



Ministério da
**Ciência, Tecnologia
e Inovação**



sid.inpe.br/mtc-m19/2012/05.31.14.22-TDI

RECUPERAÇÃO DO CONTEÚDO INTEGRADO DE ÁGUA LÍQUIDA A PARTIR DA COMBINAÇÃO DE DADOS DE RADAR E SATÉLITE

Raquel Aparecida Abrahão Costa e Oliveira

Tese de Doutorado do Curso de
Pós-Graduação em Meteorologia,
orientada pelo Dr. Carlos Frederico
de Angelis, aprovada em 30 de no-
vembro de 2011.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3C2JMPH>>

INPE
São José dos Campos
2012

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE

Gabinete do Diretor (GB)

Serviço de Informação e Documentação (SID)

Caixa Postal 515 - CEP 12.245-970

São José dos Campos - SP - Brasil

Tel.:(012) 3208-6923/6921

Fax: (012) 3208-6919

E-mail: pubtc@sid.inpe.br

CONSELHO DE EDITORAÇÃO E PRESERVAÇÃO DA PRODUÇÃO INTELLECTUAL DO INPE (RE/DIR-204):**Presidente:**

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Membros:

Dr. Antonio Fernando Bertachini de Almeida Prado - Coordenação Engenharia e Tecnologia Espacial (ETE)

Dr^a Inez Staciarini Batista - Coordenação Ciências Espaciais e Atmosféricas (CEA)

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação Observação da Terra (OBT)

Dr. Germano de Souza Kienbaum - Centro de Tecnologias Especiais (CTE)

Dr. Manoel Alonso Gan - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPT)

Dr^a Maria do Carmo de Andrade Nono - Conselho de Pós-Graduação

Dr. Plínio Carlos Alvalá - Centro de Ciência do Sistema Terrestre (CST)

BIBLIOTECA DIGITAL:

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação de Observação da Terra (OBT)

REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Yolanda Ribeiro da Silva Souza - Serviço de Informação e Documentação (SID)

EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:

Vivéca Sant´Ana Lemos - Serviço de Informação e Documentação (SID)



Ministério da
**Ciência, Tecnologia
e Inovação**



sid.inpe.br/mtc-m19/2012/05.31.14.22-TDI

RECUPERAÇÃO DO CONTEÚDO INTEGRADO DE ÁGUA LÍQUIDA A PARTIR DA COMBINAÇÃO DE DADOS DE RADAR E SATÉLITE

Raquel Aparecida Abrahão Costa e Oliveira

Tese de Doutorado do Curso de
Pós-Graduação em Meteorologia,
orientada pelo Dr. Carlos Frederico
de Angelis, aprovada em 30 de no-
vembro de 2011.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3C2JMPH>>

INPE
São José dos Campos
2012

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Oliveira, Raquel Aparecida Abrahão Costa e.
Ol4r Recuperação do conteúdo integrado de água líquida a partir
da combinação de dados de radar e satélite / Raquel Aparecida
Abrahão Costa e Oliveira. – São José dos Campos : INPE, 2012.
xxiv + 180 p. ; (sid.inpe.br/mtc-m19/2012/05.31.14.22-TDI)

Tese (Doutorado em Meteorologia) – Instituto Nacional de Pes-
quisas Espaciais, São José dos Campos, 2012.

Orientador : Dr. Carlos Frederico de Angelis.

1. precipitação. 2. satélite artificial. 3. lógica Fuzzy. I.Título.

CDU 551.501.8

Copyright © 2012 do MCT/INPE. Nenhuma parte desta publicação pode ser reproduzida, armazenada em um sistema de recuperação, ou transmitida sob qualquer forma ou por qualquer meio, eletrônico, mecânico, fotográfico, reprográfico, de microfilmagem ou outros, sem a permissão escrita do INPE, com exceção de qualquer material fornecido especificamente com o propósito de ser entrado e executado num sistema computacional, para o uso exclusivo do leitor da obra.

Copyright © 2012 by MCT/INPE. No part of this publication may be reproduced, stored in a retrieval system, or transmitted in any form or by any means, electronic, mechanical, photocopying, recording, microfilming, or otherwise, without written permission from INPE, with the exception of any material supplied specifically for the purpose of being entered and executed on a computer system, for exclusive use of the reader of the work.

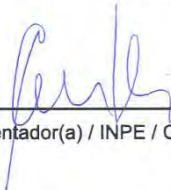
Aprovado (a) pela Banca Examinadora
em cumprimento ao requisito exigido para
obtenção do Título de Doutor(a) em
Meteorologia

Dr. Marcos Daisuke Oyama



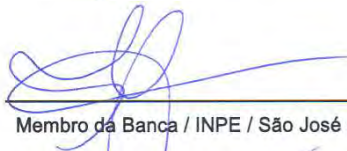
Presidente / IAE/CTA / SJCampos - SP

Dr. Carlos Frederico de Angelis



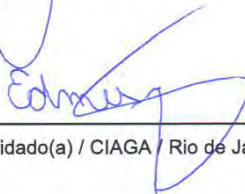
Orientador(a) / INPE / Cachoeira Paulista - SP

Dra. Simone Marilene Sievert da Costa
Coelho



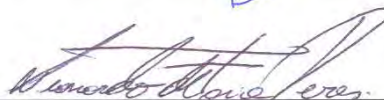
Membro da Banca / INPE / São José dos Campos - SP

Dr. Edson Mesquita dos Santos



Convidado(a) / CIAGA / Rio de Janeiro - RJ

Dr. Leonardo de Faria Peres



Convidado(a) / UFRJ / Rio de Janeiro - RJ

Este trabalho foi aprovado por:

() maioria simples

(X) unanimidade

Aluno (a): Raquel Aparecida Abrahão Costa e Oliveira

São José dos Campos, 30 de novembro de 2011

“Deus não joga dados”.

Albert Einstein

A meus pais Marco e Sara
A meu marido Paulo
A meus tios Ruth e Damaso
E a minha querida amiga Dr^a Simone

AGRADEIMENTOS

Primeiramente a Deus, pois sem Ele nada é possível.

A meus pais por estarem sempre a meu lado e serem essas pessoas maravilhosas das quais sempre terei orgulho.

A meu marido e a meu filho, de maneira muito especial, que sempre me incentivaram e ajudaram nos momentos mais difíceis.

Aos meus médicos Dr. Zuardi e Dr. Renato, por me curarem de todas as patologias adquiridas nesse período.

À Marinha do Brasil em especial ao Alte Dibo, CMG Cimino, CMG Evandro, CMG Guereschi, CMG Henrique Mesquita por me concederem meios para a realização deste trabalho.

Aos meus amigos conquistados durante esses anos. Principalmente Luciana, Aliana, Claudia, Flavinha, Virginia, Izabelly, Renata, Marquinho, Helder, Alan, Roger, Rodrigo, Rogério e muitos outros.

A minha querida Dr^a Simone que acreditou em mim acima de qualquer coisa.

E aos orientadores Doutores Juan e Frederico que me ajudaram e apoiaram nos momentos mais difíceis.

