZ$ entre le nuage et la pluie stratiforme d'une part, et entre la pluie convective et la grêle d'autre part. L'écart entre la composante pluie stratiforme et la composante pluie convective est de $15 dBZ$. Nous avons effectué des tests de sensibilité en faisant varier les moyennes initiales tout en gardant les écarts considérés ci-dessus : $[-5 \ 15 \ 30 \ 50]$; $[5 \ 25 \ 40 \ 60]$.

Nous avons aussi fait d'autres tests en changeant les écarts entre les moyennes des composantes en prenant les matrices : $[5 \ 20 \ 40 \ 55]$ et $[0 \ 20 \ 40 \ 60]$. Pour décider laquelle des initialisations on va retenir pour l'étude, nous avons calculé un paramètre qui mesure l'homogénéité, il est donné par :

$$H = 1 - \sum_{k=1}^4 \omega_k \sigma_k^2 / \sigma_T^2 \quad (4.10)$$

ω_k, σ_k^2 représentent respectivement le rapport de mélange et la variance de la $k^{i\text{ème}}$ composante. σ_T^2 représente la variance totale de la distribution calculée. Le paramètre H varie de 0 à 1. La décomposition et l'ajustement sont d'autant meilleurs que H est plus proche de 1. La qualité de l'ajustement est jugée avec ce paramètre. Les résultats sont donnés dans le tableau suivant :

M_i	H
[0 20 35 55]	0.8095
[-5 15 30 50]	0.7862
[5 25 40 50]	0.7991
[5 20 40 55]	0.8091
[0 20 40 60]	0.7670

D'après les valeurs du tableau la matrice d'initialisation des moyennes $M_i=[0\ 20\ 35\ 55]$ donne un meilleur ajustement.

Pour l'initialisation de l'algorithme EM, nous prenons :

- les proportions égales à 0.25 ($\omega_k = 0.25, k = 1, 2, 3, 4$);
- les variances toutes égales à 1;
- une matrice de moyennes initiales $M_i=[0\ 20\ 35\ 55]$.

Chapitre 5

Analyse des résultats de la décomposition de la distribution de la réflectivité radar pour les différentes zones d'étude

Les différentes composantes identifiées en utilisant l'algorithme EM sont attribuées aux types de précipitations présents dans le champ de réflectivité radar. Avec cet algorithme on obtient à la sortie les valeurs optimales des paramètres décrivant le mélange de distributions gaussiennes. Le tableau 5.1 donne les résultats de la décomposition correspondant aux cas étudiés. Il contient la proportion, la moyenne et la variance de chaque composante gaussienne.

5.1 Cas de grêle sur Little Rock

Il s'agit des cas 1 à 6. La distribution de réflectivité radar (figure 5.1) correspondante est décomposée en 4 composantes. Dans la suite la composante nuage est désignée par *composante 1*, la composante pluie stratiforme par *composante 2*, la composante pluie convective par *composante 3* et la composante grêle par *composante 4*. D'après le tableau 5.1, la proportion de la composante 1 est variable. Cette variabilité est probablement due au nombre et à la nature des pixels de nuage. Quel-

quefois, en plus des pixels périphériques des systèmes convectifs qui ont une faible réflectivité, le radar peut détecter des nuages bas qui augmentent la proportion de la composante 1. La proportion de la composante 2 est relativement stable et est comprise entre 30 et 60 %. La pluie convective a une contribution inférieure à celle de la pluie stratiforme. La surface associée à la pluie stratiforme est plus importante que celle de la pluie convective. Ce résultat est en accord avec ce que l'on observe en général dans les champs de réflectivité radar des systèmes convectifs (Liao and Meneghini 2009). La proportion de la grêle est la plus faible (entre 2 et 8 %), reflétant bien une caractéristique de la grêle qui est un phénomène bref avec en général une contribution de faible étendue dans les cellules convectives intenses et qui peut survenir plusieurs fois dans un orage et à divers endroits. Les positions des différents modes sont données par les moyennes des gaussiennes correspondantes.

Tableau 5.1: Paramètres des composantes gaussiennes

Sites	Cas	ω				$\mu_Z (dBZ)$				$\sigma_Z^2 [(dBZ)^2]$			
		nuage	pluie strat.	pluie conv.	grêle	nuage	pluie strat.	pluie conv.	grêle	nuage	pluie strat.	pluie conv.	grêle
Little Rock	1	0.467	0.347	0.149	0.037	2.4	17.0	32.3	47.1	19.21	53.88	44.82	28.32
	2	0.307	0.428	0.229	0.036	3.7	17.9	31.4	45.6	26.68	54.26	39.43	35.58
	3	0.616	0.202	0.161	0.021	3.0	16.1	33.0	48.7	13.60	56.20	45.20	21.17
	4	0.290	0.386	0.244	0.080	1.8	18.5	33.2	48.5	21.0	52.5	48.3	32.2
	5	0.412	0.321	0.227	0.040	5.3	18.6	30.9	45.5	22.64	62.30	42.84	53.89
	6	0.372	0.374	0.198	0.056	4.8	17.5	32.0	48.0	22.26	50.04	40.69	36.76
moyenne		0.411	0.343	0.201	0.045	3.5	17.6	32.13	47.23	20.90	54.86	43.55	34.65
Miami	7	0.212	0.519	0.213	0.056	6.5	19.2	30.7	45.1	23.0	52.90	45.45	17.95
	8	0.253	0.500	0.194	0.053	6.5	18.6	31.2	47.0	26.19	53.43	50.54	18.65
	9	0.243	0.556	0.150	0.051	7.2	19.7	29.8	45.7	29.08	55.018	61.05	22.67
	10	0.182	0.498	0.299	0.021	7.3	19.8	31.3	44.7	23.86	51.25	37.56	10.50
moyenne		0.236	0.525	0.186	0.053	6.7	19.2	30.6	45.9	26.08	53.78	52.34	19.76
Brownsville	11	0.160	0.405	0.435	0	7.3	20.4	33.7	-	22.38	47.98	22.23	-
	12	0.266	0.491	0.223	0.020	7.1	18.0	32.4	45.6	22.26	48.48	43.56	14.38
Hawaii	13	0.195	0.521	0.282	0.002	8.3	19.8	31.9	45.8	20.91	47.96	35.02	8.44
	14	0.330	0.513	0.157	0	7.6	17.3	31.5	-	17.49	43.34	26.84	-
	15	0.223	0.496	0.281	0	7.9	19.1	31.7	-	17.40	46.45	21.60	-
	16	0.234	0.496	0.270	0	8.1	19.0	31.9	-	18.49	47.37	28.15	-
	17	0.318	0.458	0.207	0.017	7.7	15.9	31.8	44.4	17.67	38.39	37.13	7.63
	18	0.272	0.454	0.264	0.010	6.9	18.3	32.0	43.6	18.82	48.01	35.34	8.68
moyenne		0.27	0.488	0.236	0.006	7.7	18.1	31.8	44.6	18.68	45.01	32.5	8.25
Eureka		0.181	0.621	0.190	0.008	8.4	20.3	29.7	41.5	24.12	40.58	31.72	11.02

voir la suite sur la page suivante

suite du tableau de la page précédente													
Sites	Cas	ω				$\mu_Z (dBZ)$				$\sigma_Z^2 [(dBZ)^2]$			
		nuage	pluie strat.	pluie conv.	grêle	nuage	pluie strat.	pluie conv.	grêle	nuage	pluie strat.	pluie conv.	grêle
Eureka	20	0.227	0.561	0.207	0.005	8.5	19.0	29.2	40.5	20.16	50.28	25.60	10.24
moyenne	21	0.256	0.573	0.169	0.002	8.2	20.0	29.0	40.0	24.26	51.97	36.39	6.20
		0.221	0.585	0.189	0.005	8.4	19.8	29.3	40.7	22.85	47.61	31.23	9.15
Sites	Cas	ω				$\mu_Z (dBZ)$				$\sigma_Z^2 [(dBZ)^2]$			
		comp. 1	comp. 2	comp. 3	comp. 4	comp. 1	comp. 2	comp. 3	comp. 4	comp. 1	comp. 2	comp. 3	comp. 4
	22	0.270	0.546	0.184	-	7.6	15.1	22.7	-	22.0	20.7	32.9	-
	23	0.376	0.451	0.173	-	8.1	15.1	20.4	-	22.6	34.0	48.2	-
	24	0.369	0.497	0.134	-	6.7	14.9	23.4	-	20.3	16.5	24.0	-
	25	0.567	0.366	0.067	-	7.4	12.7	19.2	-	22.9	31.3	13.5	-
	26	0.403	0.521	0.076	-	7.9	14.7	19.9	-	18.5	21.3	31.7	-
	27	0.397	0.439	0.164	-	7.4	16.0	21.3	-	22.2	17.0	11.2	-
	28	0.353	0.492	0.155	-	7.6	14.1	21.1	-	24.1	20.7	8.7	-
	29	0.446	0.313	0.241	-	7.8	14.4	20.2	-	22.3	44.3	30.8	-
	30	0.290	0.410	0.300	-	7.7	19.5	21.0	-	23.2	18.4	53.7	-
moyenne		0.386	0.448	0.166	-	7.6	15.1	21.0	-	22.1	24.9	28.3	-
	31	0.590	0.367	0.043	-	6.3	13.0	19.1	-	22.5	20.6	7.6	-
	32	0.479	0.447	0.074	-	7.4	10.9	20.2	-	26.1	12.7	11.2	-
Middleton Island	33	0.533	0.374	0.093	-	6.3	13.1	20.5	-	22.0	21.5	14.8	-
	34	0.654	0.300	0.046	-	5.4	13.2	20.1	-	19.6	19.9	19.1	-
moyenne		0.564	0.372	0.064	-	6.3	12.5	20.0	-	22.5	18.7	13.2	-

On remarque une variabilité de la moyenne de la composante 1, qui est encore due aux conditions dans lesquelles les pixels nuageux sont connectés aux systèmes convectifs. Ils peuvent être des pixels périphériques, des nuages bas ou des nuages qui apparaissent à l'arrière des systèmes convectifs du fait de leur advection. La moyenne de la composante 2 se situe autour de 18 dBZ et est relativement homogène. La moyenne de la composante 3 est comprise entre 31 et 32 dBZ. L'écart entre les moyennes des composantes 2 et 3 est d'environ 14 dBZ. Cette valeur est proche de celles trouvées dans les travaux étudiant la séparation des pluies stratiforme et convective à partir de la texture de la distribution de réflectivité radar (Steiner et al. 1995; Anagnostou 2004, entre autres). Dans ces études, l'écart entre les modes des fdp de la réflectivité radar associées aux deux types de précipitation est d'environ 15 dBZ. La moyenne de la composante 4 est comprise entre 45 et 49 dBZ. Elle est séparée de la composante 3 de 15 dBZ à peu près. Avec ces valeurs de l'écart entre les moyennes des distributions gaussiennes, nous voyons que les composantes sont relativement bien séparées. Les variances des distributions gaussiennes sont variables d'un cas à l'autre. Cependant les variances des composantes 2 et 3 sont relativement homogènes, celle de la composante 2 étant supérieure à celle de la composante 3. Ce résultat traduit le fait que dans le spectre de réflectivité, il y a plus de valeurs qui sont dues à la pluie stratiforme qu'à la pluie convective. Les variances des composantes 1 et 4 sont les plus faibles.

5.2 Cas de convection à Miami

Les cas de convection sur la péninsule de Floride (7, 8 et 9) sont comparables aux cas de grêle sur Little Rock (figures 5.2a-f). Les paramètres des composantes sont similaires à ceux des cas de Little Rock. Cependant l'écart entre les moyennes des composantes 2 et 3 est de 10 à 12 dBZ. Il est inférieur à la valeur trouvée pour Little Rock, traduisant ainsi un rapprochement des composantes 2 et 3. La proportion de la composante 1 est plus faible qu'à Little Rock, mais la moyenne μ_Z est plus élevée. Une explication probable est que le flux d'humidité en basse couche et gros noyaux de condensation associé à la brise de mer, qui alimente la

convection côtière péninsulaire, conduit à la formation de gouttelettes de nuage et de précipitation stratiforme de plus grande taille et moins nombreuses, donc de plus forte réflectivité que dans le cas des systèmes convectif continentaux (Tenorio et al. 2012). Le cas 10 est une convection sur la mer, tout près de la côte est de la Floride. Pour les composantes 1, 2 et 3, on obtient des paramètres similaires à ceux des cas 7, 8 et 9. La composante 4 a une proportion, une moyenne et une variance plus faibles que dans les cas précédents. Cela est probablement lié à la position maritime du cas 10.

5.3 Cas de Brownsville

Le cas 11 sur Brownsville est similaire à ce que l'on observe en Floride (cas 10). Il s'agit d'une convection sur la mer tout près de la côte. La $P(Z)$ a une réflectivité maximale de 55 dBZ. La composante 4 a une faible proportion et une variance faible. Ce résultat suggère une convection sur la mer moins vigoureuse par rapport aux cas d'orages de grêle continentaux.

Sur la côte de Brownsville, pour le cas de transition d'un système convectif de la terre vers la mer (cas 12), la décomposition de $P(Z)$ donne 3 composantes "visibles" et une composante 4 inexistante. Les composantes 2 et 3 ont des proportions peu différentes.

5.4 Cas de Hawaii

Pour Hawaii, nous avons les cas 13 à 16 qui sont des cas typiques de convection océanique. Les moyennes (μ_z) des composantes 2 et 3 sont du même ordre de grandeur que celles des cas précédents. La composante 1 a une position plus à droite par rapport à ses homologues des cas précédents. Cette différence observée au niveau de la position du mode est probablement due à l'évidence au caractère très océanique des systèmes à l'est de Hawaii. Les variances des composantes 1, 2 et 3 sont inférieures à celles des cas précédents. Cela est une conséquence des distributions de réflectivité étroites que l'on observe pour les systèmes océaniques.

On remarque également que la pluie stratiforme a une contribution beaucoup plus importante que la pluie convective. On constate que la composante 4 associée à la grêle est quasiment inexistante (figures 5.4a, c, e, g, h, j). Bien qu'il y ait parfois une quatrième composante, sa proportion relative est très faible. L'écart-type associé est compris entre 1 et 2 dBZ. La réflectivité maximale de ces cas ne dépasse pas 50 dBZ. Dans le cas d'une présence éventuelle d'une quatrième composante, celle-ci peut être attribuée à des grêlons de petite taille par rapport aux grêlons que l'on peut observer dans des situations d'orages violents continentaux.

Dans des situations où les systèmes convectifs venant de l'océan passent au dessus de l'île de Hawaïi, on peut observer un renforcement de la convection au dessus de l'île, du fait de l'orographie. C'est notamment ce que l'on observe pour les cas 17 et 18. La proportion de la composante 4 est plus élevée que celle des cas 13 à 16. Sa moyenne est autour de 44 dBZ. Cependant sa variance est faible (autour de 8 dBZ). Avec cette valeur de la variance et une réflectivité maximale ne dépassant pas 55 dBZ, la composante 4 peut simplement être due à une pluie convective plus intense favorisée par l'orographie.

5.5 Cas d'Eureka

A Eureka, nous avons étudié des systèmes précipitants venant de l'Océan Pacifique. Nous avons seulement considéré la partie océanique du champ de réflectivité radar pour étudier la convection maritime. Comme pour les cas de convection océanique à Hawaïi, la composante 4 a une proportion très faible ($< 1\%$) (figure 5.5) avec une moyenne et une variance tout aussi faibles. La composante 3 est déplacée vers la gauche, se rapprochant ainsi de la composante pluie stratiforme. Une explication possible est que la pluie convective est associée à une convection de faible intensité se rapprochant de la convection stratiforme.

5.6 Cas de neige à New York City et à Middleton Island

Pour les cas de neige à New York et à Middleton Island, la distribution de réflectivité est plus régulière (figures 3.10 et 3.11) que dans les cas précédents. Ce caractère de la $P(Z)$ est dû à l'homogénéité du champ de réflectivité de la neige. On peut effectuer une décomposition de la $P(Z)$ de la neige en modifiant les paramètres d'initialisation de l'algorithme EM. Les paramètres d'initialisation pour appliquer l'algorithme à la neige sont obtenus en divisant le spectre $P(Z)$ en 3 parties égales et en prenant la valeur centrale de chaque partie. On obtient ainsi la matrice d'initialisation des moyennes [5 15 25], les valeurs sont en dBZ. Dans le tableau 5.1, sont donnés les résultats de la décomposition des $P(Z)$ de la neige en 3 composantes. On remarque que les composantes sont très proches. La décomposition de $P(Z)$ de la neige présente un intérêt moindre par rapport aux cas de convection, puisque la neige est constituée d'un seul type de précipitation stratiforme. Contrairement à ce que l'on observe pour les systèmes précipitants sur les continents et sur les océans qui ont des $P(Z)$ révélant une coexistence de plusieurs types de précipitation, la distribution de probabilité de la réflectivité associée à la neige est unimodale, régulière et à peu près gaussienne. Cependant, la combinaison linéaire des composantes de la distribution de réflectivité permet d'obtenir un bon ajustement de $P(Z)$.

5.7 Remarques générales sur les cas étudiés

- La méthode de décomposition spectrale de $P(Z)$ utilisée dans cette étude permet :
- de comparer des cas de précipitation pris sur des sites climatiquement différents ;
 - de donner une estimation des paramètres des différentes composantes du mélange de distribution de réflectivité (tableau 5.1).
 - de donner un bon ajustement des $P(Z)$ (graphes à droite sur les figures 5.1 à 5.7) par une combinaison linéaire des composantes gaussiennes. On voit que l'ajustement obtenu en utilisant le modèle de mélanges de gaussiennes est de meilleure qualité que les ajustements conventionnels utilisant une seule loi,

malgré le fait que les distributions présentent des différences significatives au niveau de leur forme. On obtient ainsi un meilleur modèle d'approximation des distributions de réflectivités.

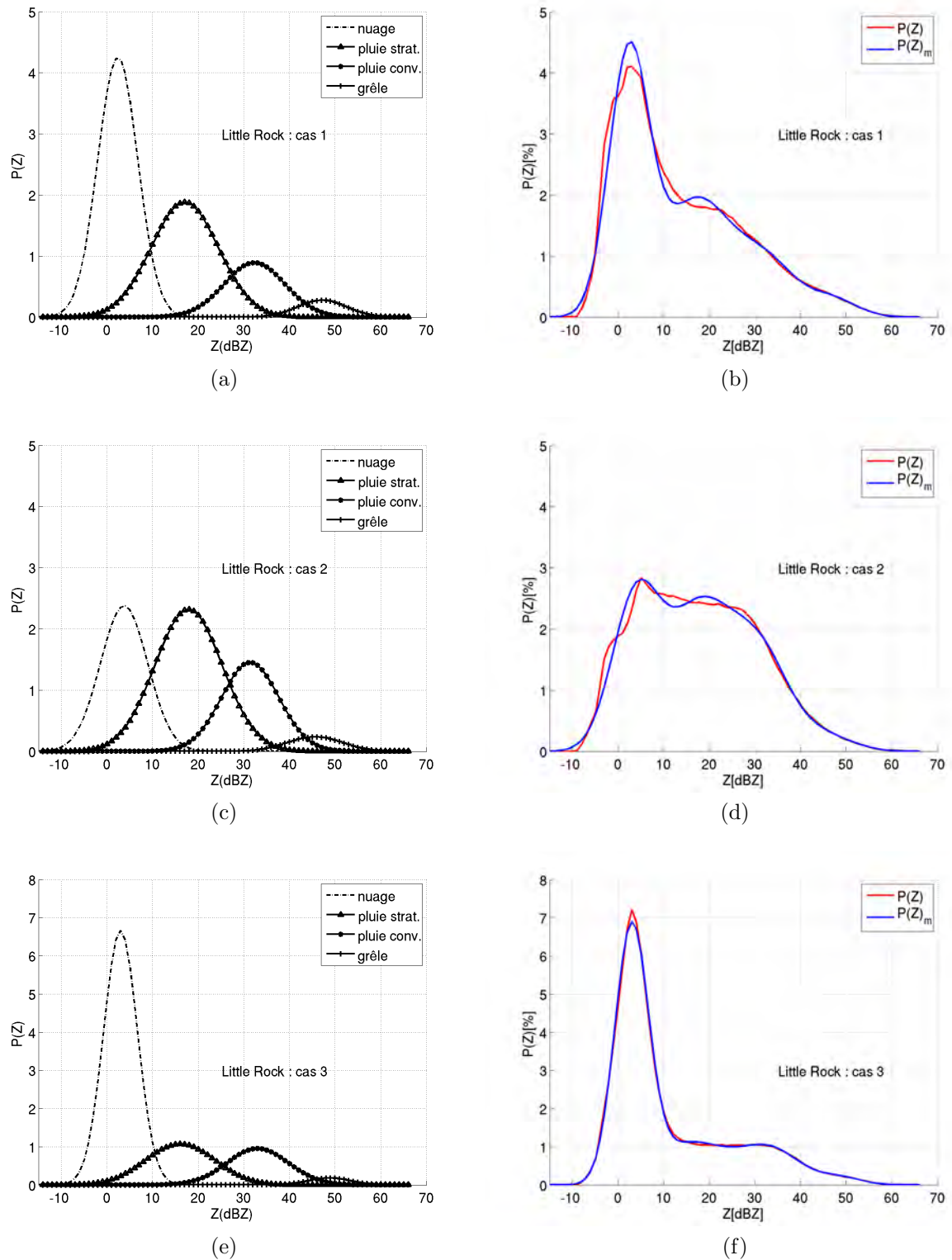
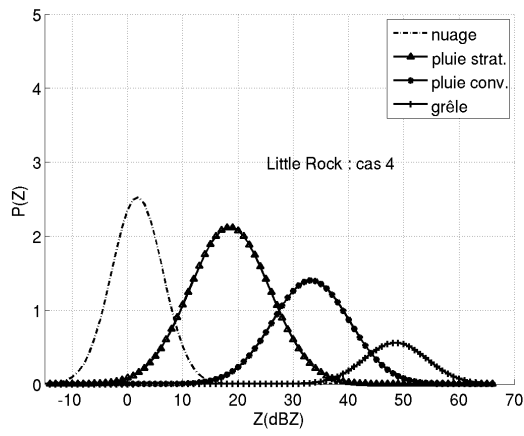
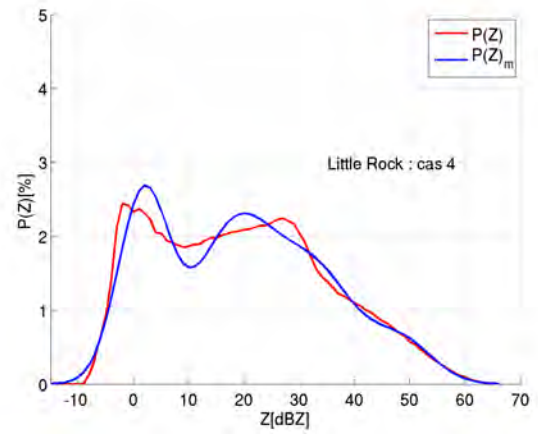


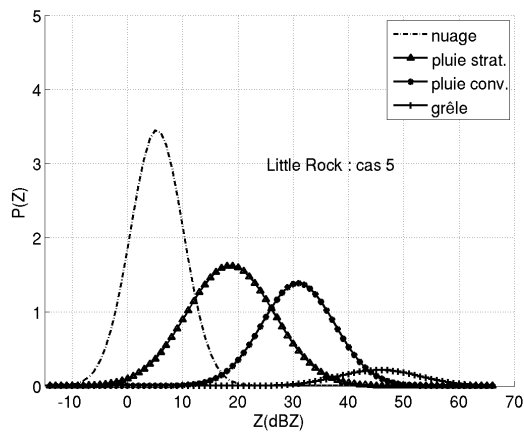
FIGURE 5.1: Décomposition des distributions $P(Z)$ de la figure 3.6 en utilisant l'algorithme EM. La légende de la figure de gauche indique les types de précipitation identifiés. La courbe de droite est un ajustement de $P(Z)$ par une combinaison linéaire des composante en utilisant l'équation (4.2).