RESUMO

O estudo das estimativas de precipitação obtidas por diversos tipos de dados em conjunto, com informações sobre a localização e ocorrência de descargas elétricas, topografia e variáveis climáticas e atmosféricas locais e regionais reunidas em um mesmo ambiente e num mesmo formato, facilitará a investigação e a elaboração de um método automático para aumentar a eficiência da estimativa da precipitação. A integração de dados de várias naturezas suprirá a carência de informações de precipitação em escala local e regional e também permitirá a criação de um método operacional para monitorar e mapear a precipitação sobre o Brasil em diversas escalas temporais e espaciais. Neste trabalho, foi simulada a quantidade que água líquida precipitável – Vil. Essa simulação será feita através de lógica Fuzzy, cujas entradas serão informações do satélite GOES 12. Em adendo foi elaborado um classificador de nuvens com eficiência diurna e noturna. O classificador desenvolvido utiliza imagens multiespectrais do satélite GOES-12 com informação de temperatura de brilho em quatro canais termais. Esse método utiliza a análise de clusters a partir de 30 classes significativas de nuvens, e a classificação é realizada através de um processo iterativo que determina a que classe cabe cada entrada. Complementando, foram elaboradas diferentes relações entre os resultados do classificador de nuvens e a refletividade do radar e o VIL.

RECOVERY OF THE CONTENT OF LIQUID WATER FROM THE COMBINATION OF SATELLITE AND RADAR DATA

ABSTRACT

The study of rainfall estimates obtained by various types of data together with information on the location and occurrence of electrical discharges, topography and climate and atmospheric variables local and regional meeting in the same room and in the same format, facilitate research and development an automatic method for increasing the efficiency of estimate of the precipitation. The integration of data of various kinds will supply the lack of precipitation information in local and regional level and also allow the creation of an operational method to monitor and map precipitation over Brazil in various temporal and spatial scales. In this work, we simulated the amount precipitable liquid water - Vil. This simulation will be done through fuzzy logic, whose inputs are GOES 12 satellite information. In an addendum was prepared classifier efficiently clouds day and night. The classifier developed using multi spectral images of the GOES-12 satellite with information on the brightness temperature at four thermal channels. This method uses the analysis of clusters from 30 significant classes of clouds, and the classification is accomplished through an iterative process that determines which class fits each entry. Complementing different relationships were developed between the results of the classifier and the cloud radar reflectivity and VIL.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 - Método Thiessen.....	9
Fonte: Adaptado Tucci (1993).....	9
Figura 2.2 – Método das Isoietas (adaptado Tucci, 1993)	9
Figura 2.3 – Percentual de transmissão de algumas faixas de comprimento de onda na atmosfera	20
Figura 2.4 – Exemplo do produto hidroestimador de estimativa de chuva por satélite.....	26
Figura 4.1: Ilustração das principais <i>t-normas</i>	43
Fonte: (Adaptado Sandri e Correa - 1999).....	43
Figura 4.2- Ilustração das principais <i>t-conormas</i>	43
Fonte: (Adaptado Sandri e Correa -	43
Figura 4.3: Estrutura de um Controlador Nebuloso.....	47
Fonte: (Adaptado Sandri e Correa -	47
Figura 4.4. Desfuzificação pelo Método do Centro de Gravidade. Adaptada de	50
Figura 5.1 - Localização e área de cobertura dos radares do DECEA e IPMET	52
Figura 5.2 - Fluxograma da metodologia da pesquisa	53
Figura 5.3 – Exemplo círculo de correlação	57
Figura 6.1 . Esfera de correlação período diurno	69
Figura 6.2 . Variância das componentes principais	70
Figura 6.4 . Legenda de cores.....	78
Figura 6.5 . Histograma de freqüência comparativo entre os métodos DSA e 24h	79
Figura 6.6 a – Classificação 24h - 070130 - 12:00 GMT	80
Figura 6.6 b – Classificação DSA - 070130 - 12:00 GMT	80
Figura 6.7a – Classificação 24h - 070130 - 14:00 GMT	80
Figura 6.7 b - Classificação DSA - 070130 - 14:00 GMT	80
Figura 6.8 a – Classificação 24h - 070130 - 18:00 GMT	81
Figura 6.8 b - Classificação DSA - 070130 - 18:00 GMT	81
Figura 6.9 – Gráfico: freqüência relativa X Refletividade (dBZ) -Nuvem classificada.....	83
Tipo 2 – Cúmulos 1	83
Figura 6.10 – Gráfico: freqüência relativa X Refletividade (dBZ) -Nuvem classificada.....	84
Tipo 8 – Cirros 4.....	84
Figura 6.11 – Gráfico: freqüência relativa X Refletividade (dBZ) - Nuvem classificada.....	84
Tipo 10 – Estratos 4	84
Figura 6.12 – Gráfico: freqüência relativa X Refletividade (dBZ) - Nuvem classificada.....	85

Tipo 14 – Multicamdas	85
Figura 6.13 – Perfil da nuvem Estratos 1. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 0).....	86
Figura 6.14 – Perfil da nuvem Superfície 3. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 1).....	86
Figura 6.15 – Perfil da nuvem Cúmulos 1. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 2).....	86
Figura 6.16 – Perfil da nuvem Cirrus 1. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 3).....	86
Figura 6.17 – Perfil da nuvem Cúmulos 2. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 4).....	86
Figura 6.18 – Perfil da nuvem Estratos 1. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 5).....	86
Figura 6.19 – Perfil da Superfície 2. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 6)	87
Figura 6.20 – Perfil da nuvem Cúmulos 4. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 7).....	87
Figura 6.21 – Perfil da nuvem Cirrus 4. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 8).....	87
Figura 6.22 – Perfil da nuvem Cúmulos 3. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 9).....	87
Figura 6.23 – Perfil da nuvem Estratus 4. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 10).....	87
Figura 6.24 – Perfil da Superfície. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 11)	87
Figura 6.25 – Perfil da nuvem Cirrus 5. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 12).....	87
Figura 6.26 – Perfil da nuvem Multicamadas 3. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 13).....	87
Figura 6.27 – Perfil da nuvem Multicamadas 1. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 14).....	88
Figura 6.28 – Perfil da nuvem Cúmulos 1. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 15).....	88
Figura 6.29 – Perfil da nuvem Cúmulos 1. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 16).....	88
Figura 6.30 – Perfil da nuvem Estratos 4. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 17).....	88
Figura 6.31 – Perfil da nuvem Cirros 5. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 18).....	88
Figura 6.32 – Perfil da nuvem Multicamadas 2. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 19).....	88
Figura 6.33 – Perfil da nuvem Multicamadas 1. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 20).....	88
Figura 6.34 – Perfil da nuvem Cirros 3. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 21).....	88

Figura 6.35 – Perfil da nuvem Cúmulos 6. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 22).....	89
Figura 6.36 – Perfil da nuvem Cúmulos 2. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 23).....	89
Figura 6.37 – Perfil da nuvem Multicamadas 2. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 24).....	89
Figura 6.38 – Perfil da nuvem Multicamadas 2. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 25).....	89
Figura 6.39 – Perfil da nuvem Multicamadas 2. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 26).....	89
Figura 6.40 – Perfil da nuvem Multicamadas 4. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 27).....	89
Figura 6.41 – Perfil da nuvem Cirrus 5. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 28).....	89
Figura 6.42 – Perfil da nuvem Multicamadas 4. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 29).....	89
Figura 6.43 - Imagens as 15:30 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	94
Figura 6.44 - Imagens as 15:45 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	94
Figura 6.45 - Imagens as 16:00 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	94
Figura 6.46 - Imagens as 16:30 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	94
Figura 6.47 - Imagens as 16:45 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	95
Figura 6.48 - Imagens as 17:00 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	95
Figura 6.49 - Imagens as 17:15 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	95
Figura 6.50 - Imagens as 17:30 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	95
Figura 6.51 - Imagens as 18:00 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	96
Figura 6.52 - Imagens as 18:15 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	96
Figura 6.53 - Imagens as 18:30 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	96
Figura 6.54 - Imagens as 18:45 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	96
Figura 6.55 - Imagens as 19:30 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	97
Figura 6.56 - Imagens as 19:45 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	97
Figura 6.57 - Imagens as 20:00 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	97