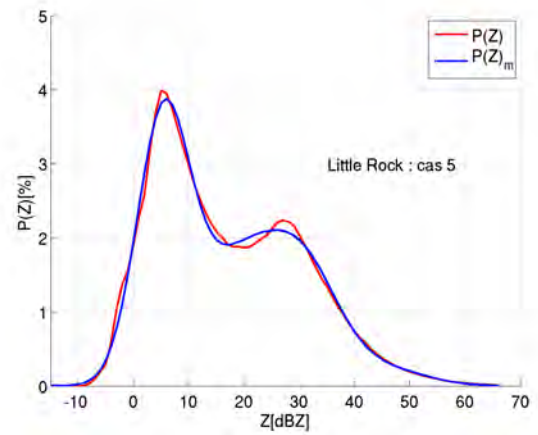
(g)



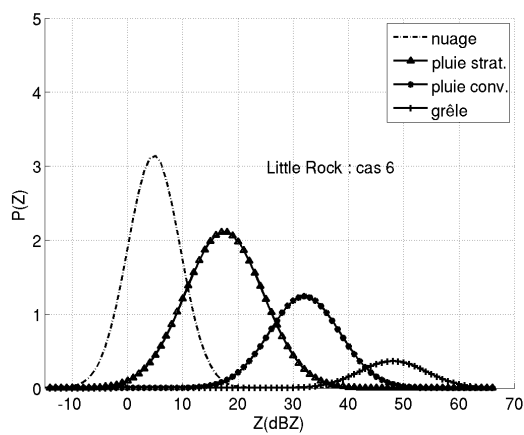
(h)



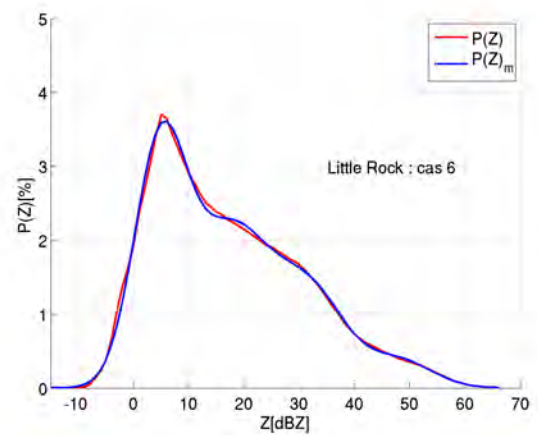
(i)



(j)



(k)



(l)

FIGURE 5.0: Suite.

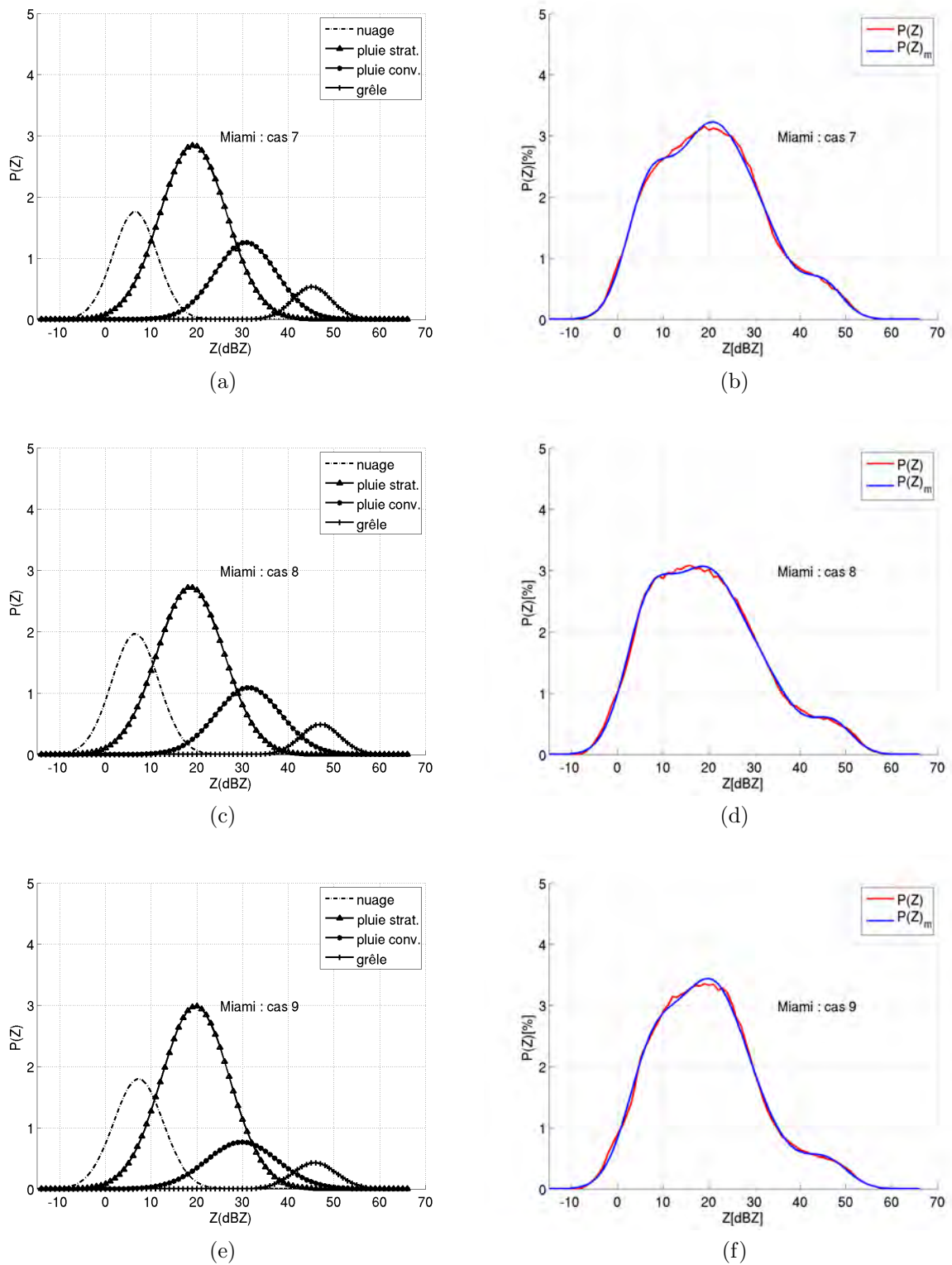
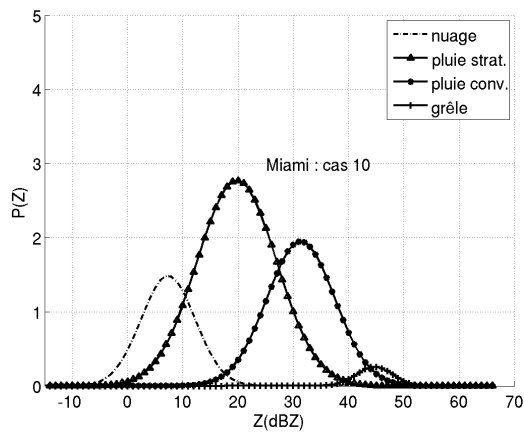
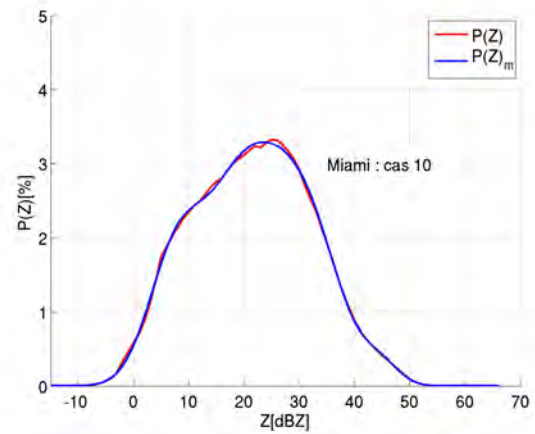


FIGURE 5.1: Idem que figure 5.1, pour les distributions $P(Z)$ de la figure 3.7

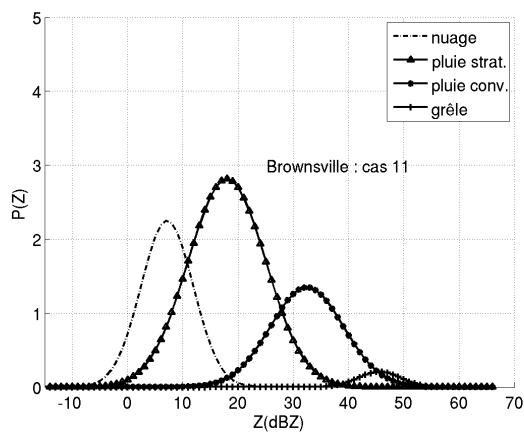


(g)

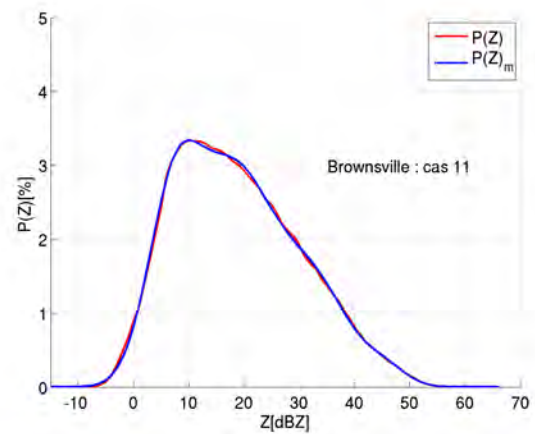


(h)

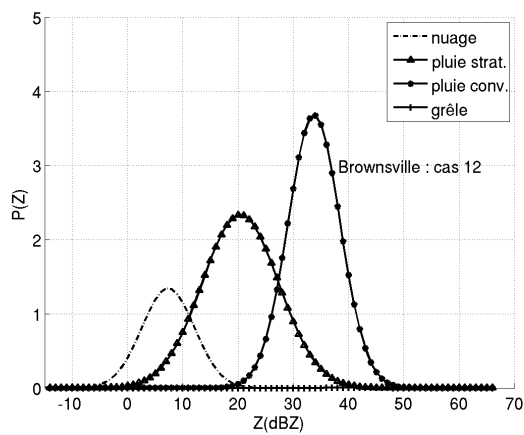
FIGURE 5.0: Suite.



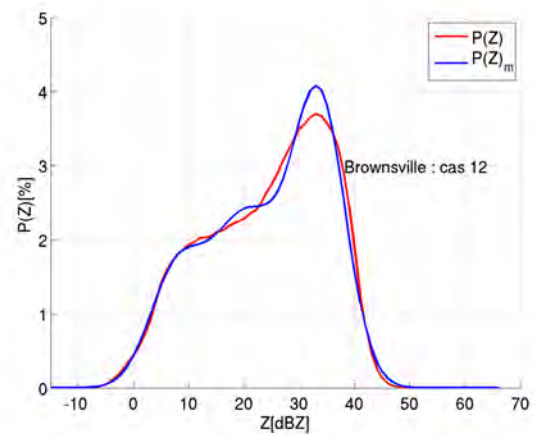
(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURE 5.1: Idem que figure 5.1, pour les distributions $P(Z)$ de la figure 3.8

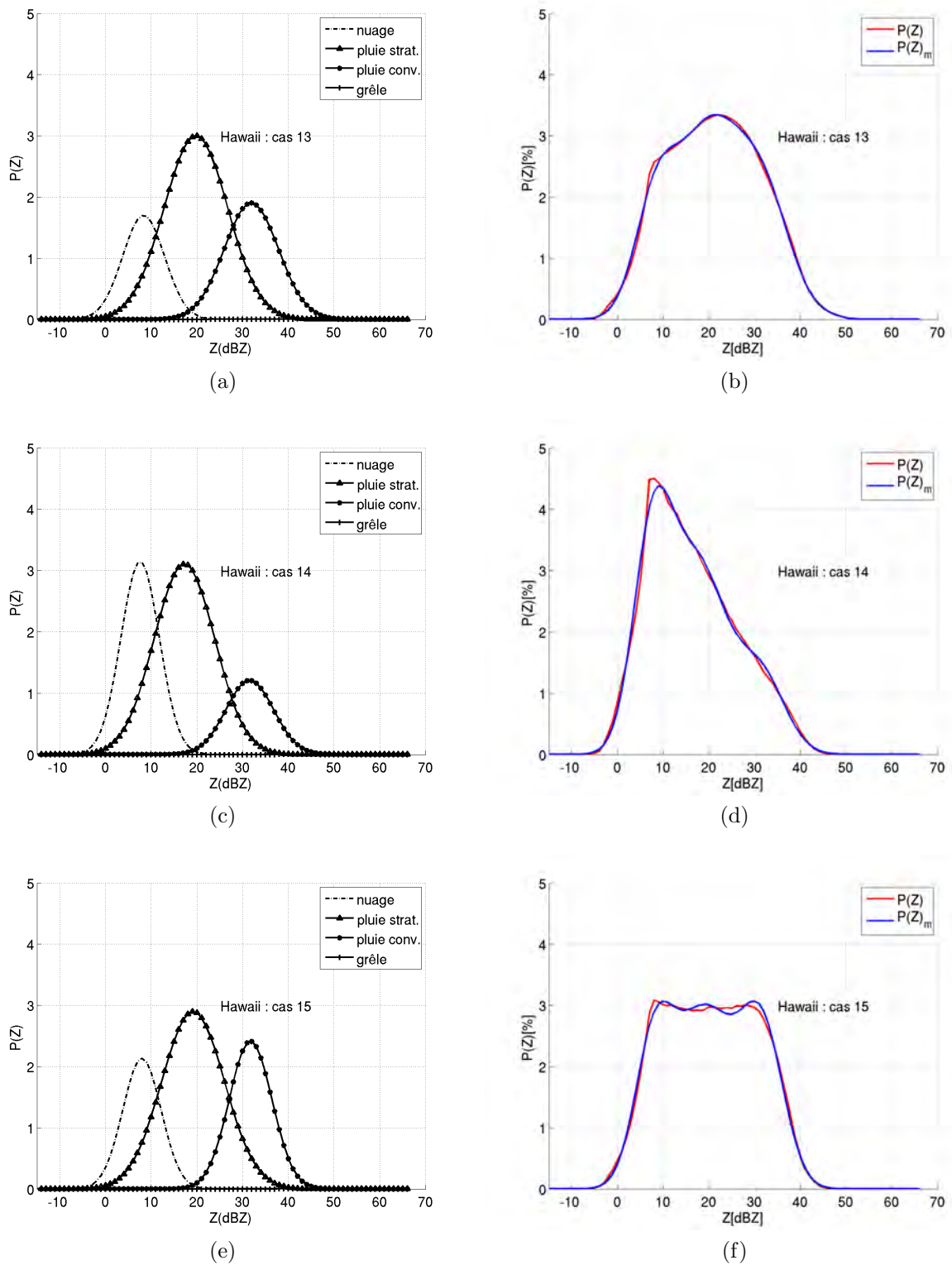
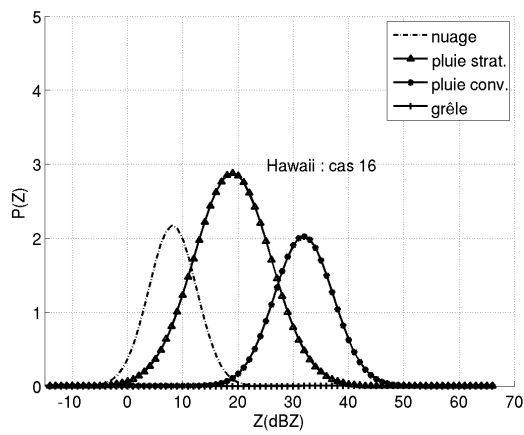
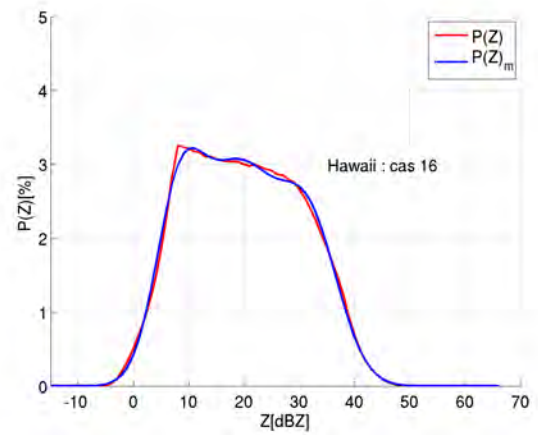


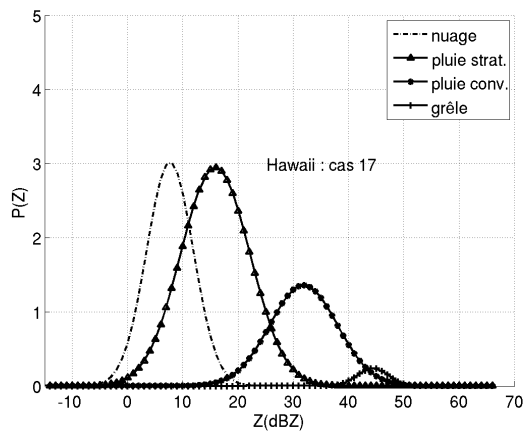
FIGURE 5.2: Idem que figure 5.1, pour les distributions $P(Z)$ de la figure 3.9



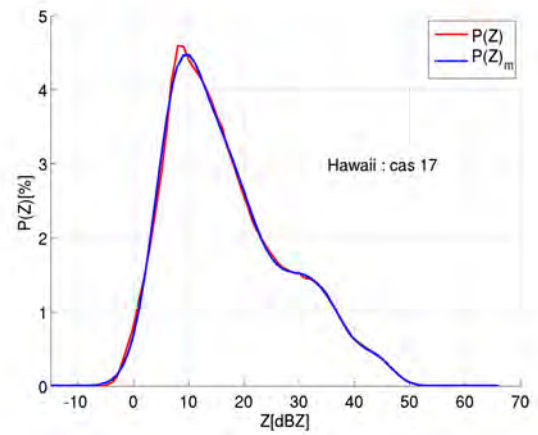
(g)



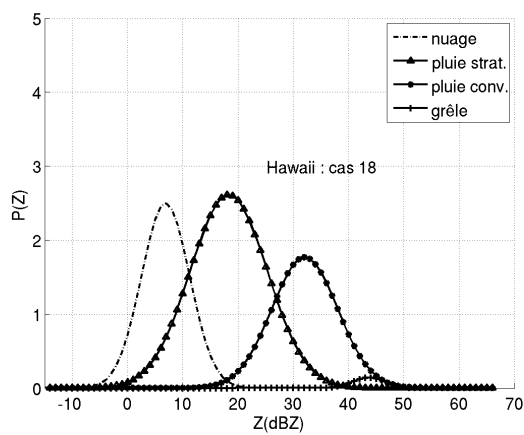
(h)



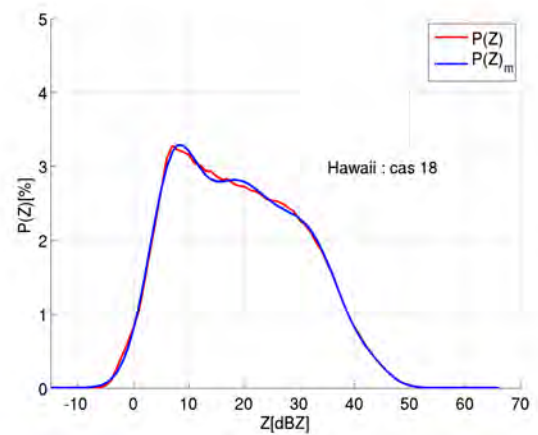
(i)



(j)



(k)



(l)

FIGURE 5.1: Suite.