Figura 6.58 - Imagens as 20:15 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	97
Figura 6.59 - Imagens as 21:15 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h	98
Figura 6.60 – correlação da temperatura de brilho versus Vil - evolução temporal do sistema convectivo 1 e 2 apresentado nas figuras 6.43 à 6.59	100
Figura 6.71 – correlação Vil simulado através da lógica fuzzy versus Vil radar	102
Figura 6.72 – Imagem do radar Pico do Couto – dia 01/02/2012 às 19:30 GMT	103
Figura 6.73 – Comparação entre o Vil Simulado e o real para o dia 01 de fevereiro 2012	104
Figura 6.74 – Correlação entre o Vil Simulado e o real para o dia 01 de fevereiro 2012	104

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Características dos principais satélites usados para estimativa de chuva.....	13
Tabela 2.2 – Janelas atmosféricas do comprimento de onda do visível ao microondas.....	15
Tabela 2.3 – Algoritmos de estimativa de chuva a partir de sensores infravermelhos do inventário IPWG.....	22
Tabela 2.4 – Algoritmos de estimativa de chuva a partir de sensores microondas do inventário IPWG.....	22
Tabela 2.5 – Algoritmos de estimativa de chuva a partir de sensores microondas e infravermelhos do inventário ipwg	23
Tabela 2.6 – Algoritmos de estimativa de chuva a partir de múltiplas fontes do inventário ipwg	23
Tabela 2.7 – Produtos de estimativa de chuva por satélite do inventário IPWG	24
Tabela 4.1- Principais t -normas e t -conormas duais.....	42
Tabela 4.2 - Principais operadores de implicação.....	45
Tabela 5.1. Variáveis sugeridas na execução do trabalho	56
Tabela 6.1. Matriz $F'(M \times M)$ comunalidade associada às quatro variáveis (período diurno).....	71
Tabela 6.2. Matriz $F'(M \times M)$ comunalidade associada às quatro variáveis (período noturno).	71
Tabela 6.3. Centróides resultantes do processo iterativo.....	76
Tabela 6.4. Tabela de relação entre os centróides (método 24h) e as classes (método DSA)	78

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ZCIT	Zona de Convergência Intertropical
ASAS	Alta Subtropical do Atlântico Sul
ZCAS	Zona de Convergência do Atlântico Sul
GPM	Global Precipitation Mission
IPWG	International Precipitation Work Group
CGMS	Coordination Group for Meteorological Satellites
WMO	World Meteorological Organization
TRMM	Tropical Rainfall Measuring Mission
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
GOES	Geostationary Operational Environmental Satellites
TMI	TRMM Microwave Imager
VIRS	Visible and Infrared Radiometer System
PR	Precipitation Radar
SOAS	Statistical Objective Analysis Schemes
DSA	Divisão de Satélites e Sistemas Ambientais
CPTEC	Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos

SUMÁRIO

	<u>Pág.</u>
1. INTRODUÇÃO	1
1.1 CARACTERIZAÇÃO DO PROBLEMA.....	2
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	7
2.1 ESTIMATIVAS CONVENCIONAIS DE PRECIPITAÇÃO.....	7
2.2 ESTIMATIVA DE CHUVA POR SATÉLITE	10
2.2.1 SATÉLITES	11
2.2.2 TÉCNICAS PARA ESTIMATIVA DE PRECIPITAÇÃO POR SATÉLITE..	14
2.2.3 ALGORITIMOS DE ESTIMATIVA DE CHUVA POR SATÉLITE.....	22
2.3 INCERTEZAS NA ESTIMATIVA DE PRECIPITAÇÃO	26
2.4 DIFICULDADES INERENTES À ESTIMATIVA DE PRECIPITAÇÃO POR SATÉLITE	29
2.5 ESTUDOS SOBRE CARACTERÍSTICAS DE NUVENS	31
3. RADAR METEOROLÓGICO	35
3.1 DIFICULDADES INERENTES À RELAÇÃO Z-R	38
4. TEORIA DOS CONJUNTOS NEBULOSOS	39
4.1 DEFINIÇÃO MATEMÁTICA DE UM CONJUNTO NEBULOSO.....	40
4.2 CONTROLADORES NEBULOSOS	45
4.3 CONTROLE NEBULOSO CLÁSSICO	49
5. MATERIAL E METODOS	51
5.1 BASE DE DADOS	51
5.2 METODOLOGIA.....	53
6. RESULTADOS	65
6.1 CLASSIFICADOR DE NUVENS	65
6.2 RESULTADOS CLASSIFICADOR	75
6.3 RESULTADOS 02 – RELAÇÃO CLASSE DAS NUVENS COM A REFLETIVIDADE DBZ.....	83
6.4 PERFIS VERTICAIS DAS NUVENS CLASSIFICADAS PELO MÉTODO 24H, ALTURA (KM) X REFLETIVIDADE (DBZ).....	86
6.5 RELAÇÃO VIL X TEMPERATURA DE BRILHO E VALIDAÇÃO COM O CLASSIFICADOR DE NUVENS.....	91
7 DISCUSSÃO E CONCLUSÃO.....	105
REFEREÊNCIA BIBLIOGRÁFICA.....	109
ANEXO I.....	121

1. INTRODUÇÃO

A ocorrência de precipitação sobre a superfície da Terra regula o volume de água dos rios e dos reservatórios usados pelas populações como fonte de água potável, geração de energia, pesca, lazer, etc. A precipitação também abastece os reservatórios subterrâneos, regula a umidade do solo e é uma importante variável nos processos geomorfológicos, funcionando como agente modelador da paisagem. A biodiversidade também é fortemente influenciada pela pluviosidade, principalmente nas áreas de baixas latitudes onde se concentram a maior parte das florestas tropicais. O regime de chuvas também afeta as atividades antropogênicas tais como agricultura, urbanismo, meios de transporte, obras de construção civil e uma ampla gama de atividades econômicas e sociais. E o Brasil, por ser um país de grande extensão territorial, possui diferenciados regimes de precipitação e temperatura. De norte a sul encontra-se uma grande variedade de climas com distintas características regionais. No norte do país verifica-se um clima equatorial chuvoso, praticamente sem estação seca. No Nordeste a estação chuvosa, com baixos índices pluviométricos, restringe-se a poucos meses, caracterizando um clima semi-árido. As Regiões Sudeste e Centro-Oeste sofrem influência tanto de sistemas tropicais como de latitudes médias, com estação seca bem definida no inverno e estação chuvosa de verão com chuvas convectivas. O sul do Brasil, devido à sua localização latitudinal, sofre mais influência dos sistemas de latitudes médias, onde os sistemas frontais são os principais causadores de chuvas durante o ano.

Uma estimativa confiável da precipitação se faz necessário para auxiliar um perfeito entendimento da precipitação, grande parte do ciclo hidrológico e sua climatologia sobre o Brasil, sendo que o regime de precipitação apresenta grande variabilidade regional e também fundamental para o planejamento estratégico não só dos recursos hídricos, mas também de todas as atividades que fazem uso desses recursos.