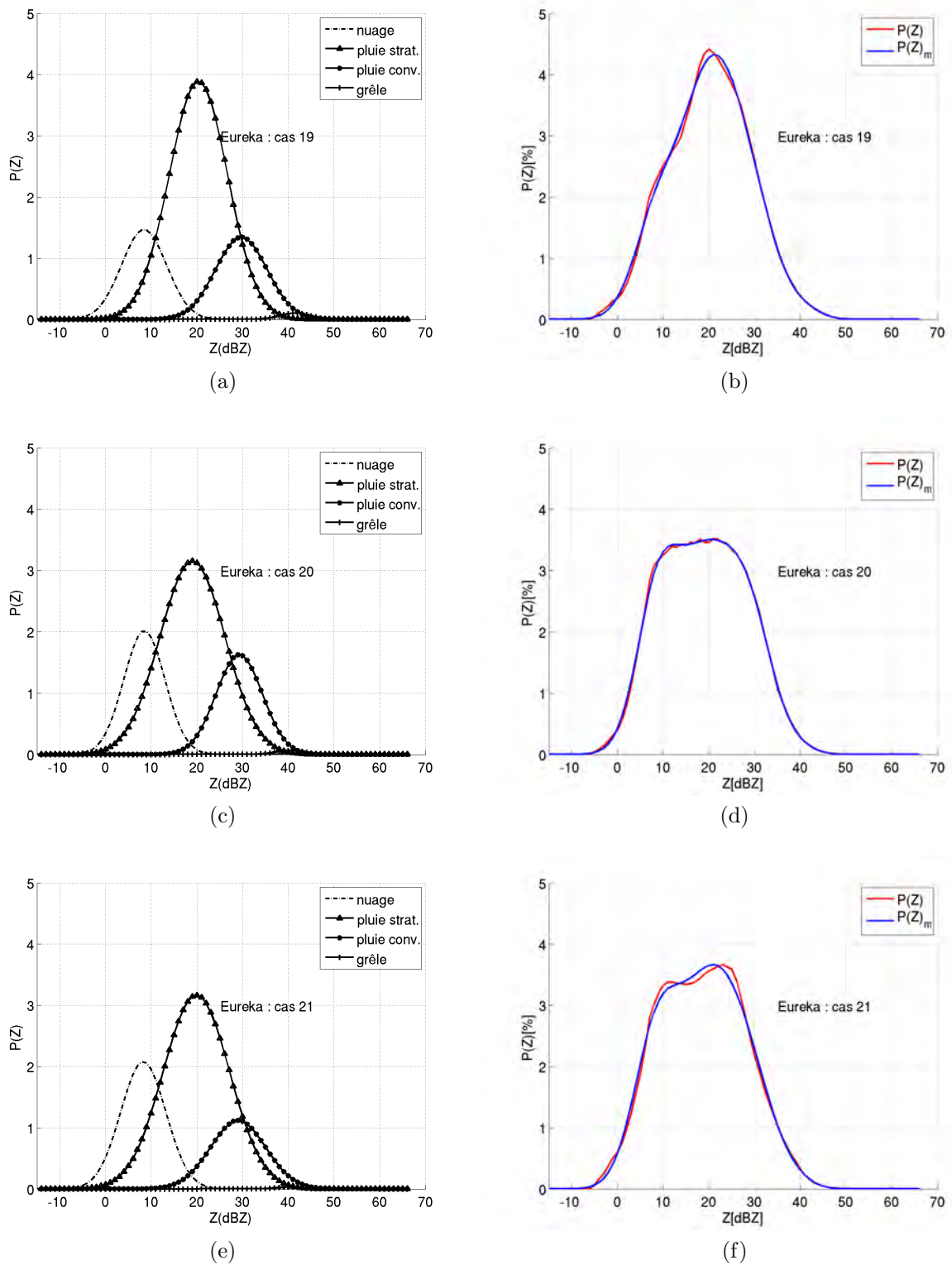


FIGURE 5.2: Idem que figure 5.1, pour les distributions $P(Z)$ de la figure 3.10

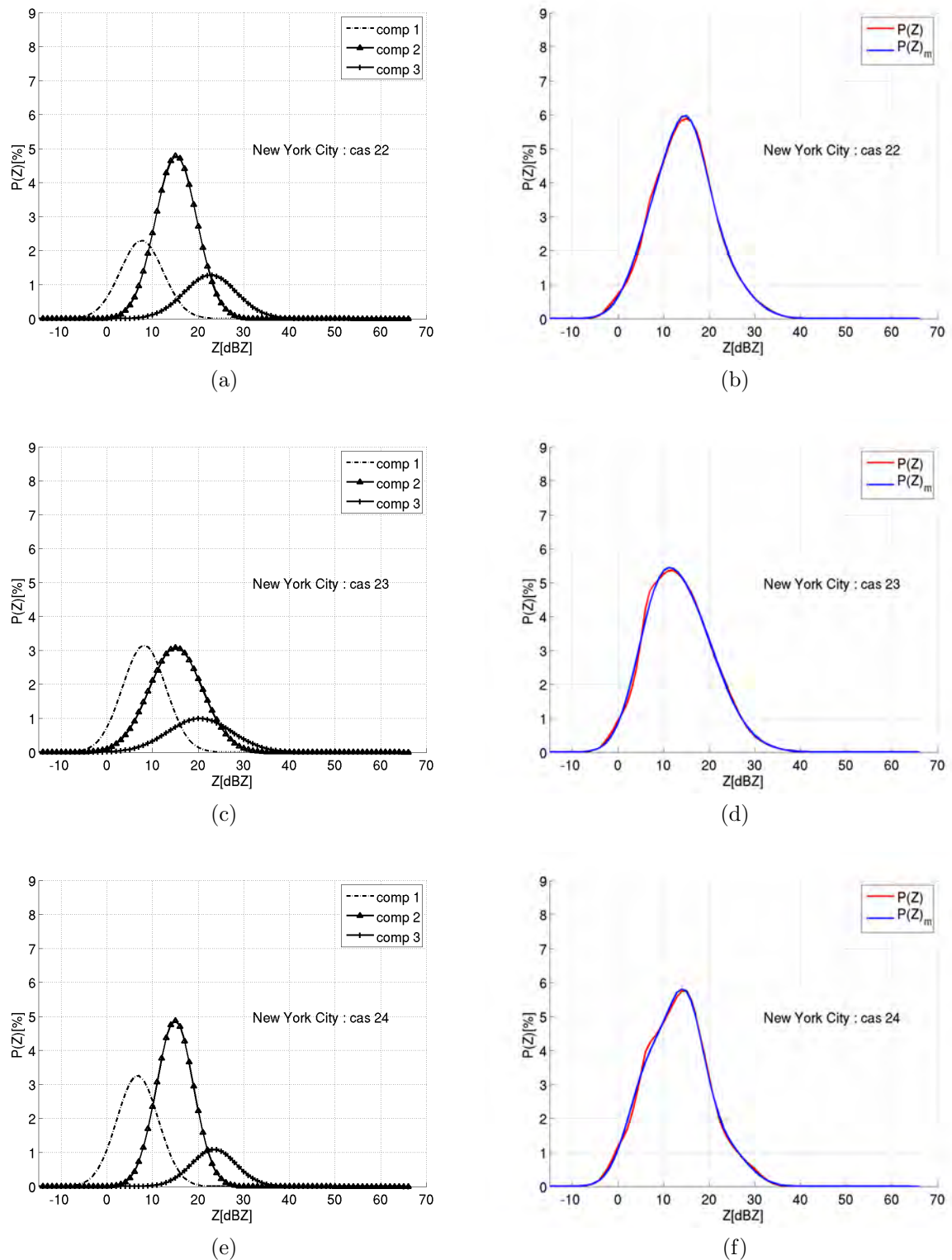
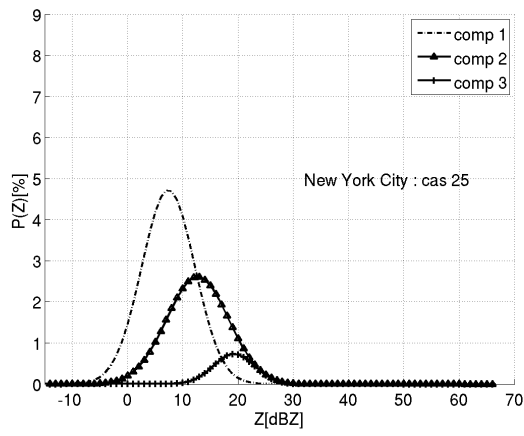
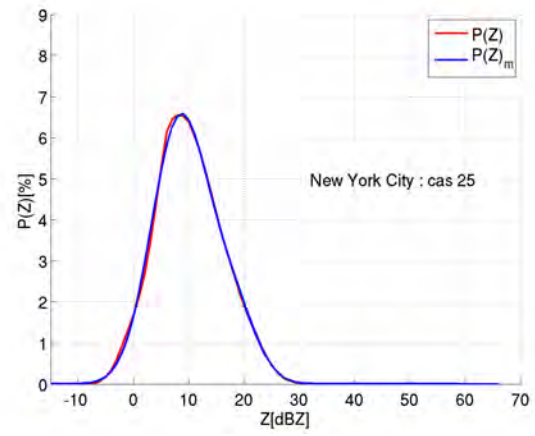


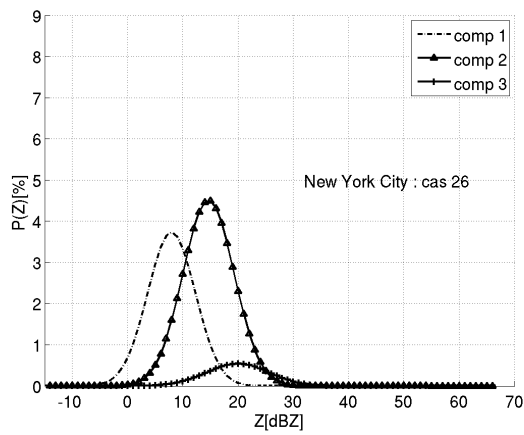
FIGURE 5.3: Décomposition des distributions $P(Z)$ de la figure 3.10 en utilisant l'algorithme EM. La courbe de droite est un ajustement de $P(Z)$ par une combinaison linéaire des composantes en utilisant l'équation (4.2).



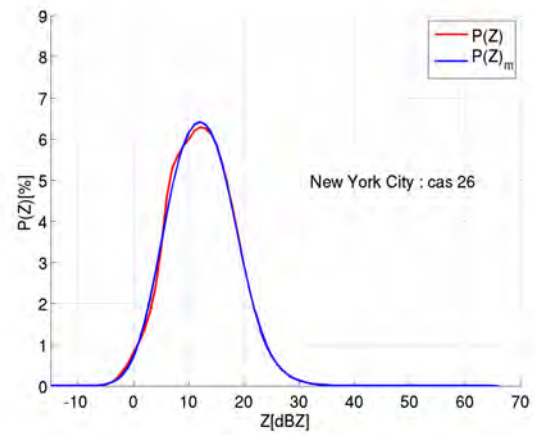
(g)



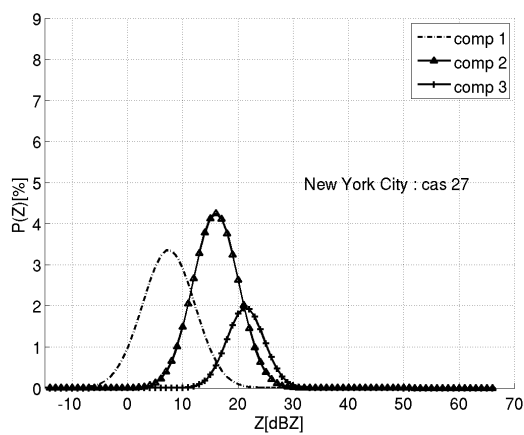
(h)



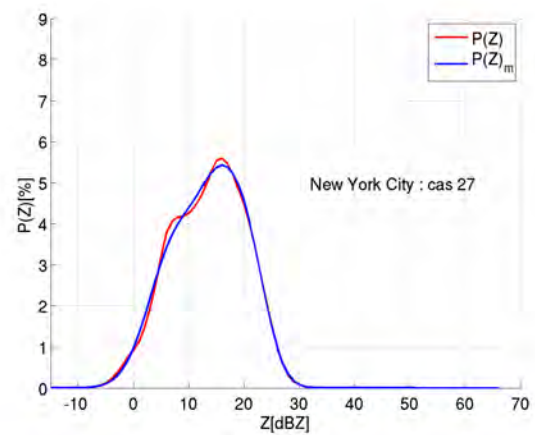
(i)



(j)



(k)



(l)

FIGURE 5.2: Suite.

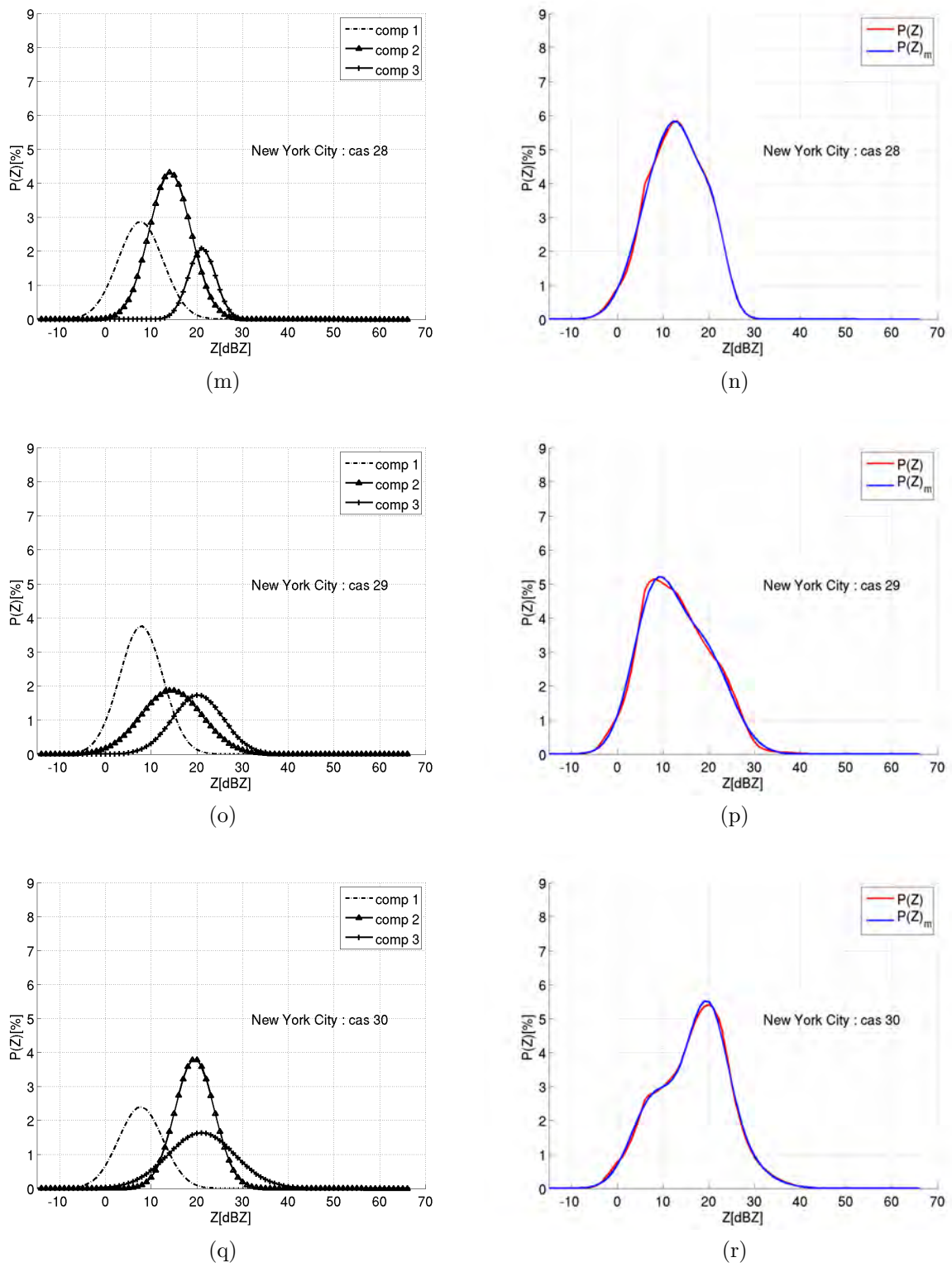


FIGURE 5.1: Suite.

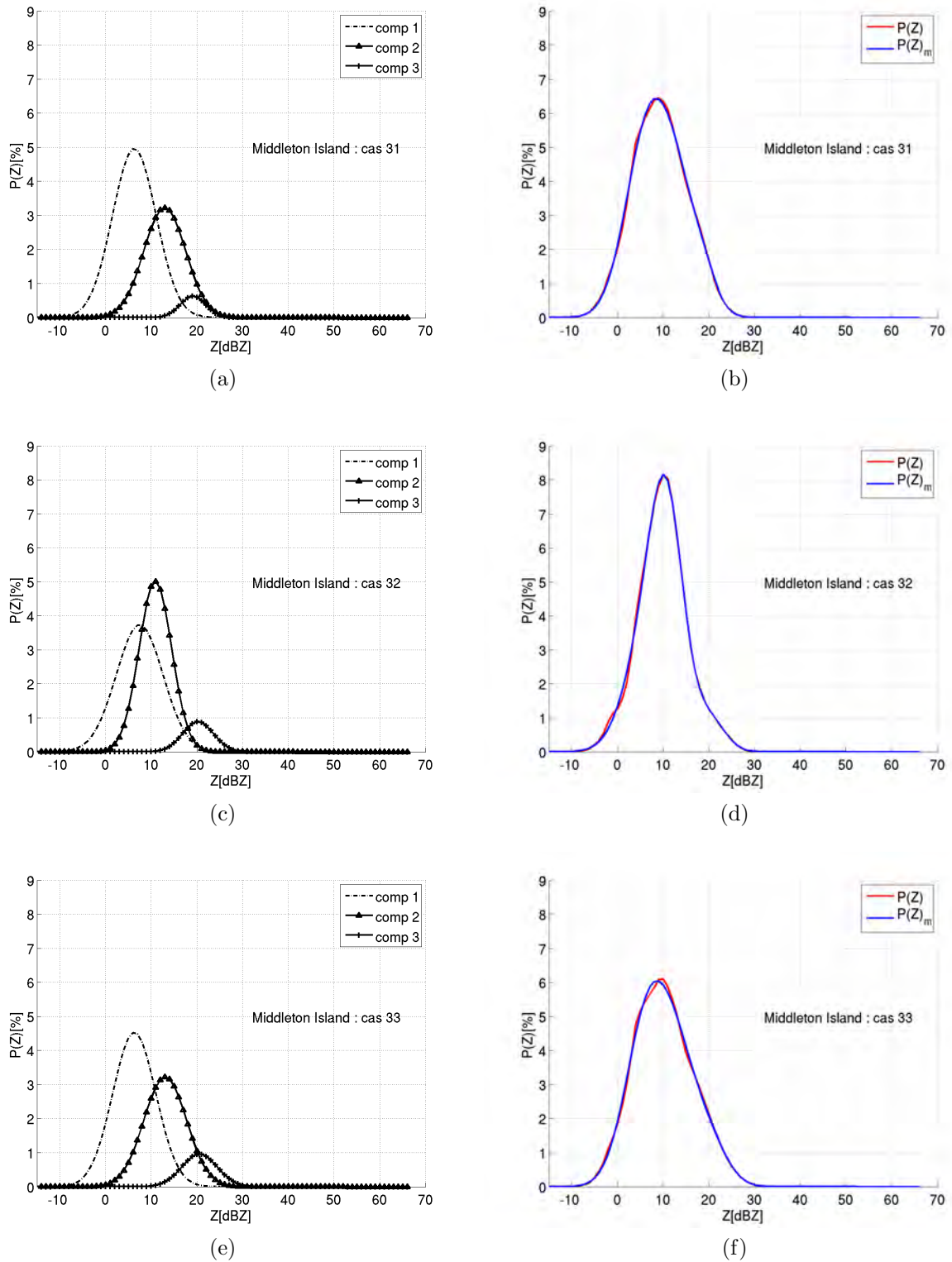
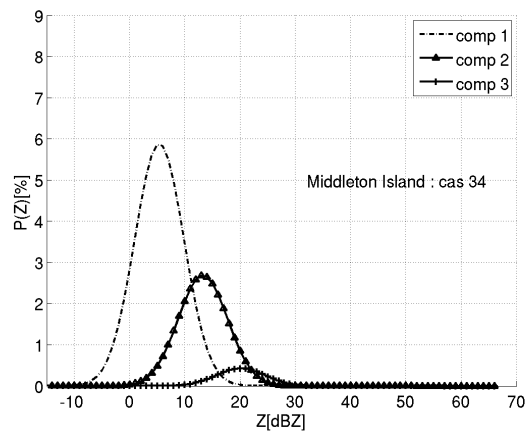
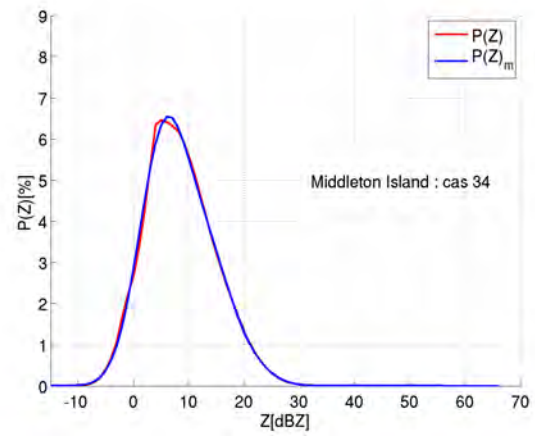


FIGURE 5.2: Décomposition des distributions $P(Z)$ de la figure 3.11 en utilisant l'algorithme EM. La courbe de droite est un ajustement de $P(Z)$ par une combinaison linéaire des composantes en utilisant l'équation (4.2).