Na agricultura um bom conhecimento do regime de precipitação de uma dada área pode contribuir para o planejamento e gerenciamento da produção assim como otimizar o uso da água em irrigações. Em áreas urbanas o conhecimento da dinâmica da precipitação pode auxiliar a busca de soluções para problemas decorrentes da falta de planejamento urbano como o subdimensionamento da rede de drenagem urbana e no gerenciamento e planejamento do uso da água potável e saneamento em geral. O conhecimento do ciclo hidrológico e sua relação com as mudanças climáticas e do uso da terra são fundamentais para a modelagem climática de cenários futuros.

1.1 Caracterização do problema

Pluviômetros espalhados pela superfície terrestre coletam informações precisas da precipitação somente para uma pequena área localizada no entorno do dispositivo. O monitoramento detalhado sobre extensas áreas exige a existência de uma densa rede de pluviômetros, o que, em certos casos, é inviabilizado em áreas de difícil acesso como a floresta Amazônica e regiões montanhosas. Radares meteorológicos apresentam a capacidade de estimar a precipitação em locais bem distantes de onde se encontram localizados. Porém, devido à natureza atenuante da atmosfera e algumas características dos sistemas precipitantes, as medidas obtidas por radares precisam ser calibradas com dados de pluviômetros para minimizar os erros produzidos por esse sensor.

A distribuição de chuvas e temperaturas no Brasil podem ser regionalizadas. A Região Norte possui uma homogeneidade espacial e sazonal da temperatura, o que não acontece em relação à pluviosidade. Esta é a Região com maior total pluviométrico anual, sendo mais notável no litoral do Amapá, na foz do rio Amazonas e no setor ocidental da Região, onde a precipitação excede 3000 mm (NIMER, 1979). Nesta Região são encontrados três centros de precipitação abundante. O primeiro localizado no noroeste da Amazônia, com

chuvas acima de 3000 mm/ano. A existência deste centro é associada à condensação do ar úmido trazido pelos ventos de leste da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), que são elevados quando o escoamento sobe os Andes (NOBRE, 1983). O segundo centro, é localizado na parte central da Amazônia, em torno de 5S, com precipitação de 2500 mm/ano, e o terceiro, na parte leste da base Amazônica, próximo à Belém, com precipitação de 2800 mm/ano.

Marengo (1995) documentou três regimes de chuvas na América do Sul: um no noroeste da América do Sul, onde a chuva é abundante durante todo o ano alcançando o máximo em abril-maio-junho, com mais de 3000 mm/ano; um segundo em uma banda zonalmente orientada estendendo-se até a parte central da Amazônia, onde a estação chuvosa ocorre em março-abril-maio, e o terceiro na parte sul da região Amazônica onde o pico de chuvas ocorre em janeiro-fevereiro-março. A chuva no noroeste da Amazônia pode ser entendida como resposta à flutuação dinâmica do centro quasi-permanente de convecção nesta região (MARENGO E HASTENRATH, 1993).

A estação chuvosa da Região Norte (dez-jan-fev) muda progressivamente de janeiro-fevereiro-março, no sul da Amazônia, para abril-maio-junho, no noroeste da base Amazônica. Esta variação parece estar relacionada com a posição da ZCIT, pois os núcleos de precipitações migram da parte central do país, no verão austral, para o setor noroeste da América do Sul no inverno austral, acompanhando a migração anual da convecção profunda. Segundo Rao e Hada (1990), estações localizadas no Hemisfério Norte (HN), como Oiapoque (3N 60W), exibem o máximo de chuvas durante o inverno austral (junho-julho-agosto) e mínimo durante o verão austral (dez-jan-fev).

O centro de máximo secundário costeiro, observado na parte leste da bacia Amazônica, próximo a Belém, deve-se possivelmente às linhas de instabilidade que se formam ao longo da costa, durante o fim de tarde, forçadas pela

circulação de brisa marítima. A floresta tropical mantém a umidade elevada em baixos níveis, que é possivelmente reciclada pela atividade convectiva.

Outros fatores, como a penetração de sistemas frontais, o deslocamento da Alta Subtropical do Atlântico Sul (ASAS) e a Alta da Bolívia influenciam as chuvas na região e mostraram a importância da penetração de sistemas frontais sobre a precipitação de inverno na região.

Dados de satélites meteorológicos são amplamente usados na identificação de sistemas precipitantes e tem elevado potencial para estimar os índices de precipitação, porém muitas limitações técnicas e operacionais da maioria dos satélites fazem com que as estimativas obtidas estejam sujeitas a altos índices de incertezas. Pois quando apresentam boa resolução espacial não apresentam boa resolução temporal e vice-versa.

A região Sudeste do Brasil possui uma característica climática diversificada, devido a sua topografia, sua posição geográfica e, principalmente, os aspectos dinâmicos da atmosfera, que incluem os sistemas meteorológicos de micro, meso e grande escalas, que atuam direta ou indiretamente no regime pluvial, como a Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) e as Frentes Frias, principais responsáveis pela precipitação pluvial e o Anticiclone Subtropical do Atlântico Sul e o Vórtice Ciclônico de Ar Superior que, dependendo das suas posições, ocasionam grandes períodos de estiagens. Utilizando diferentes limiares de chuva, Alves et al. (2005) mostram que, em média, o início da estação chuvosa na região Sudeste do Brasil acontece na pênstada 57, ou seja, entre 8 e 12 de outubro, com um desvio padrão de aproximadamente 2 pênstadas. Quanto à diferença entre os extremos das datas de início na área de estudo, os autores explicam que as datas coincidem com a maior frequência das frentes frias no sul do País, em setembro, e com a fase ativa da ZCAS, durante dezembro. Quanto à topografia, Minuzzi e Sediya (2005) realizaram uma análise no comportamento da precipitação observada no PC, em duas áreas próximas entre si, mas localizadas em altitudes significativamente

diferentes, no estado de São Paulo, sendo uma área com estações pluviométricas acima de 1200 metros e, a outra, com estações abaixo de 750 metros de altitude. Encontraram que, mesmo na 'região baixa' o PC mostre estar começando mais cedo e terminado mais tarde, a quantidade de precipitação tem diminuído. Já para a 'região alta', a precipitação não mostrou nenhuma tendência significativa, porém, como observado para a 'região baixa', mas com maior magnitude, o PC também tem iniciado mais cedo e durado mais. De acordo com Alves et al. (2002) e Paiva (1997), o período chuvoso na região Sudeste do Brasil concentra-se entre os meses de outubro a março, quando ocorrem mais de 80% do total anual de chuvas. Devido a esta característica, este regime bem definido de precipitação caracteriza-se como um sistema de monção, semelhante ao de uma região monçônica do sudeste da Ásia (VEIGA et al., 2002).

Tradicionalmente, a medição da chuva é feita por meio de pluviômetros e pluviógrafos. Inicialmente, mecânicos e, mais recentemente, eletrônicos, estes instrumentos são utilizados para a estimativa da quantidade de chuva ocorrida em uma bacia hidrográfica, com base em informações pontuais. Porém, reconhecendo as limitações desses pluviômetros na representação da distribuição espacial da chuva sobre grandes áreas, estão sendo feitos cada vez mais esforços para quantificar a precipitação a partir de sensores a bordo de satélites espaciais.