(g)



(h)

FIGURE 5.1: Suite.

Chapitre 6

Distribution de l'intensité de précipitation

L'objet du présent chapitre est de présenter une application des résultats de la décomposition de $P(Z)$. Pour convertir la réflectivité radar en intensité de précipitation, nous proposons une quantification séparée de la contribution de chaque composante dans la précipitation totale. Pour ce faire, on a isolé la composante nuage, la composante grêle et on a choisi de regrouper les composantes stratiforme et convective dans une seule composante "pluie".

6.1 Composante pluie des cas d'orages de grêle à Little Rock et des systèmes convectifs à Miami

La présence de grêle dans les orages est reconnue comme un problème majeur dans l'estimation de la pluie. Pour estimer la quantité de pluie générée par un évènement perturbation accompagnée de grêle, à partir des données de réflectivité radar, on est souvent confronté à la contamination de la réflectivité de la pluie par la grêle. Généralement, les données de réflectivité radar du réseau Nexrad sont tronquées à un seuil nominal de 53 dBZ (Fulton et al. 1998) pour éviter la surestimation de la quantité de pluie puisque des valeurs de $Z \geq 53$ dBZ correspondent à des

intensités de pluie très élevées qu'il est peu probable d'observer. Il y a également, dans tous les cas de convection présentés, la présence de la composante nuage. Cette dernière ne contribue pas de manière significative au cumul de pluie, en raison des faibles valeurs de réflectivité et par conséquent des faibles intensités de précipitation qui lui sont associées. La distribution $P(Z)$ obtenue pour la pluie en regroupant les composantes 2 et 3 a des valeurs de Z entre -5 et 53-54 dBZ. De -10 dBZ à environ 11 dBZ, la contribution des pixels ayant une faible valeur de Z est plus importante dans la composante nuage que dans la composante pluie (figure 6.1). Egalement, au niveau des fortes valeurs de Z , les pixels avec $Z \geq 44$ dBZ sont prépondérants dans la composante grêle mais non dans celle attribuée à la pluie (figure 6.1). Aydin et al. (1986) ont montré que dans les orages à grêle observés avec un radar polarimétrique, la région présentant des réflectivités (de polarisation) horizontales $Z_H \geq 45$ dBZ et une réflectivité différentielle de $Z_{DR} < 0.5$ dB contient vraisemblablement de la grêle. La valeur maximale Z de la $P(Z)$ de la pluie correspond exactement au seuil de troncature de la grêle (53 dBZ) pour les radars de Nexrad. Ainsi, l'influence des pixels avec de faibles valeurs de Z contribuant peu à la quantité globale de pluie, et les pixels avec de fortes valeurs de Z qui sont principalement dus à la présence de grêle, est considérablement réduite. On obtient alors une distribution $P(Z)$ qui peut raisonnablement représenter la pluie. La raison pour laquelle les deux composantes pluie (pluie stratiforme et pluie convective) sont regroupées est que dans la suite, pour convertir Z en R , on n'utilise pas deux relations Z - R distinctes pour les deux types de précipitation. Pour un large domaine spatio-temporel, le fait d'utiliser deux relations Z - R distinctes, pour l'estimation de la quantité de pluie ne conduit pas à des résultats significativement différents de ce que l'on obtient si une seule relation Z - R est utilisée (Steiner et al. 1995). D'un point de vue statistique et spatiale, la pluie convective et la pluie stratiforme ne forment pas des populations distinctes (Steiner and Houze (1997); Yuter and Houze (1997); Nzeukou et al. (2004); Tenorio et al. (2012)).

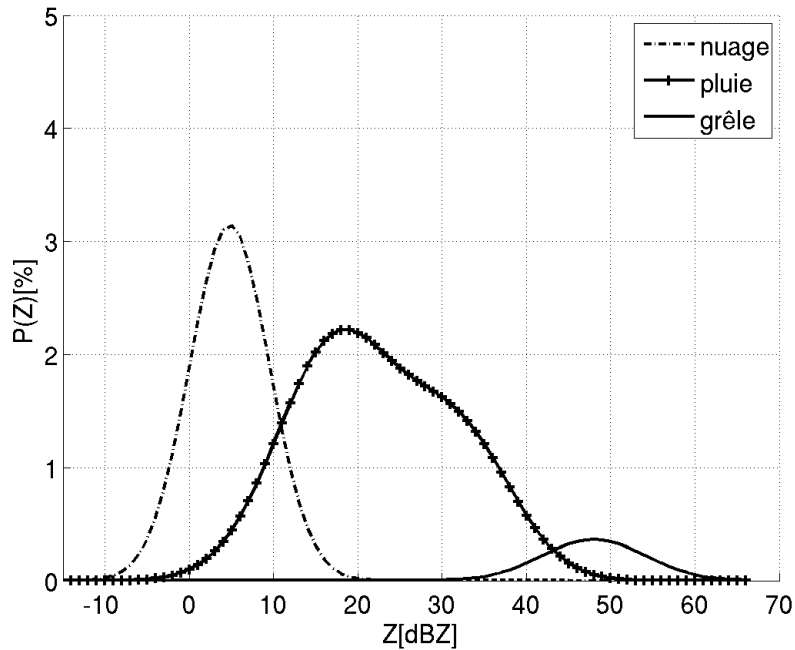


FIGURE 6.1: Exemple de modélisation des $P(Z)$ des types de précipitation (cas 6) : $P(Z)$ correspondant au nuage, à la pluie (pluie stratiforme+pluie convective) et à la grêle.

6.2 Composante pluie des cas de convection maritime et côtière

Pour les cas de convection maritime à Hawaii (cas 13 à 18) et Eureka (cas 19 à 21), et les cas de convection côtière à Miami (cas 10) et Brownsville (cas 11 et 12), la présence éventuelle d'une composante 4 n'est pas représentative de la grêle, parce que les paramètres (proportion, moyenne et variance) sont faibles. La valeur maximale de Z ne dépasse pas 55 dBZ. Baeck and Smith (1998) ont montré que des quantités de pluie significatives sont observées en l'absence de grêle pour des valeurs de Z comprises entre 53 et 55 dBZ. Au vu de ces considérations, la composante 4 est incluse dans la composante pluie pour convertir Z en R . Pour conserver la qualité de l'ajustement, la composante 4 n'est pas supprimée. Ainsi, pour ces cas, les composantes 2, 3 et 4 sont regroupées pour former la composante pluie.

6.3 Relation Z-R pour la conversion de la réflectivité radar en intensité de précipitation

L'algorithme de Nexrad pour les applications hydrologiques suggère de convertir la réflectivité radar en intensité de pluie en utilisant la relation empirique (eg. Fulton et al. (1998)) :

$$Z = 300R^{1.4} \quad (6.1)$$

où Z est en mm^6m^{-3} et R en mmh^{-1} . Dans cette étude, la relation (6.1) est utilisée pour convertir Z en R pour les données des sites continentaux, y compris les composantes grêle, car nous n'avons pas d'arguments pour utiliser une autre relation. Quand nous sommes en présence de neige, ce qui est le cas à New York et à Middleton Island, la relation de Sekhon and Srivastava (1970) est utilisée :

$$Z = 1780R^{2.21} \quad (6.2)$$

avec les mêmes unités que (6.1).

Pour les données collectées en mer tropicale, ce qui est le cas de Hawaii, on utilise la relation suivante :

$$Z = 230R^{1.25} \quad (6.3)$$

avec les mêmes unités que (6.1). Les coefficients de cette relation sont remarquablement similaires à celles observées en divers sites maritimes tropicaux : $Z = 227R^{1.25}$ (Hudlow 1979) sur l'Atlantique Tropicale, $Z = 230R^{1.25}$ (Rosenfeld et al. 1993), $Z = 216R^{1.25}$ (Atlas et al. 2000), $Z = 256R^{1.27}$ (Tenorio et al. 2012), les trois derniers correspondant à des sites côtiers maritimes tropicaux.

6.4 Paramètres de la distribution de l'intensité de précipitation $P(R)$ des cas de convection

6.4.1 Moyenne et variance de $P(R)$

Le tableau 6.1 donne les paramètres de la distribution de l'intensité de précipitation des différentes composantes, soit $P(R)$, et les figures 6.1-6.5 présentent la $P(R)$ de chaque composante correspondant aux cas des 5 premiers sites. La distribution $P(R)$ pour la pluie a une forme quasi lognormale. Pour tous les cas des 5 premiers sites, l'intensité moyenne de pluie équivalente de la composante nuage est inférieure à 10^{-1} mmh^{-1} , ce qui est très faible. La moyenne et la variance correspondant à cette distribution sont homogènes. Pour les cas de convection continentale et péninsulaire respectivement à Little Rock et à Miami, la moyenne μ_R de $P(R)$ pour la pluie est assez variable. Le cas de convection sur la côte est de la Floride (cas 10) a une valeur de μ_R plus importante que celle des cas de convection péninsulaire. Les valeurs de μ_R obtenues à Hawaii sont supérieures à celles trouvées sur les sites continentaux et péninsulaires. Ce résultat est probablement lié au caractère maritime et tropical de la convection à Hawaii. A Eureka on trouve les valeurs les plus faibles de μ_R bien qu'il s'agisse d'une convection maritime. Cela peut être dû au fait qu'Eureka est situé à une latitude plus haute. La valeur de μ_R équivalente pour la composante grêle est très élevée et plus importante à Little Rock qu'à Miami. Pour les cas d'étude d'un site donné, les variances de $P(R)$ de la composante grêle sont homogènes. Pour la composante pluie, σ_R^2 est plus variable que pour les composantes nuage et grêle. A Hawaii, la variance de $P(R)$ de la pluie des cas 17 et 18 est supérieure à celle des autres cas. Cela est probablement dû au fait que pour ces deux événements, il y a une partie des systèmes convectifs qui passent au-dessus de la Grande Ile de Hawaii. Il y a alors un renforcement de la convection induit par le relief de l'île.

6.4.2 Coefficient de variation de $P(R)$

La variation des paramètres des distributions de l'intensité de précipitation peut être résumée par le coefficient de variation (CV_R) de $P(R)$ qui est le rapport de

l'écart-type de $P(R)$ à sa moyenne : $CV_R = \sigma_R/\mu_R$. Pour les cas des 5 premiers sites, le coefficient CV_R de la composante nuage est homogène, sa valeur est autour de 0.9. Pour la $P(R)$ de la composante pluie, on trouve une valeur moyenne de CV_R de 2.33 à Little Rock, 2.66 à Miami et 2.43 à Hawaii qui sont des valeurs proches de celle trouvée par Sauvageot (1994) dans d'autres sites à travers le monde (voir aussi Nzeukou and Sauvageot (2002)). On trouve pour le cas de transition terre/mer à Brownsville (cas 12) la plus faible valeur de CV_R des 5 premiers sites. La valeur de CV_R obtenue pour la convection côtière à Brownsville (cas 11), est proche de celles trouvées aux 5 premiers sites. Le coefficient de variation de $P(R)$ pour les systèmes précipitants associés à une convection purement maritime à Eureka a des valeurs inférieures à celles trouvées sur les sites continentaux et proches des CV_R trouvées pour la convection maritime ($CV_R = 5/3 (=1.67)$ (Short et al. (1993)) and $CV_R = 1.75$ (Tenorio et al. (2012))). Les valeurs de CV_R sont homogènes à Little Rock et à Miami.

6.5 Paramètres de $P(R)$ pour les cas de neige

Les valeurs des paramètres de la distribution de l'intensité de pluie équivalente correspondant à la chute de neige (convection froide), calculées avec la relation Z-R (6.2), sont nettement inférieures à celles de la pluie. Les valeurs obtenues pour New York (site continental), sont plus importantes que celles trouvées à Middleton Island (site maritime). Cela reflète une différence d'intensité de la convection froide au dessus de la mer et au dessus du continent. Ces résultats suggèrent que la convection froide est plus vigoureuse sur terre que sur mer.

Nous avons utilisé, pour calculer les paramètres de $P(R)$, des relations Z-R standard. Cependant, il est intéressant de voir l'impact de la variation des coefficients de la relation Z-R sur les paramètres de $P(R)$.

Tableau 6.1: Paramètres des fdp de l'intensité de précipitation $P(R)$

Sites	Cas	$\mu_R(mm/h)$			$\sigma_R^2[(mm/h)^2]$			CV_R		
		nuage	pluie	grêle	nuage	pluie	grêle	nuage	pluie	grêle
Little Rock ($Z = 300R^{1.4}$)	1	0.03	2.32	57.84	7.22e-04	36.324	3.68e+03	0.82	2.60	1.05
	2	0.04	2.20	49.24	0.002	22.290	3.60e+03	1.03	2.15	1.22
	3	0.03	3.45	68.74	4.95e-04	65.256	3.59e+03	0.67	2.34	0.87
	4	0.03	3.43	75.58	6.97e-04	74.099	6.93e+03	0.87	2.51	1.10
	5	0.05	2.51	60.26	0.003	27.165	7.91e+03	0.92	2.08	1.48
	moyenne		0.04	2.71	64.21	0.001	42.357	5.55e+03	0.87	2.33
Miami ($Z = 300R^{1.4}$)	7	0.07	2.0	36.30	0.003	21.666	823.853	0.93	2.33	0.79
	8	0.07	2.15	49.84	0.005	33.314	1.63e+03	1.01	2.69	0.81
	9	0.08	1.84	42.65	0.008	29.652	1.53e+03	1.09	2.96	0.92
	10	0.08	3.11	–	0.006	48.007	–	0.95	2.23	–
moyenne		0.07	2	42.93	0.005	28.211	1.33e+03	1.01	2.66	0.84
Brownsville ($Z = 300R^{1.4}$)	11	0.08	3.51	–	0.005	22.192	–	0.91	1.34	–
	12	0.07	3.35	–	0.005	84.652	–	0.91	2.74	–
Hawaii ($Z = 230R^{1.25}$)	13	0.08	3.78	–	0.007	82.954	–	1.02	2.41	–
	14	0.07	2.09	–	0.004	23.861	–	0.90	2.34	–
	15	0.07	2.94	–	0.004	25.333	–	0.90	1.71	–
	16	0.08	3.21	–	0.005	42.446	–	0.93	2.03	–
	17	0.08	4.16	–	0.004	145.798	–	0.91	2.90	–
	18	0.06	4.31	–	0.003	113.912	–	0.94	2.48	–
moyenne		0.07	3.51	–	0.005	81.794	–	0.94	2.43	–
Eureka ($Z = 300R^{1.4}$)	19	0.09	1.62	–	0.008	10.165	–	0.96	1.97	–
	20	0.09	1.45	–	0.006	6.384	–	0.85	1.74	–
	21	0.09	1.48	–	0.008	7.480	–	0.96	1.85	–
moyenne		0.09	1.52	–	0.006	8.010	–	0.92	1.85	–

suite du tableau de la page précédente				
Sites	Cas	$\mu_R(mm/h)$	$\sigma_R^2[(mm/h)^2]$	CV_R
New York ($Z = 1780R^{2.21}$)	22	0.20	0.033	0.90
	23	0.18	0.034	1
	24	0.17	0.024	0.89
	25	0.12	0.008	0.75
	26	0.15	0.012	0.74
	27	0.17	0.014	0.69
	28	0.16	0.011	0.67
	29	0.18	0.031	0.98
	30	0.26	0.060	0.93
	moyenne		0.18	0.025
Middleton Island ($Z = 1780R^{2.21}$)	31	0.11	0.005	0.67
	32	0.11	0.006	0.67
	33	0.12	0.009	0.78
	34	0.10	0.007	0.81
	moyenne		0.11	0.007

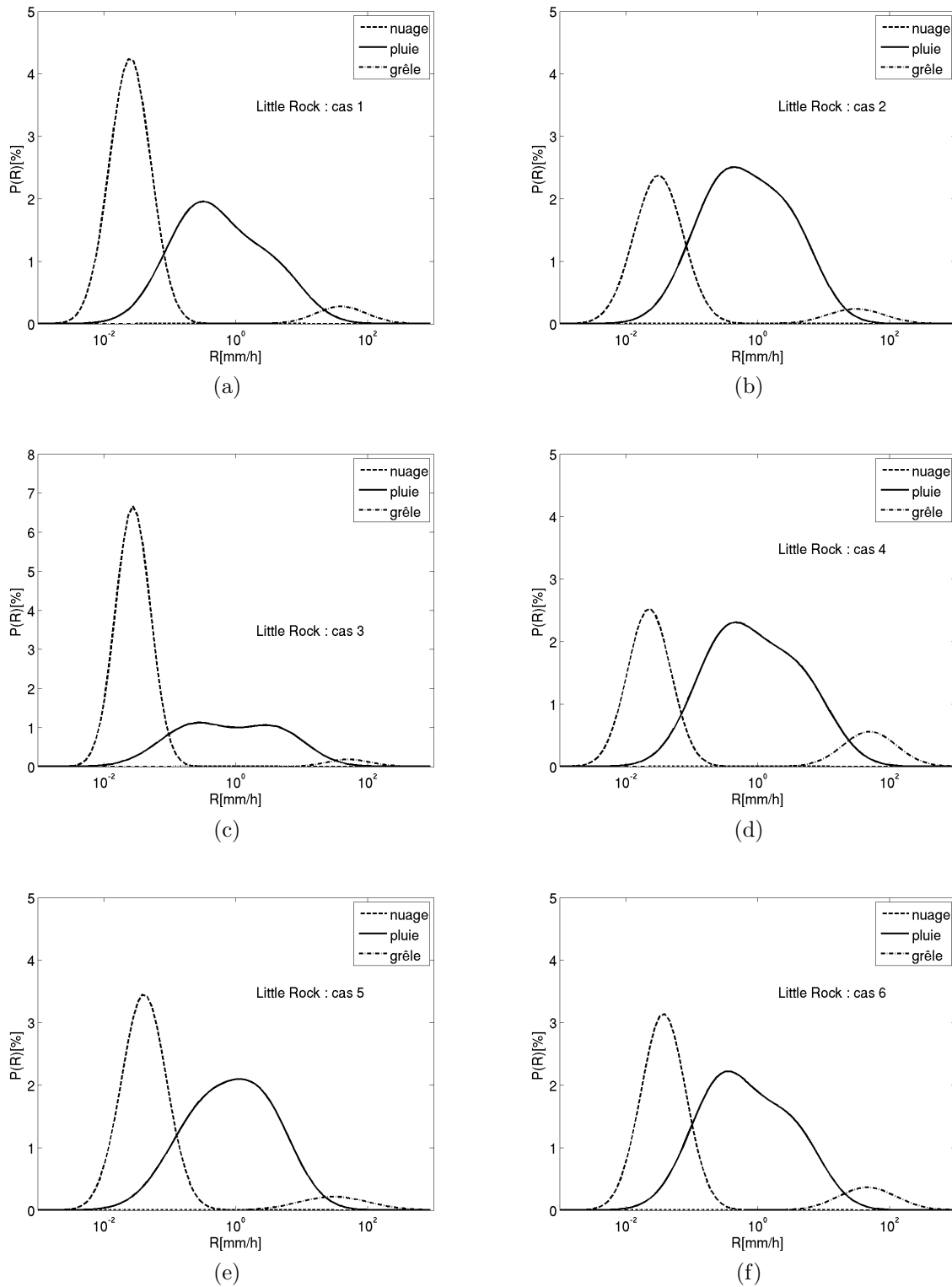


FIGURE 6.2: Fonction de densité de probabilité de l'intensité de précipitation $P(R)$ obtenue par conversion de Z en R pour les 6 cas de Little Rock. Les composantes pluie stratiforme et pluie convective sont regroupées pour former une seule composante : la composante pluie. Les distributions $P(R)$ équivalentes du nuage et de la grêle sont aussi représentées.