Desta forma, além dos diferentes regimes de chuva e das limitações das técnicas atuais esse trabalho de pesquisa tem como objetivo a elaboração um algoritmo capaz de simular a variável VIL do radar, através de uma rede neural para a região sudeste, em especial para a cidade do Rio de Janeiro. Essa metodologia propicia a regionalização dos regimes de precipitação.

1.2 Divisão do trabalho – objetivos

Esse trabalho está dividido em 6 capítulos.

No primeiro capítulo é apresentada a introdução do trabalho que trata sobre a importância da precipitação, visando que o principal objetivo do trabalho é desenvolver um método para estimar precipitação que leve em consideração a regionalização dos sistemas de precipitação.

Os capítulos dois, três e quatro apresentam o estudo da arte, a revisão bibliográfica dos métodos e metodologias utilizadas no desenvolvimento do trabalho. No capítulo cinco é exposta a parte de material e métodos. Que visa o desenvolvimento do classificador de nuvem. No capítulo seis são apresentados os resultados. No capítulo sete a discussão e conclusão. Finalizando com o capítulo 8 que apresenta a bibliografia.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Estimativas convencionais de precipitação

Nos dias atuais, a forma mais utilizada para determinação dos dados de precipitação, segundo Conti (2002), é a construção e manutenção de uma rede de postos pluviométricos localizados em posições geográficas específicas. Os pluviômetros espalhados pela superfície terrestre coletam informações precisas da precipitação somente para uma pequena área localizada no entorno do dispositivo. O monitoramento detalhado sobre extensas áreas exige a existência de uma densa rede de pluviômetros, o que, em certos casos, é inviabilizado em áreas de difícil acesso como a floresta Amazônica e regiões montanhosas.

Por serem dados pontuais, são suscetíveis a uma série de fatores naturais inerentes à localidade do posto (proximidade de elementos que alterem localmente a precipitação), além da influência antrópica na mensuração e manipulação dos dados obtidos (CONTI, 2002).

As maiores incertezas nas estimativas de precipitação obtidas por pluviômetros são decorrentes do método de interpolação/extrapolação, o que nem sempre recupera os campos de chuva de maneira satisfatória. Dessa forma, para se reduzirem os erros associados a essas técnicas, é necessário avaliar vários métodos interpoladores e garantir uma quantidade mínima de pluviômetros dentro da área a ser estudada.

Em seu trabalho, Conti (2002) cita três métodos de interpolação/extrapolação para a obtenção da precipitação de maneira satisfatória, através dos dados colhidos nos pluviômetros.

Esses métodos são:

1. média aritmética – método que só é válido para extensões territoriais pequenas com pouca variação pluviométrica, ou para regiões com uma rede vasta e com boa distribuição espacial dos pluviômetros. São atribuídos pesos idênticos a todos os postos pluviométricos disponíveis, sem levar em consideração a área de abrangência de cada um, bem como as diferenças climáticas e topográficas (TUCCI E BERTONI, 2000).
2. Thiessen - calcula a precipitação média através da média ponderada, atribuindo pesos às observações de cada posto pluviométrico, conforme a área de abrangência na bacia de cada um (TUCCI E BERTONI, 2000) figura 2.1. Segundo Mendes e Cirilo (2001), a área de abrangência de cada posto é obtida graficamente através dos seguintes passos:
 - conecta-se cada posto ao posto vizinho mais próximo através de linhas retas;
 - traçam-se bissetrizes perpendiculares às retas que conectam os postos;
 - unem-se todas as retas bissetrizes, formando os polígonos que delimitam as áreas de abrangência de cada posto, ou seja, leva em consideração a não uniformidade na distribuição espacial dos postos, mas não leva em conta o relevo da bacia¹ e diferenças climáticas. Tal sistemática tende a apresentar melhores resultados quando aplicado em terrenos levemente acidentados e quando não existam grandes distâncias entre os postos pluviométricos.

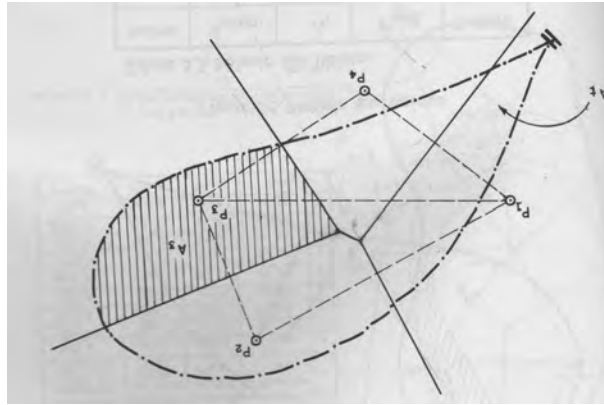


Figura 2.1 - Método Thiessen

Fonte: Adaptado de Tucci (1993)

3. Isoietas - gera linhas de igual precipitação sobre a bacia¹, dividindo-a em áreas de precipitação diferenciadas, figura 2.2, e não como a definição de precipitação média pressupõe. Tais linhas são ajustadas por interpolações entre os pontos observados da bacia, podendo-se eventualmente levar em consideração a topografia local. O método das isoietas tende a apresentar melhores resultados quando não existam grandes distâncias entre os postos pluviométricos, além da necessidade de boa densidade na distribuição dos postos pluviométricos (TUCCI E BERTONI, 2000).

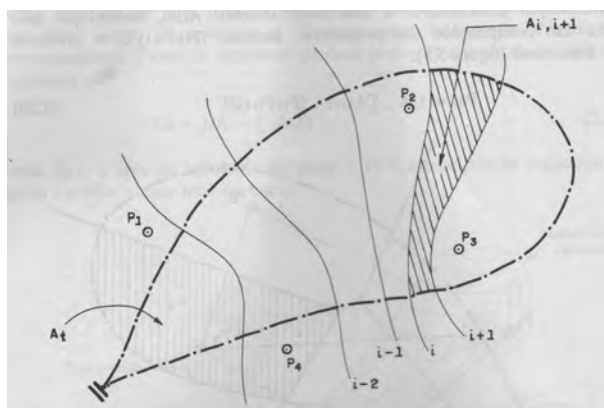


Figura 2.2 – Método das Isoietas

Fonte: Adaptado de Tucci (1993)

2.2 Estimativa de chuva por satélite

Atualmente, uma grande variedade de produtos de estimativa de chuva estão disponíveis, e isso aumentou com a chegada da Global Precipitation Mission (GPM), missão internacional que foi lançada pela comunidade científica por volta de 2010, e depois de um grande número de sensores microondas passivos a bordo dos satélites, que possibilitou o desenvolvimento de produtos de chuva global em escalas temporais e espaciais ainda mais refinadas (HOSSAIN et al., 2004).

Outro fator marcante no desenvolvimento dos produtos de satélite foi o lançamento, em junho de 2001, da International Precipitation Working Group (IPWG), que é um grupo de trabalho do Coordination Group for Meteorological Satellites (CGMS), copatrocinado pela World Meteorological Organization (WMO). Suas principais finalidades são: (1) desenvolver estimativas de chuva cada vez melhor e divulgar a sua utilização; (2) melhorar os conhecimentos científicos na área; e (3) desenvolver parcerias internacionais entre as entidades membro (IPWG, 2005).

Os produtos de estimativa de chuva por satélite dispõem de diversas resoluções temporais e espaciais, e são disseminados, na grande maioria, com livre acesso pelas instituições desenvolvedoras. As metodologias e algoritmos utilizados para a concepção desses produtos estão inseridos no meio científico desde a década de 1980 com estimativas feitas por meio de sensores infravermelhos (ADLER e NEGRI (1988), VICENTE et al. (1998) e MORALES e ANAGNOSTOU (2003)), até os dias de hoje com estimativas feitas a partir de sensores micro-ondas (ADLER et al. (1994), KUMMEROW et al. (1998) e JOYCE et al. (2004)).