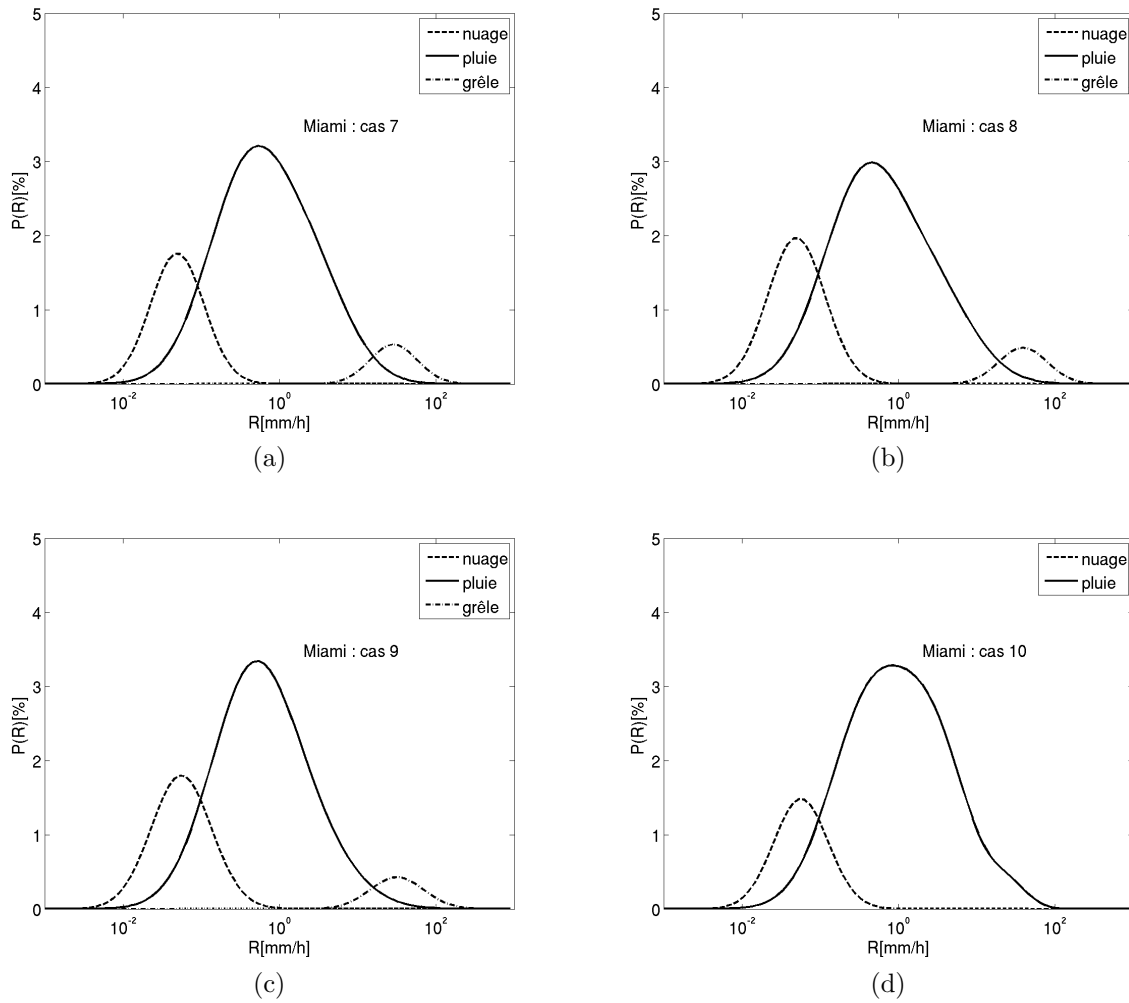


FIGURE 6.3: Idem que figure 6.2, pour les 4 cas de Miami.

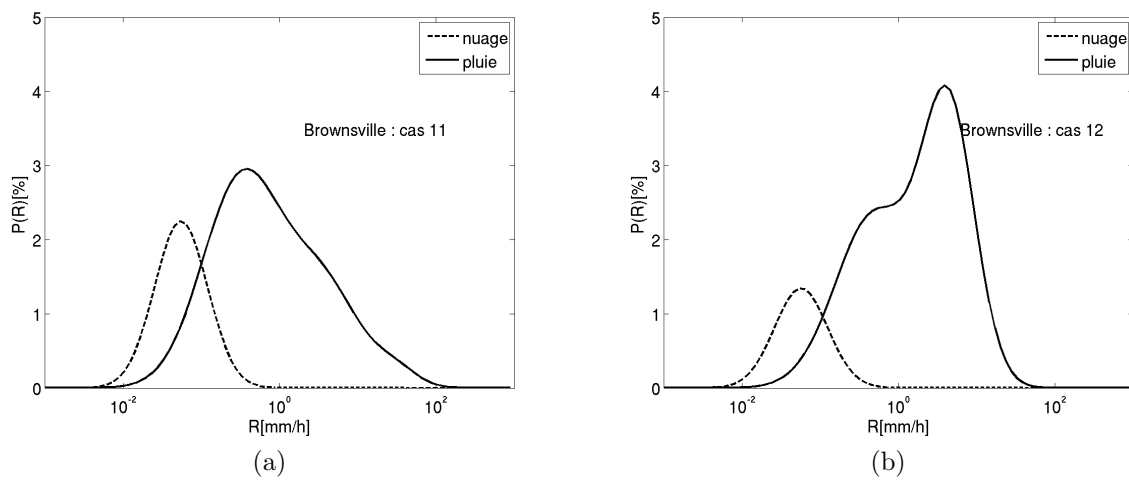


FIGURE 6.4: Idem que figure 6.2, pour les 2 cas de Brownsville.

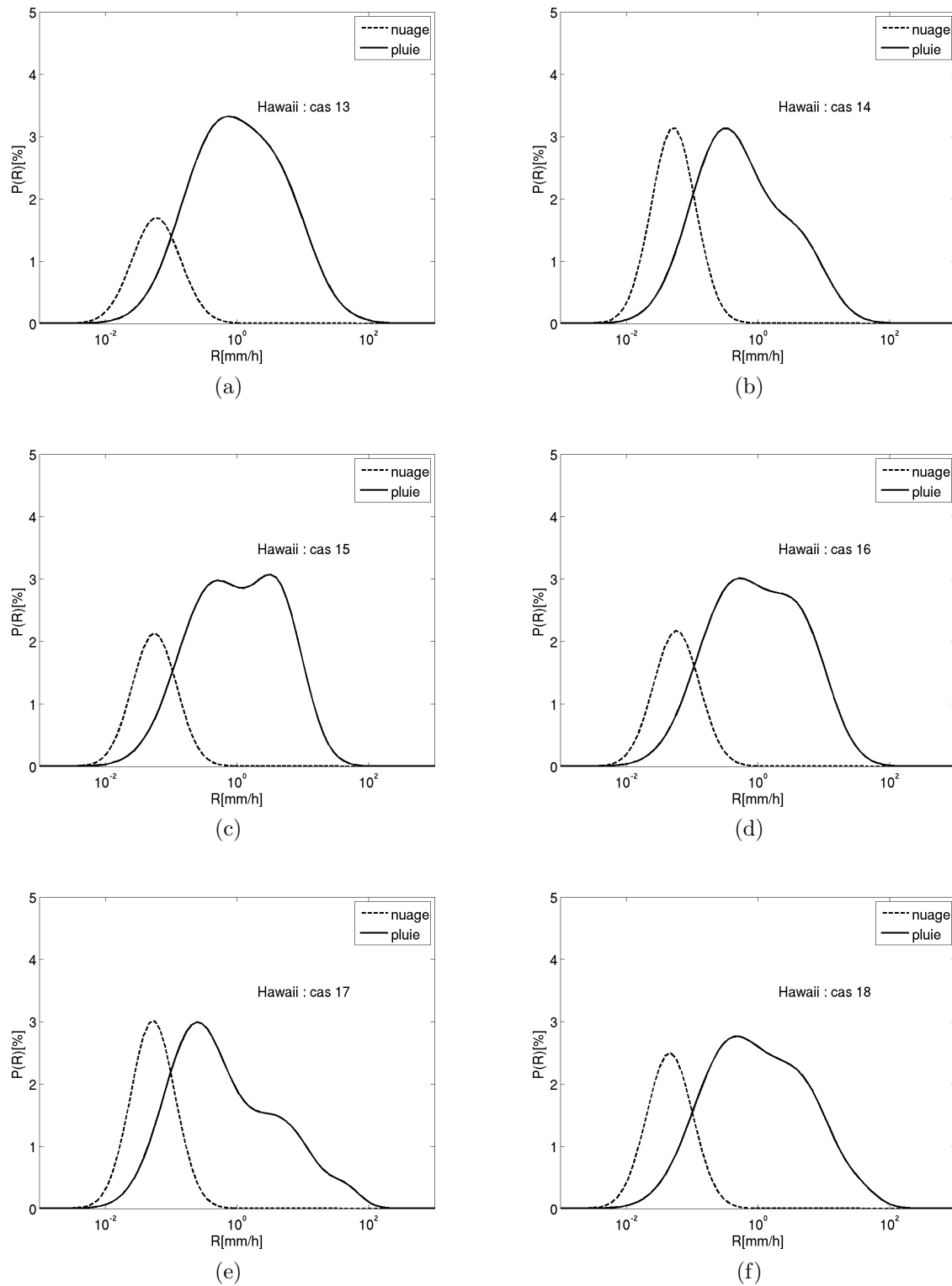


FIGURE 6.5: Idem que figure 6.2, pour les 6 cas de Hawaii.

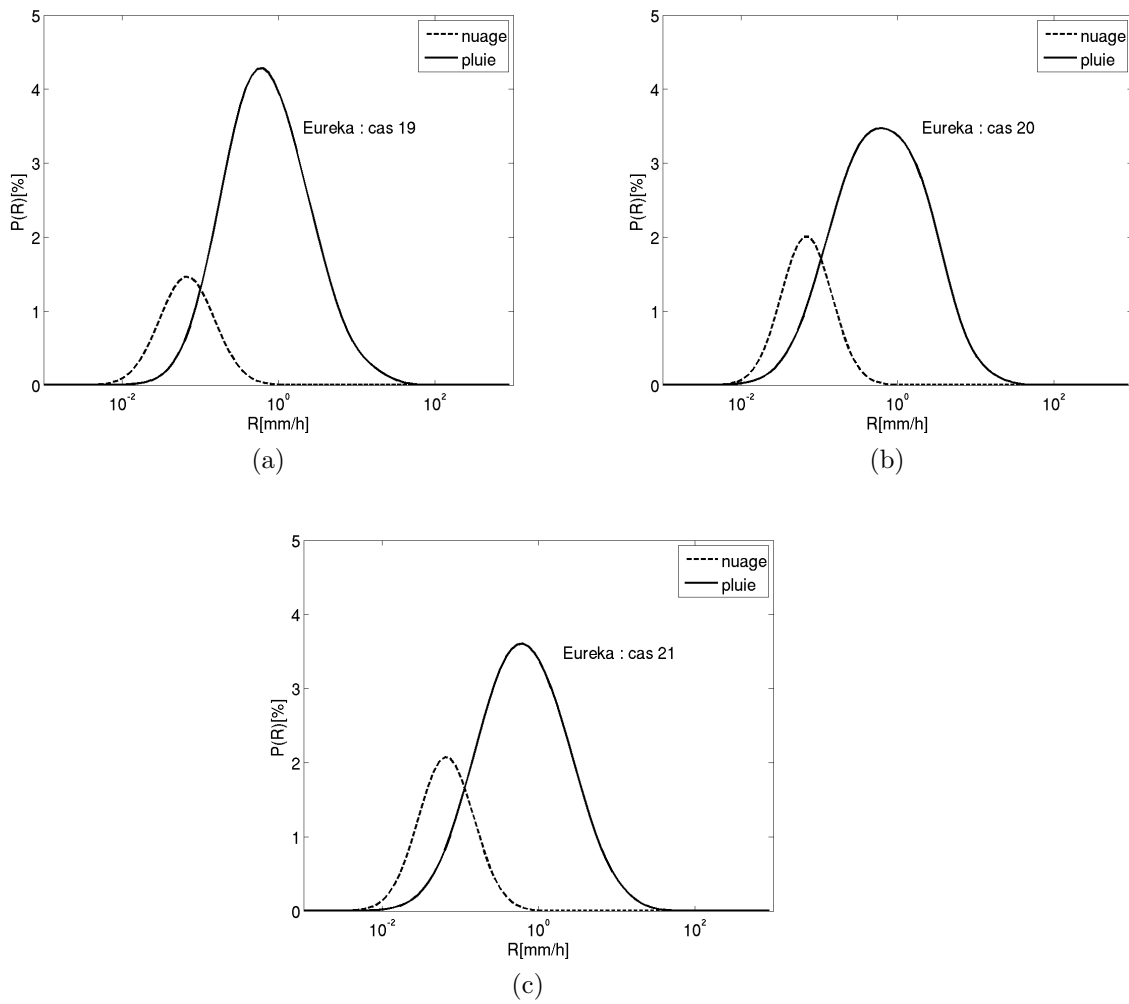


FIGURE 6.6: Idem que figure 6.2, pour les 3 cas d'Eureka.

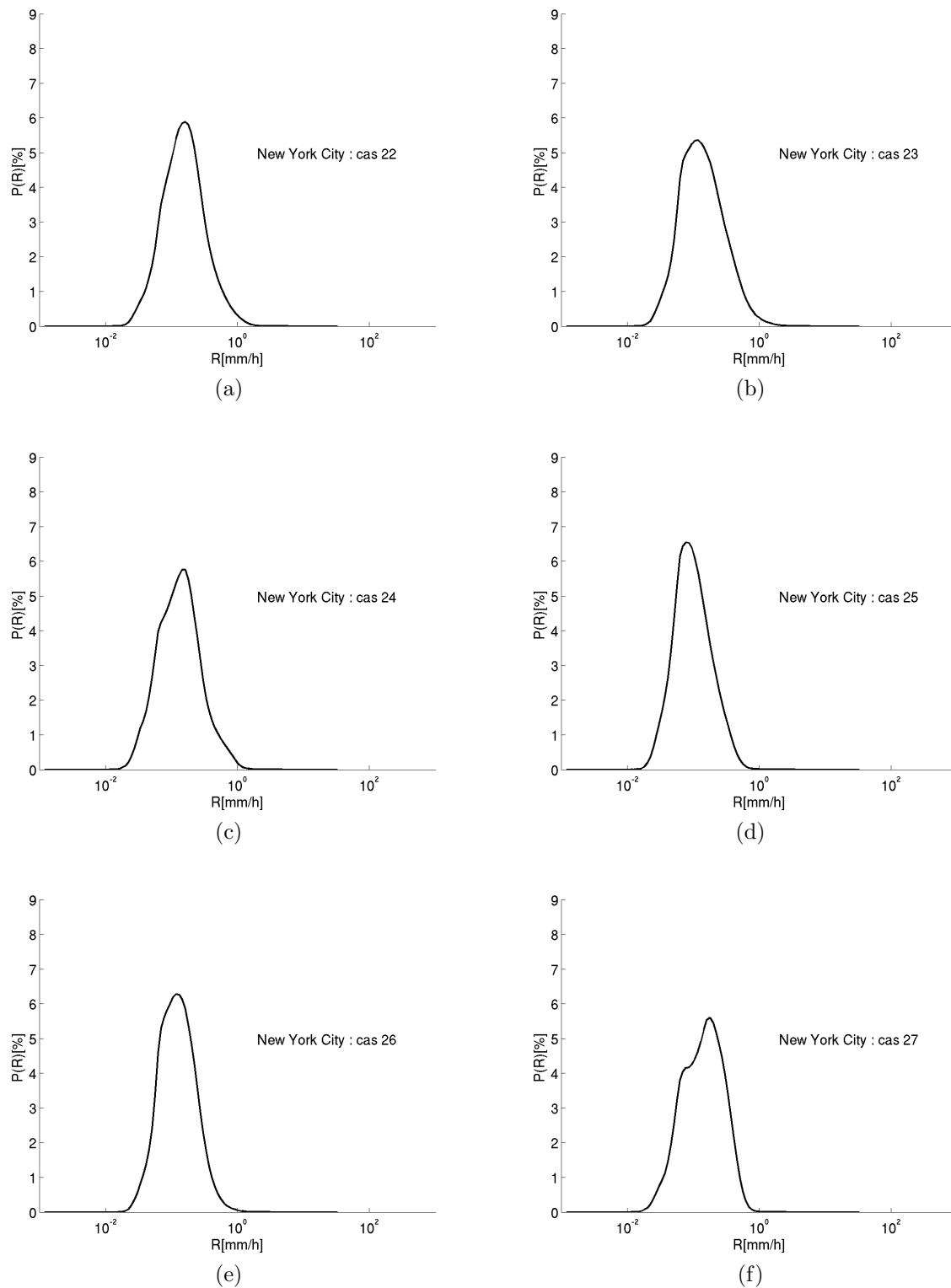


FIGURE 6.7: Distributions $P(R)$ des cas de neige à New York City. $P(Z)$ est directement convertie en $P(R)$.

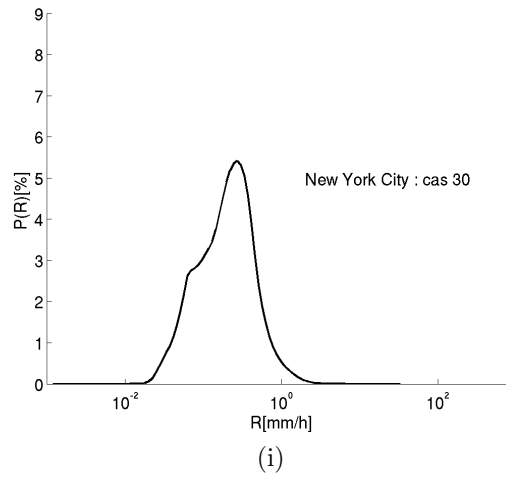
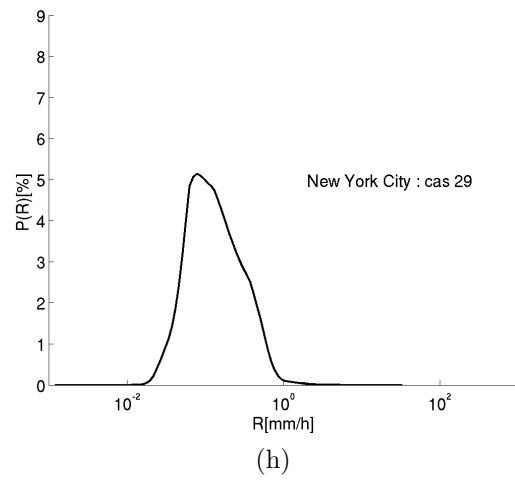
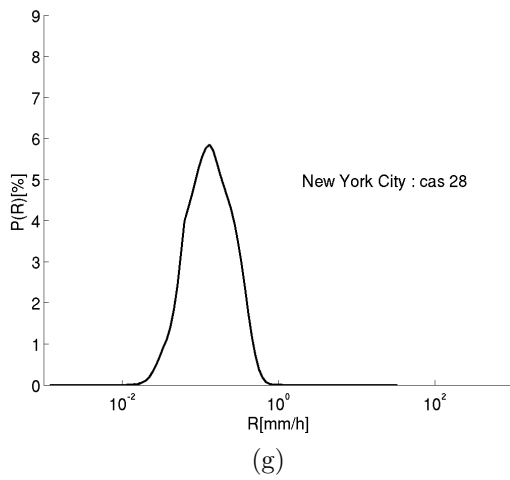


FIGURE 6.6: Suite.

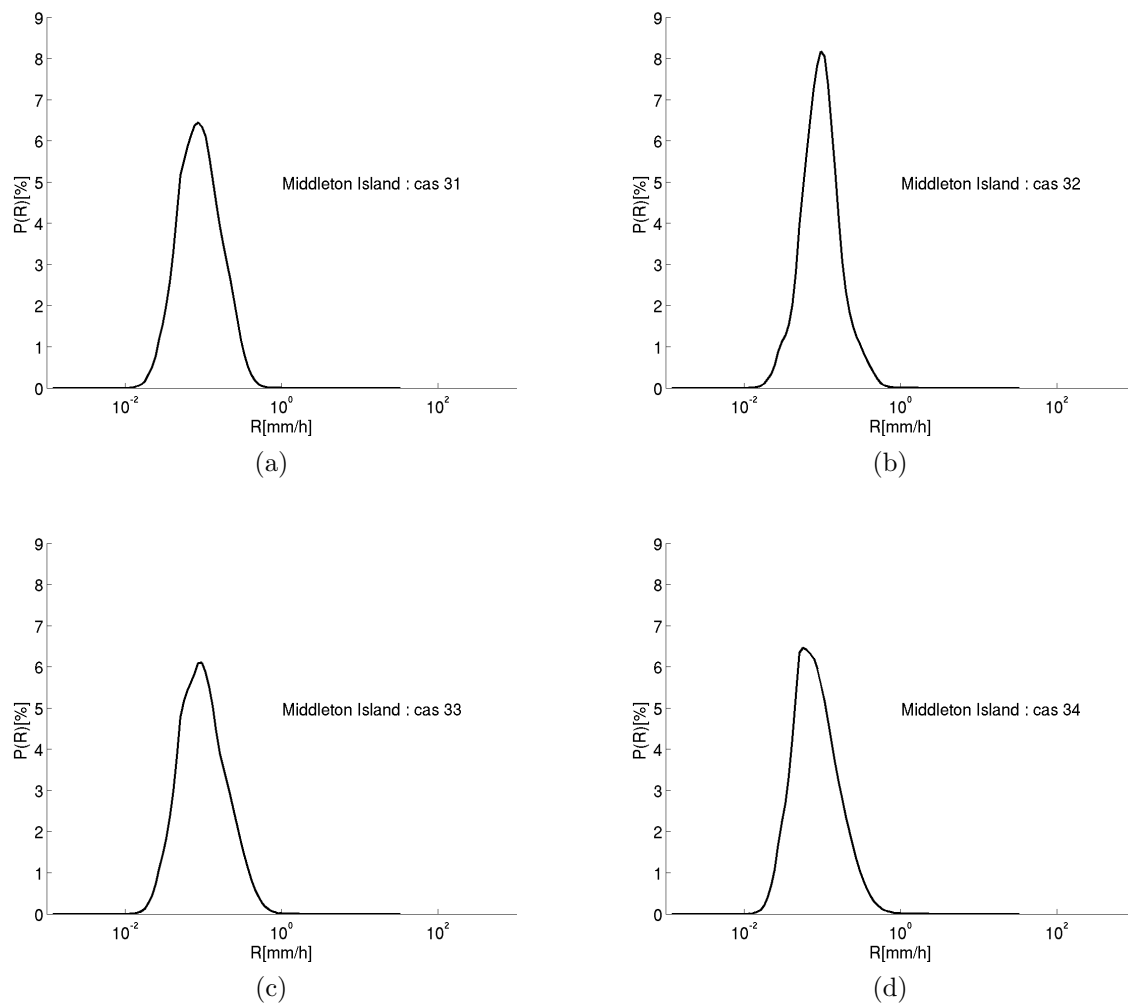


FIGURE 6.7: Idem que figure 6.7, pour les cas de neige à Middleton Island.

6.6 Influence des coefficients a et b de la relation Z-R sur P(R)

6.6.1 Effet de la variation de a sur P(R)

La figure 6.9a est un exemple de 3 fdp d'intensité de pluie obtenues à partir de la conversion de Z en R en faisant varier le paramètre a de la relation Z-R et en gardant le paramètre b constant. Quand a augmente, la fdp de R est déplacée vers la droite par rapport à la fdp de référence calculée avec $Z = 300R^{1.4}$. L'écart observé entre les deux fdp obtenues respectivement avec $a = 300$ et $a = 200$ est moins important que celui entre les deux fdp calculées respectivement avec $a = 200$ et $a = 100$. Ce déplacement de la fdp vers la droite signifie que la diminution de la valeur du paramètre a correspond à l'augmentation de l'intensité moyenne de la pluie (tableau 6.2). Cependant, la forme de la fdp est conservée. Cela est confirmé par la valeur de CV_R de la distribution P(R). Sur le tableau 6.2, on voit que CV_R est constant pour les différentes valeurs de a . Quand a diminue (augmente), une valeur constante de CV_R est corrélée à une augmentation (diminution) simultanée de la moyenne et de la variance de la fdp. Cette observation est plus évidente sur la figure 6.9b où est représentée dans l'espace log, la variation de la variance en fonction de la moyenne de la fdp de R . Les points obtenus pour chaque relation Z-R (en faisant varier uniquement a) sont visiblement alignés. Comme on peut le remarquer sur la figure 6.9b, μ_R et σ_R^2 augmentent quand a diminue. Les droites de régression sont strictement parallèles. Elles conservent la même pente quand on fait varier seulement le paramètre a . L'écart observé entre les fdp de la figure 6.9a est aussi visible sur la figure 6.9b où la différence entre les ordonnées à l'origine est légèrement moins importante entre les droites correspondant à $Z = 300R^{1.4}$ et $Z = 200R^{1.4}$ qu'entre les droites représentatives de $Z = 200R^{1.4}$ et $Z = 100R^{1.4}$ (tableau 6.2). La forme de la fdp et par conséquent le coefficient de variation ne sont pas sensibles à la variation de a . La seule influence sur la fdp est la variation de sa moyenne et de sa variance. Dans les méthodes conventionnelles de régression linéaire entre Z et R , les droites parallèles que l'on observe pour différentes valeurs de a dépendant de la

nature de la précipitation, sont une conséquence du résultat obtenu dans ce travail, c'est-à-dire que CV_R de la fdp n'est pas sensible au coefficient a . Du point de vue opérationnel, pour les radars du réseau Nexrad, un coefficient constant $b = 1.4$ est largement utilisé (Amitai (2000)). Ainsi, il n'est pas surprenant que la pente a de la relation soit ajustée pour compenser une surestimation ou sous-estimation de la quantité de pluie puisque la forme de la fdp reste inchangée en gardant b constant et en faisant varier a .

6.6.2 Effet de la variation de b sur $P(R)$

En considérant la fdp obtenue avec $Z = 300R^{1.4}$ comme la distribution de référence, on voit sur la figure 6.10a que la fdp devient plus étroite si l'exposant b augmente, a étant constant ($Z = 300R^{1.6}$). Ainsi, la moyenne et le coefficient de variation de la fdp résultante sont inférieurs à ceux de la fdp de référence (tableau 6.2). Diminuer la valeur du coefficient b ($Z = 300R^{1.2}$) conduit à élargir la fdp ; la moyenne μ_R et le coefficient de variation augmentent par rapport aux paramètres de la fdp de référence. Le fait de réduire la valeur de b a donc deux effets visibles sur la fdp. Elle est déplacée à droite pour des valeurs de $R > 1 \text{ mmh}^{-1}$ et à gauche pour $R < 1 \text{ mmh}^{-1}$. Ces effets sont aussi visibles sur la figure 6.10b où la pente de la droite de régression dans le graphe (μ_R, σ_R^2) pour chaque relation Z-R est proportionnelle à CV_R . La droite bleue correspond à la régression linéaire des points représentant les fdp de référence avec $Z = 300R^{1.4}$. La droite verte (rouge) correspondant à $b = 1.6$ ($b = 1.2$) a une pente supérieure (inférieure) à celle de la droite de référence. Ces droites vont se couper aux fortes intensités de pluie. Ainsi, la fdp de R est très sensible au coefficient b . Ce résultat est consistant avec celui de Amitai et al. (2004). Dans les travaux portant sur la détermination des relations Z-R en fonction du type de précipitation et du type de climat, il a été trouvé que les droites de régression entre Z et R se coupent aux fortes intensités de précipitations (Austin (1987)). Cela est une conséquence du résultat mis en évidence dans cette étude sur l'influence du paramètre b sur la forme de la fdp.

6.6.3 Relation entre le coefficient de variation CV_R et l'intensité moyenne μ_R

Les résultats obtenus dans ce travail sur la relation entre les paramètres μ_R et σ_R^2 de $P(R)$ de la pluie sont comparés avec les précédentes études sur la distribution de l'intensité de pluie. La figure 6.11a représente le graphe des couples de points (μ_R, σ_R^2) de tous les cas de Little Rock, Miami et Hawaii et de la convection côtière à Brownsville. Ces sites sont représentatifs des latitudes moyennes (Little Rock, Miami, Brownsville) et du climat tropical (Hawaii). Les points représentatifs sont visiblement bien alignés. La droite de régression (en noir) est comparée avec celle obtenue par Sauvageot (1994) (en bleu) qui a trouvé une relation linéaire entre σ_R^2 et μ_R à partir d'intensités moyennes de pluie calculées sur de larges domaines spatio-temporels à des sites climatiquement différents incluant la zone tropicale et les latitudes moyennes. Il n'y a pas d'écart entre les deux droites. Pour la comparaison, les valeurs respectives de la pente, de l'ordonnée à l'origine et du coefficient de corrélation sont données dans le tableau (6.3). On voit que les pentes sont presque égales et que les ordonnées à l'origine sont très proches. Le coefficient de corrélation obtenu dans la présente étude est significatif mais légèrement inférieur à celui trouvé par Sauvageot (1994).

Ces résultats confirment que la seule connaissance de l'un des paramètres parmi μ_R et σ_R permet de déterminer l'autre et de définir $P(R)$. Sur la figure, sont aussi représentés les points correspondant à la distribution $P(R)$ équivalente de la composante nuage (sauf pour les chutes de neige) et pour la composante grêle des cas de Little Rock et Miami. Les points représentatifs de la composante nuage sont regroupés sous la droite de régression aux très faibles intensités de pluie. Les distributions $P(R)$ de la composante grêle ont un coefficient de variation inférieur à celles de la pluie ; les points se trouvent alors sous la droite de régression aux fortes intensités de pluie. Les points représentant les composantes nuage et grêle sont ainsi éloignés de la droite de régression pour la pluie. Cela suggère que les types de précipitation sont bien séparés bien que, pour un cas d'étude donné, une même relation Z-R soit utilisée pour convertir les différentes distributions $P(Z)$ des composantes nuage,

pluie et grêle en leur $P(R)$ respectives. Les points représentant le spectre entier, c'est-à-dire la $P(Z)$ non décomposée, qui est directement convertie en $P(R)$, sont au dessus de la droite de régression, ce qui est normal puisque la distribution non décomposée est plus large que celle de la pluie seule ; elle a donc une variance plus importante. On remarque que ces points sont proches des point représentatifs de la pluie. Cela s'explique par le fait que dans le calcul de l'intensité moyenne de la pluie, les très faibles valeurs de R de la composante nuage sont compensées par les très fortes valeurs de la composante grêle. Les points correspondant aux cas de chute de neige à New York et à Middleton Island sont représentés sur la figure 6.9b. Ils sont bien alignés et on voit que la neige est statistiquement distincte de la pluie.

Pour la convection maritime à Eureka, les points représentatifs sont sous la droite de régression, confirmant ainsi que la distribution $P(R)$ correspondant à une convection purement maritime a un coefficient de variation inférieur à celui trouvé pour la convection continentale.

Tableau 6.2: Effet des coefficients a et b de la relation Z-R sur P(R) et sur les paramètres de la régression

	$Z = 300R^{1.4}$	$Z = 200R^{1.4}$	$Z = 100R^{1.4}$	$Z = 300R^{1.6}$	$Z = 300R^{1.2}$
μ_R	2.36	3.15	5.17	1.88	3.33
σ_R^2	29.01	51.77	139.36	12.05	101.17
CV_R	2.28	2.28	2.28	1.85	3.02
Pente	1.85	1.85	1.85	1.97	1.72
Ordonnée à l'origine	0.83	0.85	0.88	0.58	1.19

Tableau 6.3: Paramètres de la régression linéaire

	Pente	Ordonnée à l'origine	Coefficient de corrélation
Sauvageot (1994)	2.003	0.71	0.99
Résultats de la thèse	2.008	0.75	0.89

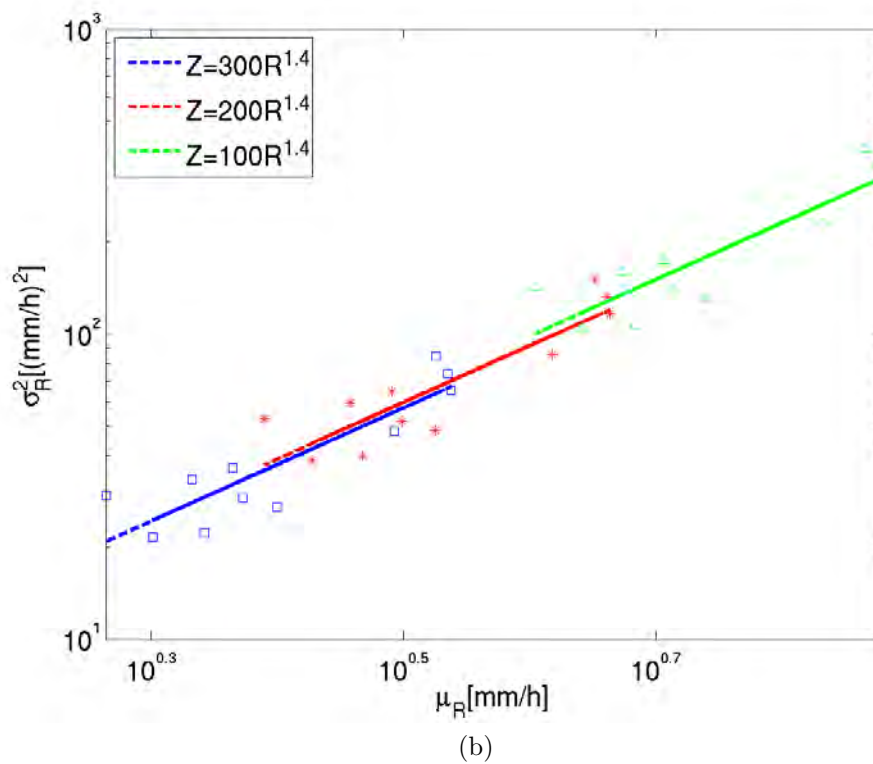
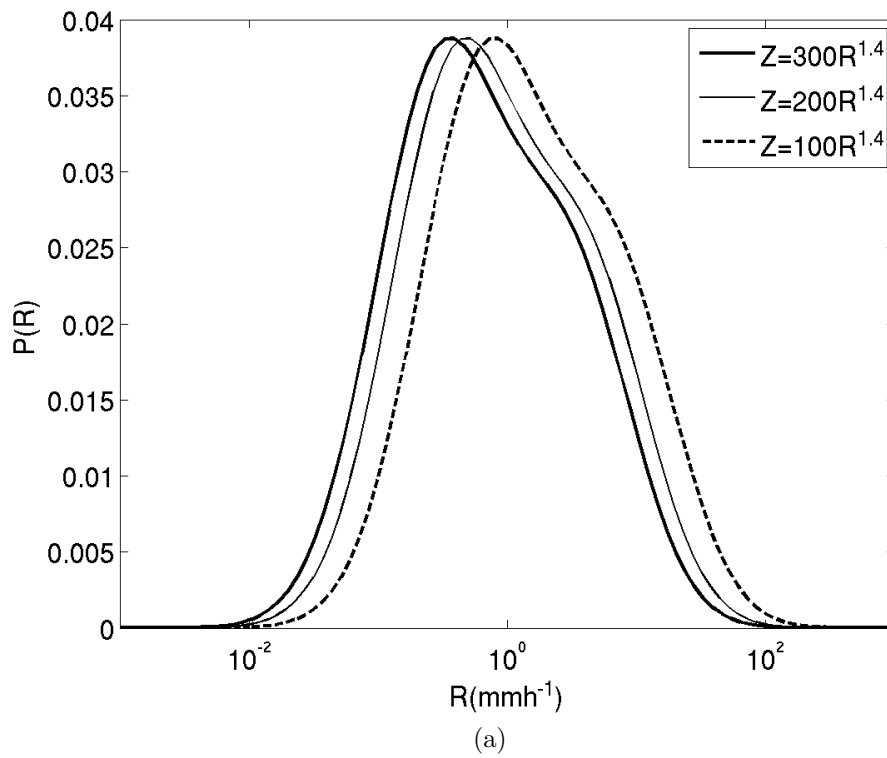


FIGURE 6.8: Influence du paramètre a de la relation Z-R ($Z = aR^b$) sur $P(R)$: (a) effet de la variation de a sur la forme de $P(R)$; (b) graphe (μ_R, σ_R^2) et effet de la variation de a sur la régression

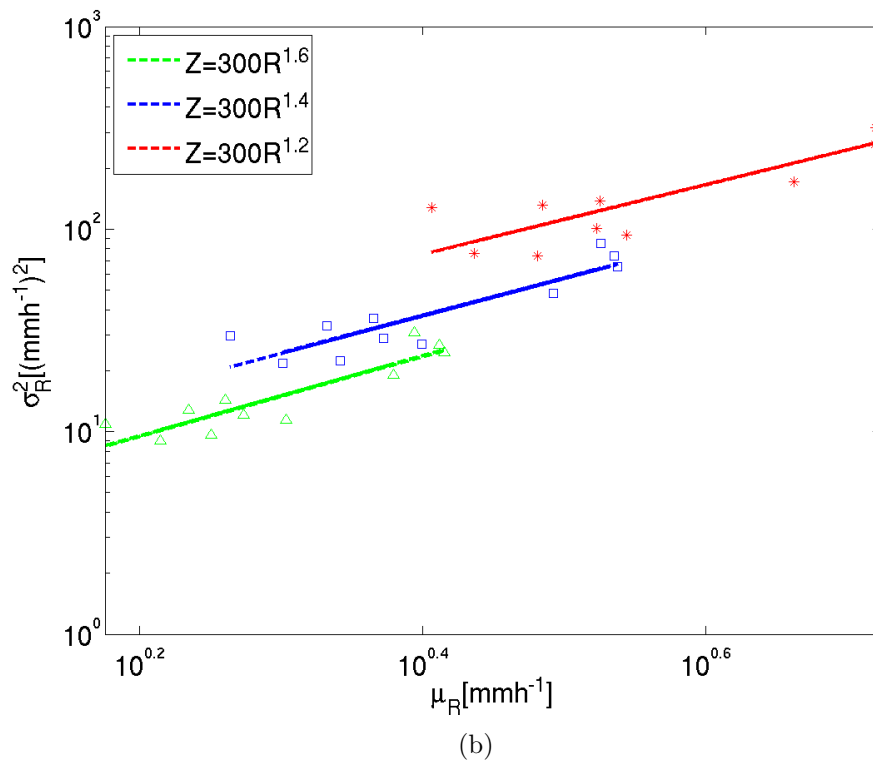
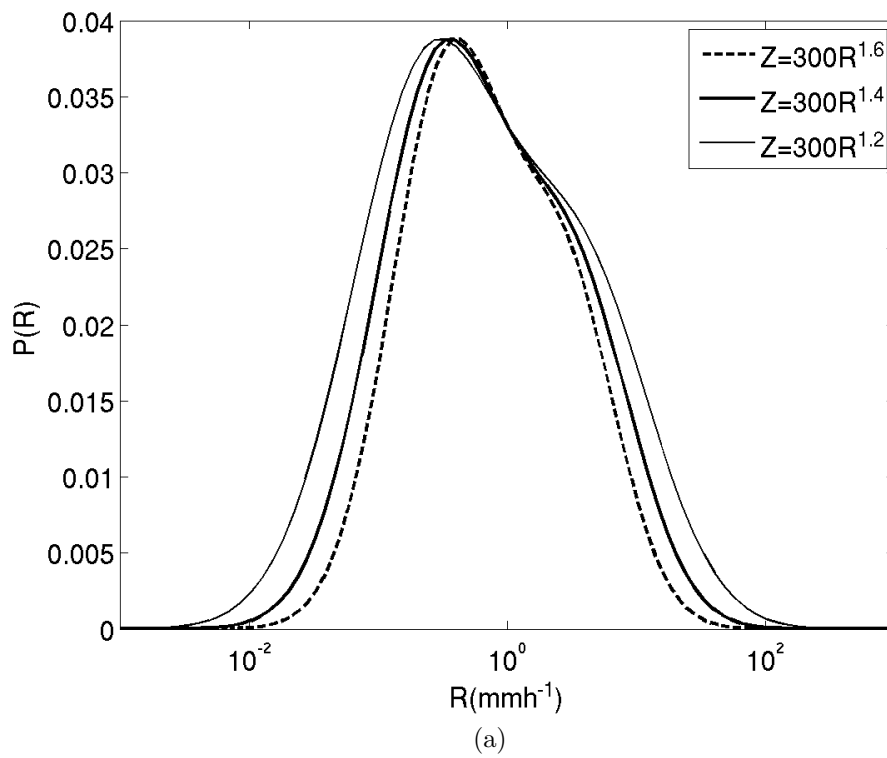
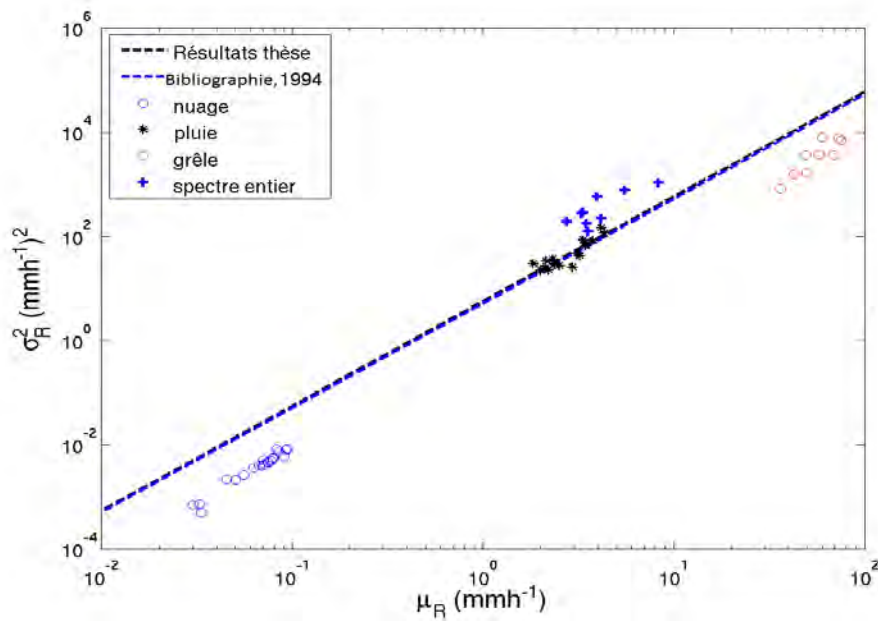
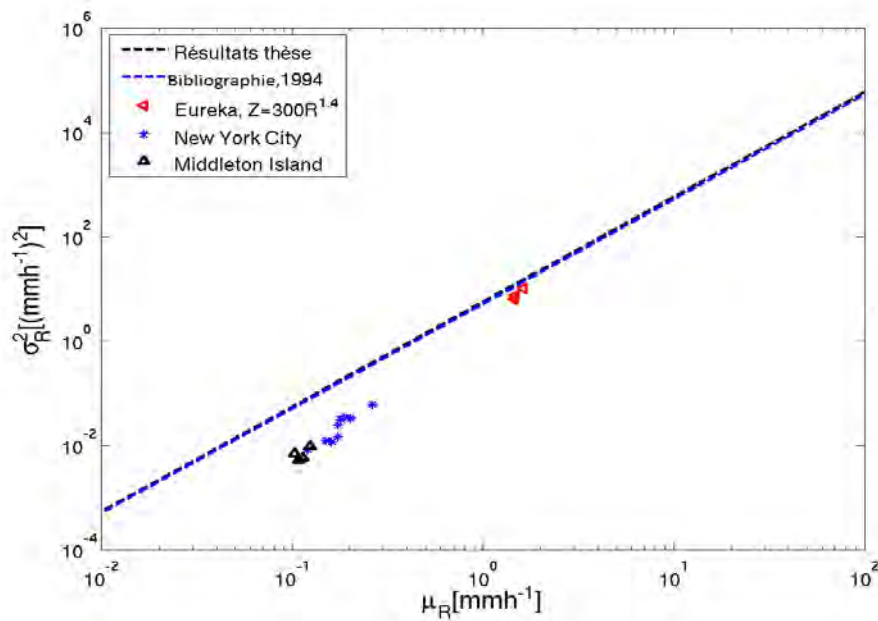