Alguns estudos sobre o uso de dados de satélite na modelagem hidrológica são apresentados em GUETTER et al. (1996), GUETTER e GEORGAKAKOS

(1997) e TSINTIKIDIS et al. (1999), respectivamente, em bacias do Meio-Oeste dos Estados Unidos e no Rio Nilo no Egito. Esses estudos da década de 1990 usaram estimativas de chuva por satélite derivadas de sensores infravermelhos, em satélites geoestacionários.

Neste capítulo são descritos os principais tipos de satélites e sensores utilizados para estimativa da chuva, bem como as metodologias adotadas para transformação das informações obtidas pelos satélites em dado de chuva operacional, além de alguns dos principais produtos disponibilizados pelos centros de pesquisa do mundo.

2.2.1 Satélites

O primeiro satélite artificial foi lançado em 1957. Cerca de três anos depois, começou a era dos satélites meteorológicos, criando-se novas possibilidades de observação da atmosfera a partir do espaço. Os satélites permitem uma cobertura regular de todo o globo terrestre, o que seria impossível, na prática, com plataformas de superfície. Ao longo das últimas décadas, os satélites têm se confirmado como ferramentas de grande utilidade para aplicações no meio ambiente. Sua capacidade de cobertura temporal e espacial, aliada a recursos de medidas em diversas faixas espectrais, tem propiciado aplicações nas mais diversas áreas do conhecimento.

Assim, a cada ano, novos satélites carregando novos sensores são colocados em órbita, tanto para reposição daqueles operacionais que estão no limite de sua vida útil, quanto para conduzir experimentos com novas observações que, em alguns casos, virão também a se tornar operacionais (MACHADO et al., 2000).

Atualmente, as maiores necessidades do sensoriamento remoto estão no desenvolvimento de instrumentos que possibilitem a extração de variáveis meteorológicas de forma mais precisa, e também no monitoramento climático. O desenvolvimento da Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) e o aumento da resolução espectral da nova geração dos satélites da National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) e Geostationary Operational Environmental satellites (GOES) permitiram considerável avanço nessa área (MACHADO et al., 2000). A tabela 2.1 apresenta algumas características dos principais satélites que são usados para estimativa de chuva.

No ano de 1997, os EUA juntamente com o Japão lançaram um projeto denominado TRMM, com a finalidade de medir a precipitação e a sua variação na região tropical a partir de satélites com órbita de baixa inclinação e altitude.

Estima-se que três quartos do calor da atmosfera sejam obtidos por meio do calor latente associado com a precipitação, e que dois terços da precipitação global observada estão localizados na região tropical, o que demonstra a importância destas variáveis (MACHADO et al., 2000). Os principais sensores a bordo do TRMM relacionados com a estimativa da precipitação são: TRMM Microwave Imager (TMI), Precipitation Radar (PR) e Visible and Infrared Radiometer System (VIRS) (TRMM, 2004). Como os instrumentos a bordo dos satélites TRMM são amplamente utilizados nos produtos de estimativa de chuva por satélite, suas principais características são descritas na sequência.

(a) PR

O Precipitation Radar (PR), construído pelo Japão, é um radar onde as principais informações obtidas são: a intensidade e distribuição da chuva, o seu tipo (convectiva ou estratiforme), e a altura pluviométrica. Sua resolução horizontal na superfície é da ordem de 4 km, com largura de varredura de 220 km. Uma das características mais importantes do PR é a sua eficiência na determinação de perfis verticais da chuva e neve acima da superfície, em uma

altura média de 20 km. Ele detecta razoavelmente taxas leves de chuva, da ordem de $0,7 \text{ mm}^{-1}$ (TRMM, 2004).

Tabela 2.1 – Características dos principais satélites usados para estimativa de chuva

Satélite	Tipo de órbita	Principais sensores	Altitude (km)	Resolução Espacial (km)	Operação	Resolução espectral (μm)	Abrangência
GOES	Geoestacionário	VIRS	35.800	1.0 4.0 8.0	NOAA	0.55-0.75 3.80-4.00 10.20-11.20 11.50-12.50 6.50-7.00	1/3 da superfície terrestre
METEOSAT	Geoestacionário	SEVIRI	35.800	2.5 5.0	EUMETSAT	0.45-1.00 10.50-12.50 5.70-7.10	42% da superfície terrestre
NOAA	Polar	AVHRR AMSU	833	1.10	NOAA NASA	0.58-0.68 0.72-1.00 3.55-3.93 10.30-11.30 11.50-12.50	Global
TERRA/AQUA	Polar	MODIS HSB	705	0.25 0.50 1.00	NASA	36 Bandas (0.40-14.40)	Global
GMS	Geoestacionário	VISSR	35.800	1.25 5.00	AMJ	0.50-0.750 10.50-11.50 11.50-12.50 6.50-7.50	Hemisfério Norte
TRMM	Polar	TMI VIRS PR	403	2.10 4.30 5.00	NASA	28.04 15.46 14.08 8.11 3.50	Global
DMSP	Polar	SSM/I	850	12.50 25.00	NASA	15.50 13.49 8.11 3.51	Global

(b) TMI

O TMI é um sensor de micro-ondas passivo projetado para fornecer informação quantitativa da chuva sobre uma largura de varredura de 780 km na superfície. Por meio da medição da quantidade de energia micro-ondas emitidas pela Terra para a atmosfera, o TMI é capaz de quantificar o vapor de água, a água precipitável, e a intensidade da chuva na atmosfera. É um instrumento relativamente pequeno que consome pouca energia. Isto, combinado com a boa largura de varredura, faz do TMI um dos mais eficientes instrumentos de

medição de chuva do TRMM. Ele é baseado no projeto do sensor Special Sensor Microwave Imager (SSM/I), operado continuamente pela Defense Meteorological Satellite Program (DMSP), desde 1987. O instrumento mede a intensidade da radiação em cinco frequências: 10.7, 19.4, 21.3, 37 e 85.5 Ghz. Essas frequências são similares ao SSM/I, exceto que o TMI tem um canal adicional 10.7 Ghz projetado para fornecer uma resposta mais linear para altas taxas de chuva comumente observadas na região tropical (TRMM, 2004).

(c) VIRS

O VIRS é um instrumento primário do TRMM, pois se trata de um indicador muito indireto de chuva. Ele mede a radiação vindo da Terra em cinco regiões espectrais, alcançando do visível até ao infravermelho. São dois os motivos que destacam a inclusão do VIRS no pacote de instrumento primários: o primeiro, porque é capaz de delimitar a chuva, e o segundo e mais importante, é que serve como referência para outras medidas feitas utilizando os satélites POES e GOES (TRMM, 2004).

2.2.2 Técnicas para estimativa de precipitação por satélite

O sensoriamento remoto utiliza as faixas do espectro eletromagnético para caracterizar variáveis hidrológicas, como, por exemplo, a chuva. A fotografia aérea, localizada na faixa do visível, é a técnica de sensoriamento remoto frequentemente utilizada pelos hidrólogos. Com o tempo, essas técnicas se desenvolveram, e agora incluem a maioria das faixas do espectro (MAIDMENT, 1993).