FIGURE 6.9: Même que figure 6.8, mais en faisant varier b dans $Z = aR^b$



(a)



(b)

FIGURE 6.10: Graphe (μ_R, σ_R^2) : (a) la droite noire est la droite de régression obtenue dans cette étude pour $P(R)$ de la composante pluie, elle est comparée au résultat de Sauvageot (1994) (droite bleue). Les points correspondant aux composantes nuage et grêle, et au spectre entier ; (b) même chose que (a), elle est séparée de (a) pour éviter la surcharge de la figure. On remarque la déviation par rapport aux droites de régression des points représentatifs de la neige.

6.7 Relation entre les paramètres de P(Z) et P(R)

La réflectivité radar Z et l'intensité de précipitation R étant liées par une fonction puissance $Z = aR^b$, il a été démontré que si l'une des variables a une distribution lognormale, l'autre a également une distribution lognormale. Si Z suit une loi lognormale $\Lambda(\mu_Z^*, \sigma_Z^{*2})$ où μ_Z^* , et σ_Z^{*2} sont respectivement la moyenne et la variance du log népérien de Z ($\ln Z$), alors la distribution de l'intensité de précipitation est aussi lognormale, ie $\Lambda(\mu_R^*, \sigma_R^{*2})$ avec μ_R^* et σ_R^{*2} moyenne et variance de $\ln R$.

Connaissant μ_Z^* et σ_Z^{*2} , ainsi que les coefficients a et b de la relation Z-R, on peut calculer les paramètres de la distribution de l'intensité de précipitation avec les relations suivantes (Aitchinson and Brown 1966; Crow and Shimizu 1988; Atlas et al. 1990b) :

$$\mu_R^* = (\mu_Z^* - \ln a)/b \quad (6.4)$$

$$\sigma_R^{*2} = \sigma_Z^{*2}/b^2 \quad (6.5)$$

Connaissant μ_R^* et σ_R^{*2} , on peut déterminer les paramètres μ_R et σ_R^2 de la distribution de l'intensité de précipitation P(R) où R est la variable directe (non logarithmique) à partir des relations suivantes :

$$\mu_R = \exp(\mu_R^* + \frac{\sigma_R^{*2}}{2}) \quad (6.6)$$

et

$$\sigma_R^2 = [\exp(2\mu_R^* + \sigma_R^{*2})] (\exp(\sigma_R^{*2}) - 1) \quad (6.7)$$

Cependant, pour un mélange de distributions lognormales, ces relations ne peuvent plus être appliquées. Toutefois, elles peuvent être adaptées pour retrouver les paramètres de P(R) à partir de ceux de P(Z) qui, comme nous l'avons vu, est un mélange de plusieurs distributions lognormales. Si l'on utilise une même relation $Z = aR^b$ pour convertir la réflectivité radar en intensité de précipitation, avec les formules (6.4) et (6.5), on a pour chaque composante k (on passe de $\ln Z$ à $\ln R$) :

$$\mu_{kR}^* = (\mu_{kZ}^* - \ln a)/b \quad (6.8)$$

et

$$\sigma_{kR}^{*2} = \sigma_{kZ}^{*2}/b^2. \quad (6.9)$$

Les paramètres du mélange des distributions peuvent être obtenus avec les formules de Wilks (2005) :

$$\mu_R^* = \sum_{k=1}^K \omega_k \mu_{kR}^* \quad (6.10)$$

et

$$\sigma_R^{*2} = \sum_{k=1}^K \omega_k \sigma_{kR}^{*2} + \sum_{k=1}^K \omega_k (\mu_{kR}^* - \mu_R^*)^2. \quad (6.11)$$

Ainsi, on peut déterminer les paramètres de la distribution de la grandeur R.

Pour chaque composante les relations (6.6) et (6.7) donnent :

$$\mu_{kR} = \exp\left(\mu_{kR}^* + \frac{\sigma_{kR}^{*2}}{2}\right) \quad (6.12)$$

et

$$\sigma_{kR}^2 = \left[\exp(2\mu_{kR}^* + \sigma_{kR}^{*2})\right] (\exp(\sigma_{kR}^{*2}) - 1). \quad (6.13)$$

On obtient alors la moyenne μ_R et la variance σ_R^2 du mélange (à partir des relations (6.10) et (6.11)) :

$$\mu_R = \sum_{k=1}^K \omega_k \mu_{kR} \quad (6.14)$$

et

$$\sigma_R^2 = \sum_{k=1}^K \omega_k \sigma_{kR}^2 + \sum_{k=1}^K \omega_k (\mu_{kR} - \mu_R)^2. \quad (6.15)$$

6.7.1 Moyenne et variance de P(R)

Dans le tableau 6.4, sont consignés les valeurs de chacun des paramètres μ_R et σ_R^2 de P(R). Ainsi :

- la première colonne “**réel**” est la valeur obtenue par conversion directe de P(Z) en P(R) en utilisant une relation Z-R ;
- la deuxième colonne “**lognormal**” correspond à l’approximation lognormale (eg. Atlas et al. 1990b), c’est-à-dire la valeur calculée avec les relations (6-4)

- (6.7) ;

— dans la troisième, la quatrième et la cinquième colonnes sont données les valeurs des paramètres estimées avec les relations (6.8) - (6.15) avec une décomposition de $P(Z)$ respectivement en 2, 3 et 4 composantes.

Pour les cas des 5 premiers sites, nous voyons que l'approximation lognormale donne des valeurs de μ_R et σ_R^2 très différentes des valeurs "réelles" c'est-à-dire celles obtenues par conversion directe de $P(Z)$ en $P(R)$. Pour les 6 cas de Little Rock et les 3 premiers cas de Miami où il y a une composante grêle, on obtient avec une décomposition en 3 composantes une valeur μ_R très proche de la valeur "réelle" ; la décomposition en 4 composantes donne une valeur de μ_R presque égale à la valeur "réelle". L'approximation lognormale, la décomposition en 2 et en 3 composantes donnent une estimation grossière de σ_R^2 . La meilleure approximation de la variance est obtenue avec 4 composantes.

A New York City et Middleton Island où les distributions $P(Z)$ sont plus régulières, l'approximation lognormale donne une excellente estimation de μ_R . Cependant, elle ne restitue pas bien la variance des distributions $P(R)$. La meilleure approximation de σ_R^2 est obtenue avec 3 composantes, exceptés les cas 29 et 31 pour lesquels 2 composantes suffisent pour estimer la distribution.

La présence de plusieurs composantes dans les distributions $P(Z)$ de la neige pourrait être attribuée à une différence de la distribution des tailles de particules. En plus de la présence d'un mode principal, il pourrait y avoir des cristaux de glace et une population de flocons de neige de taille plus importante.

6.7.2 Coefficient de variation de $P(R)$

Dans le tableau 6.5, nous donnons la valeur du coefficient de variation CV_R . Elle est calculée avec les valeurs du tableau 6.4 ($\sqrt{\sigma_R^2}/\mu_R$). Pour les cas des 5 premiers sites, on obtient la meilleure estimation de CV_R avec une décomposition en 4 composantes, à l'exception du cas 2 (Little Rock) qui correspond à une distribution $P(Z)$ ayant une forme plus complexe que les autres (voir figure 3.5d) et du cas 12 (Brownsville) où la composante 4 a une proportion nulle (voir tableau 5.1).

La meilleure approximation du coefficient de variation pour les cas de neige à New York City et Middleton Island (cas 22 à 34) est obtenue en général avec 3 composantes.

On a vu que pour la précipitation homogène comme la neige, le modèle lognormal donne une bonne approximation de l'intensité moyenne de la précipitation. Cependant, pour retrouver la bonne valeur de la variance de $P(R)$ à partir des paramètres des $P(Z)$, on recommande de décomposer les distributions $P(Z)$ et d'utiliser les formules (6.8) - (6.15).

Tableau 6.4: Paramètres de P(R) déterminés à partir de ceux de P(Z) : réel = conversion directe de P(Z) en P(R) en utilisant une relation Z-R puis calcul de μ_R et σ_R^2 ; lognormale = calcul de μ_R et σ_R^2 avec les relations (6.4) - (6.7); 2, 3, 4 composantes = décomposition de P(Z) en 2, 3, 4 composantes puis calcul de μ_R et σ_R^2 avec les relations (6.8) - (6.15).

Sites	Cas	$\mu_R (mmh^{-1})$				$\sigma_R^2 [(mmh^{-1})^2]$					
		réel	lognormale	2 composantes	3 composantes	4 composantes	réel	lognormale	2 composantes	3 composantes	4 composantes
	1	3.35	2.15	3.07	3.28	3.31	289.91	842.08	334.40	270.50	273.50
	2	3.28	3.16	2.87	3.23	3.21	272.17	1041.90	156.23	253.87	230.41
Little Rock	3	2.73	1.27	3.19	2.77	2.72	192.97	211.66	1588.30	219.68	197.48
Z = 300R ^{1.4}	4	8.30	11.85	8.79	8.24	8.25	1035.50	1.07e+05	3420.10	1133.50	1087.10
	5	3.94	2.95	3.28	3.93	3.89	571.39	965.17	473.82	712.48	642.16
	6	5.54	3.88	5.07	5.58	5.52	757.82	2614.20	1103.60	939.91	806.12
	7	3.53	3.33	3.81	3.53	3.53	123.76	507.70	366.89	130.43	126.09
Miami	8	4.14	3.39	4.65	4.17	4.15	213.21	739.35	909.71	244.83	226.21
Z = 300R ^{1.4}	9	3.49	2.65	4.02	3.49	3.48	176.38	271.48	885.07	189.63	178.45
	10	2.56	2.94	2.52	2.59	2.55	40.20	211.96	45.91	50.33	40.42
Brownsville	11	2.48	2.25	2.45	2.50	2.48	62.54	174.86	77.77	75.45	63.88
Z = 300R ^{1.4}	12	2.92	4.78	2.97	2.95	2.96	17.09	623.02	21.47	19.27	20.07
	13	3.06	3.72	3.00	3.05	3.0591	68.39	485.07	62.69	68.31	68.76
	14	1.40	1.29	1.40	1.42	1.42	13.84	39.39	16.45	16.98	16.37
Hawaii	15	2.28	3.13	2.29	2.30	2.30	18.97	329.06	21.14	21.14	21.07
Z = 230R ^{1.25}	16	2.46	3.10	2.45	2.48	2.48	30.24	351.18	32.74	34.39	33.78
	17	2.88	2.19	2.82	2.93	2.86	108.77	252.52	129.94	165.42	101.77
	18	3.15	3.79	3.09	3.17	3.15	83.67	1083.20	89.84	104.88	85.53
	19	1.35	1.41	1.33	1.35	1.35	8.78	16.23	8.71	9.38	8.62
Eureka	20	1.15	1.24	1.12	1.14	1.14	5.41	14.77	4.50	5.05	5.24

voir la suite sur la page suivante

suite du tableau de la page précédente

Sites	Cas	$\mu_R(mm h^{-1})$								$\sigma_R^2[(mm h^{-1})^2]$							
		réel	lognormale	2 composantes	3 composantes	4 composantes	réel	lognormale	2 composantes	3 composantes	4 composantes	réel	lognormale	2 composantes	3 composantes	4 composantes	
$Z = 300R^{1.4}$	21	1.12	1.20	1.10	1.12	1.12	5.98	14.86	5.34	6.16	5.81						
New York City	22	0.209	0.20	0.20	0.20	0.20	0.03	0.028	0.031	0.033	—						
	23	0.18	0.18	0.18	0.18	0.18	0.03	0.025	0.031	0.033	—						
	24	0.17	0.17	0.17	0.17	0.17	0.024	0.021	0.023	0.024	—						
	25	0.12	0.12	0.12	0.12	0.12	0.008	0.007	0.008	0.008	—						
	26	0.15	0.15	0.15	0.15	0.15	0.012	0.011	0.011	0.012	—						
New York City $Z = 1780R^{1.25}$	27	0.17	0.18	0.17	0.17	0.17	0.014	0.020	0.015	0.014	—						
	28	0.16	0.16	0.16	0.16	0.16	0.011	0.015	0.012	0.012	—						
	29	0.18	0.18	0.18	0.18	0.18	0.031	0.026	0.029	0.028	—						
	30	0.26	0.27	0.26	0.26	0.26	0.060	0.069	0.049	0.058	—						
	31	0.113	0.11	0.11	0.11	0.11	0.005	0.005	0.005	0.005	—						
Middleton Island $Z = 1780R^{1.25}$	32	0.11	0.11	0.11	0.11	0.11	0.006	0.005	0.006	0.006	—						
	33	0.12	0.12	0.12	0.12	0.12	0.009	0.009	0.010	0.009	—						
	34	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.007	0.005	0.007	0.007	—						

Tableau 6.5: Coefficient de variation CV_R de $P(R)$ calculé avec les valeurs du tableau 6.4

Sites	Cas	$CV_R = \frac{\sigma_R}{\mu_R}$				
		réel	lognormale	2 composantes	3 composantes	4 composantes
Little Rock $Z = 300R^{1.4}$	1	5.08	13.49	5.96	5.01	5.0
	2	5.03	10.21	4.35	4.94	4.73
	3	5.09	11.40	12.50	5.36	5.16
	4	3.88	27.64	6.65	4.9	4.00
	5	6.06	10.54	6.64	6.80	6.51
	6	4.97	13.16	6.55	5.49	5.15
Miami $Z = 300R^{1.4}$	7	3.15	6.75	5.03	3.23	3.18
	8	3.52	8.01	6.49	3.75	3.62
	9	3.80	6.22	7.39	3.94	3.83
	10	2.48	4.94	2.69	2.73	2.49
Brownsville $Z = 300R^{1.4}$	11	3.18	5.87	3.60	3.48	3.22
	12	1.41	5.22	1.56	1.49	1.51
Hawaii $Z = 230R^{1.25}$	13	2.70	5.92	2.63	2.71	2.71
	14	2.65	4.86	2.89	2.90	2.85
	15	1.90	5.80	2.01	1.99	1.99
	16	2.23	6.05	2.34	2.36	2.35
	17	3.62	7.27	4.04	4.38	3.53
	18	2.90	8.68	3.07	3.22	2.93
Eureka $Z = 300R^{1.4}$	19	2.20	2.86	2.21	2.27	2.18
	20	2.03	3.11	1.89	1.97	2.00
	21	2.17	3.22	2.10	2.21	2.15
New York City $Z = 1780R^{2.21}$	22	0.90	0.83	0.88	0.90	–
	23	1	0.87	0.95	0.98	–
	24	0.89	0.85	0.88	0.90	–

voir la suite sur la page suivante

<i>suite du tableau de la page précédente</i>						
Sites	Cas	$CV_R = \frac{\sigma_R}{\mu_R}$				
		réel	lognormale	2 composantes	3 composantes	4 composantes
New York City $Z = 1780R^{2.21}$	25	0.75	0.71	0.75	0.74	–
	26	0.74	0.69	0.71	0.73	–
	27	0.69	0.80	0.70	0.69	–
	28	0.67	0.75	0.69	0.67	–
	29	0.98	0.92	0.95	0.93	–
	30	0.93	0.99	0.85	0.92	–
Middleton Island $Z = 1780R^{2.21}$	31	0.67	0.69	0.68	0.67	–
	32	0.67	0.62	0.68	0.67	–
	33	0.78	0.77	0.79	0.78	–
	34	0.81	0.73	0.80	0.80	–

Chapitre 7

Conclusion

Dans cette thèse, nous avons étudié la distribution de probabilité de la réflectivité radar des précipitations observées sur des sites climatiquement différents situés à des latitudes différentes. Les données proviennent des radars bande S du réseau Nexrad.

Le site de Little Rock (Arkansas) a été choisi pour étudier pendant le printemps (entre mars et mai) les orages associés à une convection continentale intense générant de fortes pluies et une large distribution de taille de grêlons.

Les données de Miami (Floride) sont sélectionnées en juin et juillet parce qu'elles sont représentatives de la convection péninsulaire et côtière éventuellement affectée par la proximité de l'Océan Atlantique et par l'effet diurne, mais qui n'est pas purement maritime.

Sur le site côtier de Brownsville (Texas) deux cas d'étude ont été présentés en avril et mai, orage côtier et un cas de transition terre/mer.

Les cas de convection maritime tropicale à Hawaii ont été sélectionnés afin de mener une comparaison entre la convection continentale et la convection maritime et mettre en évidence la différence terre/mer en termes de vigueur de la convection et de présence de grêle.

Les cas d'étude d'Eureka (Californie) sont représentatifs des systèmes frontaux maritimes des latitudes moyennes.

Les données collectées à New York City (New York) pendant l'hiver, sont représentatives des systèmes frontaux continentaux d'hiver générant d'importantes chutes de neige sur le continent.

Le site de Middleton Island (Alaska) est choisi pour étudier la neige dans une zone maritime situé aux hautes latitudes, comparativement à la neige observée à New York City qui est un site continental.

Nous avons montré que la distribution $P(Z)$ d'un orage, observé avec un radar bande S doté d'une grande sensibilité, a une forme complexe. Les orages de grêle à Little Rock qui correspondent à des systèmes convectifs violents, ainsi que ceux observés sur la péninsule de la Floride ont des $P(Z)$ de forme irrégulière avec des "bosses". Sur les sites maritimes et côtiers (Hawaii, Miami, Brownsville et Eureka), les distributions $P(Z)$ sont plus régulières que sur le continent. Les distributions de probabilité de la réflectivité radar des chutes de neige correspondant à une précipitation homogène, sont, pour la plupart, régulières et approximativement gaussiennes. Cependant le mode de $P(Z)$ de la neige à Middleton Island (site maritime) est inférieur à celui de New York City (site continental), ce qui suggère que la convection "froide" est moins vigoureuse sur mer que sur terre. Les méthodes conventionnelles d'ajustement des courbes avec une seule gaussienne ne sont pas adaptées pour modéliser $P(Z)$.