A tabela 2.2 apresenta a divisão dos espectros em janelas, sendo esses comprimentos de ondas os mais utilizados na prática do sensoriamento remoto.

Tabela 2.2 – Janelas atmosféricas do comprimento de onda do visível ao micro-ondas

Janela	Faixa	Região
1	0.3 – 1.3 μm	visível e infravermelho próximo
2	1.5 – 1.8 μm	infravermelho médio
3	2.0 – 2.4 μm	infravermelho médio
4	3.0 – 3.6 μm	infravermelho médio
5	4.2 – 5.0 μm	infravermelho médio
6	8.0 – 14.0 μm	infravermelho distante (termal)
7	> 20 mm	microondas

A radiação eletromagnética correspondente aos menores comprimentos de onda está associada à maior quantidade de energia e, por isso, pode ser mais facilmente medida.

Entre as janelas utilizadas no sensoriamento remoto também se encontra a faixa do micro-ondas, cujos comprimentos de onda associados são da ordem do milímetro. Essa parte do espectro apresenta uma característica peculiar, pois possibilita a observação da superfície do planeta mesmo em dias com cobertura de nuvens intensas (CENTENO, 2004). No meio meteorológico, observa-se ênfase cada vez maior no uso de sensores micro-ondas, com aplicações tais como: estimativas de precipitação, estimativas de umidade do solo, determinação de perfis verticais de temperatura e umidade atmosférica. Além disso, iniciou-se a utilização de sensores ativos (radares) a bordo de satélites, caso da missão TRMM.

Visível e Infravermelho

A região visível do espectro compreende uma faixa de cerca de 0,3 a 0,6 μm . Essa faixa recebe esse nome em razão de agrupar o conjunto de cores que são visíveis ao olho humano. De maneira geral, ela pode ser dividida em

regiões correspondentes às cores básicas: vermelho (0,5 a 0,6 μm), verde (0,4 a 0,5 μm) e azul (0,3 a 0,4 μm).

Logo abaixo do azul, encontra-se a região do ultravioleta, muito pouco usada no sensoriamento remoto, pois essa energia é fortemente absorvida e espalhada pela atmosfera. Acima do vermelho, os comprimentos de onda recebem o nome de infravermelho. Esta região é muito importante, já que nela é possível detectar alguns fenômenos naturais com muita clareza. O olho humano não é sensível a esse tipo de energia, por isso as imagens do infravermelho são obtidas usando-se sensores ou filmes específicos. O infravermelho pode ser dividido em três grandes faixas:

- a. infravermelho próximo (0,6 a 1,3 μm): Essa faixa também é denominada infravermelho refletido ou fotográfico, uma vez que pode ser captada através de filmes fotográficos ou aparelhos ópticos;
- b. infravermelho médio (1,3 a 8,0 μm): Nessa região, a reflexão da luz do Sol e a emissão de energia da Terra se confundem;
- c. infravermelho distante ou emissivo (8,0 a 14,0 μm): esta região recebe esse nome por corresponder aos comprimentos de onda maiores e pelo fato da energia emitida pelos corpos na Terra, sob forma de calor, ser predominante (CENTENO, 2004).

As observações de temperatura de brilho podem ser usadas para inferir alturas de topo das nuvens. Baixas temperaturas de brilho implicam em altos topos de nuvem, resultando em grande espessura da nuvem e alta probabilidade de chuva. Altas temperaturas de brilho implicam em topos de nuvens baixas e baixa probabilidade de chuva (MAIDMENT, 1993). Desta forma, a chuva pode ser estimada a partir do canal infravermelho dos satélites. As células convectivas estão associadas com precipitação na superfície, onde, de fato, os sistemas convectivos produzem a maior parte da chuva nos trópicos. Mas na

verdade, a relação entre a temperatura de brilho do infravermelho e a chuva é indireta.

Além disso, não é possível discriminar a parte convectiva do sistema da parte estratiforme ou nuvens Cirrus, que são nuvens situadas na alta troposfera (acima de 8 km), que são nuvens muito frias, porém que não precipitam. Mesmo assim, considerando grandes áreas, pode-se obter boas correlações entre a chuva média observada e o índice de chuva média calculada com o sensor infravermelho. Um exemplo de chuva derivada de sensores infravermelhos foi proposto por ARKIN (1979), que encontrou uma relação entre a cobertura das nuvens e os volumes de chuva. O então chamado GOES Precipitation Index (GPI) é a porcentagem de pixels que possuem temperatura infravermelha inferior que uma temperatura limite, em uma grade de $2,5^\circ$, multiplicado por uma taxa de chuva constante de 3 mm^{-1} . Embora esse valor possa variar para diferentes regimes climáticos, o GPI é comumente utilizado em estudos climatológicos (ARKIN e MEISNER, 1987; ARKIN e JANOWIAK, 1991).

Outras técnicas foram desenvolvidas para melhorar a relação entre a temperatura do infravermelho e a estimativa de chuva e a identificação da área de precipitação da nuvem. Entre elas, podem ser citadas: (a) técnicas que variam a temperatura limite de acordo com regiões e estações do ano; (b) técnicas que utilizam radiâncias do canal visível para discriminar as nuvens Cirrus (técnicas bi-espectrais VIS/IR); (c) técnicas do ciclo de vida da nuvem, que distinguem a fase de crescimento, responsável pela produção de chuva intensa, e a fase dissipativa acompanhado por chuva leve; (d) técnicas que utilizam modelos de nuvem para distinguir as partes convectivas e estratiformes do sistema; e (e) técnicas que utilizam outros tipos de canais infravermelhos, para melhorar a detecção das nuvens Cirrus. Por causa da grande amostragem dos dados e da fraca conexão física com a precipitação na

superfície, essas técnicas são mais apropriadas para escalas maiores de tempo e espaço (JOBARD, 2001).

Micro-ondas

As técnicas de micro-ondas têm grande potencial para a estimativa da precipitação, visto que a medida da radiação micro-ondas tem relação direta com a queda da chuva na superfície. A energia do micro-ondas se relaciona com a chuva sob dois aspectos: emissão/absorção e dispersão. Para baixas frequências de micro-ondas (10-37 Ghz), é registrada a emissão termal das gotas de chuva, enquanto que em altas frequências (> 85 Ghz) é registrada a dispersão da radiação que sobe da superfície terrestre, devido à partículas de gelo na camada de chuva e topos de sistemas convectivos (JOYCE, 2004). Atualmente, grandes esforços estão sendo feitos para o desenvolvimento de algoritmos de chuva a partir de instrumentos de micro-ondas passivos (MAIDMENT, 1993).

Os métodos mais simples para a estimativa de chuva a partir de sensores micro-ondas são baseados em regressões estatísticas, utilizando temperaturas de brilho para derivar o índice de chuva. Alguns exemplos desses índices são o Scattering Index, proposto por Grody (1991), e o Normalized Polarization Difference, proposto por Petty (1994).

Existem também métodos mais sofisticados, como, por exemplo, Kummerow e Giglio (1994), Mugnai e Smith (1988), baseados em algoritmos de inversão com utilização de banco de dados. Para a construção do banco de dados, necessita-se de um modelo atmosférico e de nuvem, em que cada perfil vertical de chuva é associado a um conjunto de temperaturas de brilho simulado nas frequências dos canais do radiômetro. O banco de dados deve conter um grande número de perfis de chuva, de modo que seja representativo de todas

as situações que possam ser observadas, e devem incluir também a completa variabilidade das condições da superfície, como, por exemplo, a temperatura da superfície do mar, a velocidade do vento, a emissividade do solo e a umidade. Redes neurais podem ser usadas para otimizar o procedimento de inversão.