Nous avons montré que la forme complexe des distributions $P(Z)$ est liée à la présence de plusieurs types de précipitation dans les systèmes convectifs. Ainsi $P(Z)$ est un mélange de plusieurs composantes dont chacune est attribuée à un type de précipitation. Avec l'algorithme EM (Dempster et al. 1977) basé sur la méthode du maximum de vraisemblance, dont une des principales applications est l'étude des modèles de mélange de gaussiennes, on a caractérisé les composantes de $P(Z)$. Ainsi pour les orages de grêle, 4 composantes principales ont été identifiées. Ces composantes sont : 1) nuage et précipitation de très faible intensité ou drizzle, 2) précipitation stratiforme, 3) précipitation convective et 4) grêle. Chaque type de précipitation est représentée par une gaussienne. Chaque gaussienne est caractérisée par sa moyenne μ_Z et sa variance σ_Z^2 , qui la définissent, et sa proportion ω dans le mélange. Pour les systèmes convectifs non grêlifères observés sur la mer et sur les côtes, la quatrième composante associée à la grêle est absente ou a une proportion

et des paramètres (μ_Z et σ_Z^2) trop faibles pour être significatifs. On a également vu que pour la neige, dans certains cas, $P(Z)$ peut être décomposée en 3 composantes qui seraient dues au mode principal de la neige et à la présence de cristaux de glace, ayant des valeurs de Z plus faibles et des flocons neige de plus grande taille avec des valeurs de Z plus fortes.

Une combinaison linéaire des composantes pondérées de leur proportion respective permet d'obtenir un très bon ajustement de $P(Z)$, ce qui est impossible avec les méthodes standard d'ajustement de courbes utilisant une seule loi et non un mélange de lois. Cette méthode est donc un outil précieux pour la modélisation des données atmosphériques qui sont en général des mélanges de plusieurs populations.

Comme application de la méthode de décomposition de $P(Z)$, nous avons isolé : 1) la composante nuage, 2) la composante pluie en fusionnant les composantes pluie stratiforme et pluie convective et 3) la composante grêle. Les composantes pluie stratiforme et pluie convective sont regroupées pour former la composante pluie puisque l'on ne fait pas de distinction entre ces deux types de précipitation pour convertir la réflectivité radar en intensité de pluie. Puisque la composante nuage (ou drizzle) ne contribue pas de façon significative à la quantité totale de pluie et que la grêle conduit à une surestimation de la pluie, la distribution $P(Z)$ obtenue en ignorant les deux composantes extrêmes, peut raisonnablement représenter la pluie. Les valeurs de Z sont comprises entre -5 dBZ et 53 dBZ environ. Cette valeur maximale de Z correspond au seuil utilisé pour les radars de Nexrad afin de limiter la contamination de l'estimation de la pluie par de la grêle. Chaque composante $P(Z)$ est convertie en une distribution d'intensité de précipitation $P(R)$. Le coefficient de variation CV_R de $P(R)$ de la pluie pour la convection continentale (Little Rock et Miami), pour la convection côtière (Miami et Brownsville) et pour la convection maritime tropicale (Hawaii), a une valeur constante et proche de celle trouvée dans les précédentes études ($CV_R \approx 2.24$ (Sauvageot 1994)). La distribution $P(R)$ de la pluie pour la convection purement maritime à Eureka a une valeur de CV_R plus faible.

On a trouvé que la valeur de CV_R est constante pour chaque type de précipitation. Sur le graphe (μ_R, σ_R^2) , chaque type de précipitation (pluie, nuage, grêle et grêle) occupe une région spécifique et les points représentatifs sont alignés. La droite de régression entre les points représentant la pluie à Little Rock, Miami, sur la côte de Brownsville a des paramètres (pente et ordonnée à l'origine) proches de celles trouvées par Sauvageot (1994). Ces résultats confirment l'hypothèse que la connaissance d'un des paramètres de $P(R)$ (moyenne ou variance) de $P(R)$ permet d'obtenir l'autre et de définir la fdp de l'intensité de pluie.

Nous avons aussi étudié l'influence des coefficients a et b de la relation Z-R ($Z = aR^b$) sur le coefficient de variation de $P(R)$. La forme de la fdp et par conséquent le coefficient de variation ne sont pas sensibles à la variation de a . La seule influence de a sur la fdp est la variation de sa moyenne et de sa variance. Cependant la fdp de R est très sensible à la la variation du coefficient b ; son CV_R est modifié.

Puisque le fait de faire varier a n'a pas d'effet sur le CV_R , l'effet combiné de la variation de a et de b aura le même impact sur la fdp que si on avait fixé a et fait varier b .

Enfin nous avons vu que l'approximation lognormale (Atlas et al. 1990b) pour déterminer la relation entre les paramètres de $P(Z)$ et $P(R)$ n'est pas applicable dans le cas d'un mélange de distributions. Cependant, les formules peuvent être adaptées aux mélanges de distributions afin de retrouver les bonnes valeurs des paramètres de $P(R)$ à partir de $P(Z)$.

Les résultats de cette thèse suggèrent que la séparation de $P(Z)$ (respectivement $P(R)$) en ses différentes composantes ouvre la voie vers la quantification séparée de leur contribution à la précipitation totale.

Références

- Aitchinson, J. and A. C. Brown, 1966 : *The Lognormal Distribution*. Cambridge University Press, 176 pp.
- Amitai, E., 2000 : Systematic variation of observed radar Reflectivity Rainfall rate relations in the tropics. *J. Appl. Meteor.*, **39 (12)**, 2198–2208.
- Amitai, E., J. Nystuen, L. Liao, R. Meneghini, and E. Morin, 2004 : Uniting space, ground, and underwater measurements for improved estimates of rain rate. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, **1 (2)**, 35–38.
- Anagnostou, E. N., 2004 : A convective/stratiform precipitation classification algorithm for volume scanning weather radar observations. *Meteorological Applications*, **11 (4)**, 291–300.
- 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 (10)**, 1382–1387.
- Arkin, P. A. and P. Xie, 1994 : The global precipitation climatology project : First algorithm intercomparison project. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **75 (3)**, 401–419.
- Atlas, D. and T. L. Bell, 1992 : The relation of radar to cloud Area-Time integrals and implications for rain measurements from space. *Mon. Wea. Rev.*, **120 (9)**, 1997–2008.
- Atlas, D., D. Rosenfeld, and D. A. Short, 1990a : The estimation of convective rainfall by area integrals Part 1. the theoretical and empirical basis. *J. Geophys. Res.*, **95 (D3)**, 2153–2160.

- Atlas, D., D. Rosenfeld, and D. B. Wolff, 1990b : Climatologically tuned Reflectivity-Rain rate relations and links to Area-Time integrals. *J. Appl. Meteor.*, **29** (11), 1120–1135.
- Atlas, D., C. W. Ulbrich, F. D. Marks, R. A. Black, P. T. Willis, and C. E. Samsury, 2000 : Partitioning tropical oceanic convective and stratiform rains by draft strength. *J. Geophys. Res.*, **105** (D2), 2259–2267.
- Austin, P. M., 1987 : Relation between measured radar reflectivity and surface rainfall. *Mon. Wea. Rev.*, **115** (5), 1053–1070.
- Aydin, K., T. A. Seliga, and V. Balaji, 1986 : Remote sensing of hail with a dual linear polarization radar. *J. Appl. Meteor.*, **25**, 1475–1484.
- Baeck, M. L. and J. A. Smith, 1998 : Rainfall estimation by the WSR-88D for heavy rainfall events. *Wea. Forecasting*, **13** (2), 416–436.
- Barrett, E. C., 1970 : The estimation of monthly rainfall from satellite data. *Mon. Wea. Rev.*, **98** (4), 322–327.
- Buarque, S. R. and H. Sauvageot, 1997 : The estimation of rainfall in the sahelian squall line by the area-threshold method. *Atmospheric Research*, **43** (3), 207 – 216.
- Calheiros, R. V. and I. Zawadzki, 1987 : Reflectivity-Rain rate relationships for radar hydrology in brazil. *J. Climate Appl. Meteor.*, **26** (1), 118–132.
- Carbone, R. E., J. D. Tuttle, V. A. Cooper, V. Grubisic, and W. C. Lee, 1998 : Trade wind rainfall near the windward coast of Hawaii. *Mon. Wea. Rev.*, **126** (11), 2847–2863.
- Chiu, L. S., 1988 : Estimating areal rainfall from rain area. *Tropical Rainfall Measurements*, 361–367.
- Cohen, A. C., 1959 : Simplified estimators for the normal distribution when samples are singly censored or tuncated. *Technometrics*, **1**, 217–237.

- Cohen, A. C., 1991 : *Truncated and Censored Samples : Theory and Applications*. Marcel Dekker, 312 pp.
- Crow, E. L. and K. Shimizu, 1988 : *Lognormal Distributions*. Dekker, 387 pp.
- Crum, T. D. and R. L. Alberty, 1993 : The WSR-88D and the WSR-88D operational support facility. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **74** (9), 1669–1687.
- Dempster, A. P., N. M. Laird, and D. B. Rubin, 1977 : Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, **39** (1), pp. 1–38.
- Doneaud, A., S. Ionescu-Niscov, D. L. Priegnitz, and P. L. Smith, 1984 : The Area-Time integral as an indicator for convective rain volumes. *J. Climate Appl. Meteor.*, **23** (4), 555–561.
- Fulton, R. A., J. P. Breidenbach, D. Seo, D. A. Miller, and T. O’Bannon, 1998 : The WSR-88D rainfall algorithm. *Wea. Forecasting*, **13** (2), 377–395.
- Hudlow, M. D., 1979 : Mean rainfall patterns for the three phases of GATE. *J. Appl. Meteor.*, **18**, 1656–1669.
- Johnson, L. R., P. L. Smith, T. H. Vonder, and D. Reinke, 1994 : The relationship between Area-Time integrals determined from satellite infrared data by means of a Fixed-Threshold approach and convective rainfall volumes. *Mon. Wea. Rev.*, **122** (3), 440–448.
- Joyce, R. and P. A. Arkin, 1997 : Improved estimates of tropical and subtropical precipitation using the GOES precipitation index. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, **14** (5), 997–1011.
- Kebe, C. M. F., H. Sauvageot, and A. Nzeukou, 2005 : The relation between rainfall and Area-Time integrals at the transition from an arid to an equatorial climate. *J. Climate*, **18** (18), 3806–3819.
- Kedem, B., L. S. Chiu, and Z. Karni, 1990 : An analysis of the threshold method for measuring Area-Average rainfall. *J. Appl. Meteor.*, **29** (1), 3–20.

- Kedem, B., H. Pavlopoulos, X. Guan, and D. A. Short, 1994 : A probability distribution model for rain rate. *J. Appl. Meteor.*, **33** (12), 1486–1493.
- Kehtarnavaz, N. and E. Nakamura, 1998 : Generalization of the EM algorithm for mixture density estimation. *Pattern Recognition Letters*, **19** (2), 133 – 140.
- Kidd, C. and G. McGregor, 2007 : Observation and characterisation of rainfall over Hawaii and surrounding region from Tropical Rainfall Measuring Mission. *Int. J. Climatol.*, **27**, 541–553.
- Laurent, H., I. Jobard, and A. Toma, 1998 : Validation of satellite and ground-based estimates of precipitation over the sahel. *Atmospheric Research*, **47-48**, 651 – 670.
- Liao, L. and R. Meneghini, 2009 : Validation of TRMM precipitation radar through comparison of its multiyear measurements with Ground-Based radar. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, **48** (4), 804–817.
- Lindgren, B. W., 1976 : *Statistical Theory*. MacMillan.
- Lopez, R. E., D. O. Blanchard, R. L. Holle, J. L. Thomas, D. Atlas, and D. Rosenfeld, 1989 : Estimation of areal rainfall using the radar echo area-time integral. *J. Appl. Meteor.*, **28** (11), 1162–1175.
- McLachlan, G. and T. Krishnan, 1997 : *The EM algorithm and extensions*. Wiley New York.
- Meneghini, R. and J. A. Jones, 1993 : An approach to estimate the areal Rain-Rate distribution from spaceborne radar by the use of multiple thresholds. *J. Appl. Meteor.*, **32** (2), 386–398.
- Meneghini, R., J. A. Jones, T. Iguchi, K. Okamoto, and J. Kwiatkowski, 2001 : Statistical methods of estimating average rainfall over large Space-Timescales using data from the TRMM precipitation radar. *J. Appl. Meteor.*, **40** (3), 568–585.
- Morrissey, M. L., 1994 : The effect of data resolution on the area threshold method. *J. Appl. Meteor.*, **33** (11), 1263–1270.

- Nzeukou, A. and H. Sauvageot, 2002 : Distribution of rainfall parameters near the coasts of France and Senegal. *J. Appl. Meteor.*, **41** (1), 69–82.
- Nzeukou, A., H. Sauvageot, A. D. Ochou, and C. M. F. Kebe, 2004 : Raindrop size distribution and radar parameters at Cape Verde. *J. Appl. Meteor.*, **43** (1), 90–105.
- Pruppacher, H. R. and J. D. Klett, 1997 : *Microphysics of Clouds and Precipitation*. Kluwer Academic Publishers.
- Richards, F. and P. Arkin, 1981 : On the relationship between Satellite-Observed cloud cover and precipitation. *Mon. Wea. Rev.*, **109** (5), 1081–1093.
- Rosenfeld, D., D. Wolf, and D. Atlas, 1993 : General probability matched relations between radar reflectivity and rain rate. *J. Appl. Meteor.*, **32**, 50–72.
- Rosenfeld, D., D. B. Wolff, and E. Amitai, 1994 : The window probability matching method for rainfall measurements with radar. *J. Appl. Meteor.*, **33** (6), 682–693.
- Sauvageot, H., 1994 : The probability density function of rain rate and the estimation of rainfall by area integrals. *J. Appl. Meteor.*, **33** (11), 1255–1262.
- Sauvageot, H., F. Mesnard, and R. S. Tenorio, 1999 : The relation between the Area-Average rain rate and the rain cell size distribution parameters. *J. Atmos. Sci.*, **56** (1), 57–70.
- Sekhon, R. S. and R. C. Srivastava, 1970 : Snow size Spectra and Radr Reflectivity. *J. Atmos. Sci.*, **27**, 299–307.
- Short, D. A., D. B. Wolff, D. Rosenfeld, and D. Atlas, 1993 : A study of the threshold method utilizing raingage data. *J. Appl. Meteor.*, **32** (8), 1379–1387.
- Steiner, M. and R. A. Houze, 1997 : Sensitivity of the estimated monthly convective rain fraction to the choice of Z-R relation. *J. Appl. Meteor.*, **36**, 452–462.
- Steiner, M., R. A. Houze, and S. E. Yuter, 1995 : Climatological characterization of Three-Dimensional storm structure from operational radar and rain gauge data. *J. Appl. Meteor.*, **34** (9), 1978–2007.

- Tenorio, R. S., M. C. S. Moraes, and H. Sauvageot, 2012 : Raindrop size distribution and radar parameters in coastal tropical rain system of Northeastern Brazil. *J. Appl. Meteor. Clim.*, in press.
- Wang, Y., J. C. Alishouse, R. R. Ferraro, and R. Song, 1998 : Estimation of midlatitude rainfall parameters from satellite microwave radiometers using the area-time integral concept. *Radio Sci.*, **33** (2), 317–333.
- Wilks, D. S., 2005 : *Statistical Methods in The Atmospheric Sciences*. International Geophysics Series.
- Yuter, S. E. and R. A. Houze, 1995 : Three-Dimensional kinematic and microphysical evolution of florida cumulonimbus. part i : Spatial distribution of updrafts, downdrafts, and precipitation. *Mon. Wea. Rev.*, **123** (7), 1921–1940.
- Yuter, S. E. and R. A. Houze, 1997 : Measurements of raindrop size distributions over the pacific warm pool and implications for Z-R relations. *J. Appl. Meteor.*, **36** (7), 847–867.

Abstract

A set of radar data gathered over various sites of the US Nexrad (Next Generation Weather Radar) S band radar network is used to analyse the probability distribution function (pdf) of the radar reflectivity factor (Z) of precipitation, $P(Z)$. Various storm types are studied and a comparison between them is made: 1) hailstorms at the continental site of Little Rock (Arkansas), 2) peninsular and coastal convection at Miami (Florida), 3) coastal convection and land/sea transition at Brownsville (Texas), 4) tropical maritime convection at Hawaii, 5) midlatitude maritime convection at Eureka (California), 6) snowstorms from winter frontal continental systems at New York City (New York), and 7) high latitude maritime snowstorms at Middleton Island (Alaska).

Each storm type has a specific $P(Z)$ signature with a complex shape. It is shown that $P(Z)$ is a mixture of Gaussian components, each of them being attributable to a precipitation type. Using the EM (Expectation Maximisation) algorithm of Dempster et al. 1977, based on the maximum likelihood method, four main components are categorized in hailstorms: 1) cloud and precipitation of very low intensity or drizzle, 2) stratiform precipitation, 3) convective precipitation, and 4) hail. Each component is described by the fraction of area occupied inside $P(Z)$ and by the two Gaussian parameters, mean and variance. The absence of hail component in maritime and coastal storms is highlighted. For snowstorms, $P(Z)$ has a more regular shape. The presence of several components in $P(Z)$ is linked to some differences in the dynamics and microphysics of each precipitation type. The retrieval of the mixed distribution by a linear combination of the Gaussian components gives a very satisfactory $P(Z)$ fitting.

An application of the results of the split-up of $P(Z)$ is then presented. Cloud, rain, and hail components have been isolated and each corresponding $P(Z)$ is converted into a probability distribution of rain rate $P(R)$ which parameters are μ_R and σ_R^2 , respectively mean and variance. It is shown on the graph (μ_R, σ_R^2) that each precipitation type occupies a specific area. This suggests that the identified components are distinct. For example, the location of snowstorms representative points indicates that snow is statistically different from rain. The $P(R)$ variation coefficient, $CV_R = \sigma_R/\mu_R$ is constant for each precipitation type. This result implies that knowing CV_R and measuring only one of the $P(R)$ parameters enable to determine the other one and to define the rain rate probability distribution. The influence of the coefficients a and b of the relation $Z = aR^b$ on $P(R)$ is also discussed.

Keywords: Probability density function of precipitation radar reflectivity and intensity, Z-R relation, Nexrad network, convection, land/sea difference, hail detection with radar, snowstorms, EM (Expectation Maximisation) algorithm, maximum likelihood method, Gaussian mixture.

Resumé

Un ensemble de données radar collectées sur divers sites du réseau américain de radars bande S, Nexrad (Next Generation Weather Radar), est utilisé pour analyser la fonction de distribution de probabilité (fdp) du facteur de réflectivité radar (Z) des précipitations, soit $P(Z)$. Nous avons étudié et comparé divers types de systèmes précipitants : 1) orages grêlifères sur le site continental de Little Rock (Arkansas), 2) convection péninsulaire et côtière à Miami (Floride), 3) convection côtière et transition terre/mer à Brownsville (Texas) , 4) convection maritime tropicale à Hawaii, 5) convection maritime des latitudes moyennes à Eureka (Californie), 6) neige associée aux systèmes frontaux continentaux d'hiver à New York City (New York) et 7) neige à Middleton Island (Alaska), une zone maritime des hautes latitudes.

On montre que chaque type de système précipitant a une signature spécifique au niveau de la forme de $P(Z)$. La distribution $P(Z)$ a une forme complexe. Nous montrons qu'il s'agit d'un mélange de plusieurs composantes gaussiennes, chacune étant attribuable à un type de précipitation. Avec l'algorithme EM (Expectation Maximisation) de Dempster et al. 1977, basé sur la méthode du maximum de vraisemblance, on décompose la fdp des systèmes précipitants en quatre composantes : 1) le nuage et les précipitations de très faible intensité ou drizzle, 2) les précipitations stratiformes, 3) les précipitations convectives et 4) la grêle. Chaque composante est représentée par une gaussienne définie par sa moyenne, sa variance et la proportion de l'aire qu'elle occupe dans le mélange. On a mis en évidence l'absence de composante grêle dans les $P(Z)$ des cas de systèmes convectifs maritimes et côtiers. Les chutes de neige correspondent à des distributions $P(Z)$ plus régulières. La présence de plusieurs composantes dans $P(Z)$ est liée à des différences dans la dynamique et la microphysique propres à chaque composante. Une combinaison linéaire des différentes composantes gaussiennes a permis d'obtenir un très bon ajustement de $P(Z)$.

Nous présentons ensuite une application des résultats de la décomposition de $P(Z)$. Nous avons isolé chaque composante, et pour chacune d'elles, la distribution de réflectivité est convertie en une distribution d'intensité de précipitation (R), soit $P(R)$ ayant comme paramètres μ_R et σ_R^2 qui sont respectivement la moyenne et la variance. On montre, sur le le graphe (μ_R, σ_R^2) , que chaque composante occupe une région spécifique, suggérant ainsi que les types de précipitation identifiés constituent des populations distinctes. Par exemple, la position des points représentatifs de la neige montre que cette dernière est statistiquement différente de la pluie. Le coefficient de variation de $P(R)$, $CV_R = \sigma_R / \mu_R$ est constant pour chaque type de précipitation. Ce résultat implique que la connaissance de CV_R et la mesure de l'un des paramètres de $P(R)$ permet de déterminer l'autre et de définir la distribution de l'intensité de précipitation pour chaque composante. L'influence des coefficients a et b de la relation $Z = aR^b$ sur $P(R)$ a été également discutée.

Mots clés : Fonction de densité de probabilité de la réflectivité radar et de l'intensité de précipitation, relation Z-R, réseau Nexrad, convection, différence terre/mer, détection de la grêle par le radar, chutes de neige, algorithme EM (Expectation Maximisation), maximum de vraisemblance, mélange de gaussiennes.