Uma característica importante dos dados de micro-ondas é que os radiômetros são usados somente a bordo de satélites de órbita polar. O radiômetro a bordo de um satélite polar, com varredura de 1.400 km, como o SSM/I, pode visualizar somente 60% da superfície do globo dentro de um período de um dia. O intervalo entre duas medidas sucessivas de micro-ondas é excessivo para a alta variabilidade temporal e espacial que caracteriza a chuva, especialmente nos trópicos. Sendo assim, alguns produtos de estimativa de chuva por satélite utilizam diversos sensores simultaneamente.

Os métodos de estimativa de chuva por meio de sensores de micro-ondas ativos, como, por exemplo, o radar, derivam o perfil vertical da taxa instantânea de chuva. As limitações desses métodos são similares às limitações das outras técnicas a partir do micro-ondas, e a principal se relaciona à pequena cobertura espacial do equipamento. Como exemplo, a varredura do PR, a bordo do Satélite TRMM, é de 220 km, enquanto a varredura do radiômetro é de 760 km. Por outro lado, a resolução espacial do radar é melhor, sendo da ordem de 4 km. Um outro problema é a dificuldade na calibração de um radar espacial, contribuindo, assim, significativamente, para a incerteza da estimativa da chuva (JOBARD, 2001; JOYCE , 2004).

A figura 2.3 ilustra a variação dos percentuais de transmissão da energia através da atmosfera, para os diversos comprimentos de onda. Nota-se que, para maiores comprimentos de onda (micro-ondas), o percentual em uma direção é maior do que para comprimentos de onda infravermelha.

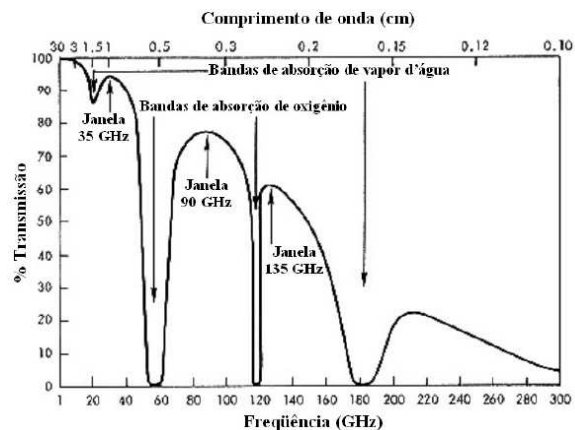


Figura 2.3 – Percentual de transmissão de algumas faixas de comprimento de onda na atmosfera

Múltiplas fontes

Para melhorar a eficiência da estimativa da chuva, alguns métodos sugerem o uso de dados de múltiplas fontes. Por exemplo, existem métodos que combinam os sensores infravermelhos de satélites geoestacionários com sensores micro-ondas de satélites de órbita polar. Dessa junção, é tirado proveito da excelente cobertura espacial e temporal dos sensores infravermelhos e da forte correlação do micro-ondas com a precipitação. Um exemplo de combinação infravermelho/micro-ondas é o método Rain and Cloud Classification (RACC), proposto por Jobard e Desbois (1994), baseado num procedimento de classificação automática. A partir de sensores infravermelhos e micro-ondas de órbitas coincidentes, utiliza-se uma técnica chamada Dynamic Clustering, para classificar diferentes tipos de nuvem. A informação microondas permite atribuir uma quantidade de chuva para cada classe, e a informação infravermelha permite a classificação do tipo de nuvem, das quais as intensidades de chuva são derivadas. O método proposto por Adler et al. (1994), conhecido como Adjusted GPI, é baseado no índice infravermelho GPI, em que a chuva mensal é ajustada por um fator, que é, a razão entre a chuva mensal estimada pelo micro-ondas e pelo infravermelho, coincidentes no tempo

e espaço. Mais tarde, essa técnica passou a incorporar também informações de pluviômetros.

Estimativas de precipitação a partir de satélites e pluviômetros em conjunto, são produzidas operacionalmente pela TRMM. Um produto similar que produz estimativas de precipitação com resolução de 1° , com cobertura global, é conhecido como GPCP-1DD, disponível desde 1997 até a presente data. Esse produto é descrito em Huffman et al. (2001).

Pereira Filho et al.(2002) compararam a técnica Convective Stratiform Technique (CST), derivada do satélite TRMM (sensor TMI), com estimativas de chuva a partir de radar e de uma rede de pluviômetros, em São Paulo. Na área de cobertura do radar, com cerca de 300 km^2 , foram comparadas estimativas de chuva diárias, nos anos de 2001 e 2002 distribuídas em uma grade de $4 \times 4 \text{ km}^2$. A partir das incertezas provenientes das diversas formas de estimativa de chuva, foi concluído desse estudo que nenhum dos três instrumentos são suficientes, em separado, para representar sua alta variabilidade espacial e temporal na área de cobertura do radar, sendo assim, foi recomendada a técnica Statistical Objective Analysis Schemes (SOAS) para integração dos três instrumentos de estimativa de chuva.

Algoritmos que utilizam dados de diversas fontes também são desenvolvidos para produzir estimativas de chuva global, em tempo próximo ao real, mesclando informações de sensores infravermelhos e de micro-ondas. O método conhecido como CMORPH usa estimativa de precipitação derivada de satélites de órbita polar exclusivamente e os sensores infravermelhos para propagar o dado micro-ondas no tempo e espaço entre duas observações consecutivas dos sensores de micro-ondas (JOYCE, 2004).

2.2.3 Algoritmos de estimativa de chuva por satélite

Durante as últimas décadas, um grande número de algoritmos para a estimativa de chuva por satélite foram propostos, fazendo-se uso de sensores infravermelhos, micro-ondas passivos ou ativos, e até mesmo uma combinação destes. Hoje em dia, diversos autores propõem algoritmos avançados para produzir estimativa de chuva nas mais diversas escalas de tempo, para satisfazer um número cada vez maior de usuários. As estimativas de chuva por satélites de uma variedade de algoritmos operacionais e semi-operacionais são facilmente obtidos via web, e podem ser usados em aplicações meteorológicas, climáticas, hidrológicas, na agricultura, entre outras. As tabelas 2.3 a 2.6 listam os algoritmos de estimativa de chuva operacionais existentes até o momento, constantes no Inventário da IPWG.

Tabela 2.3 – Algoritmos de estimativa de chuva a partir de sensores infravermelhos do inventário IPWG

Algoritmos baseados em INFRAVERMELHO		
Nome	Instituição	Autor/contato
CMA	China Meteorological Agency(CMA)China	L. Naimeng
CST	NASA / GSFC – EUA	A.J. Negri
EURAINSAT/A 1.0	EURAINSAT Project - EU	F. J. Tapiador
HPI	EUMETSAT – EU	T. Heinemann
JMAMSC	Japan Meteorological Agency – Japan	N. Ohkawara

Tabela 2.4 – Algoritmos de estimativa de chuva a partir de sensores microondas do inventário IPWG

Algoritmos baseados em MICROONDAS		
Nome	Instituição	Autor/contato
AMSRE near real time global rain rates	NOAA/NESDIS –EUA	R. R. Ferraro
AMSU operational global rain rates	NOAA/NESDIS –EUA	R. R. Ferraro
AMSU global monthly and pentad rainfall	NOAA/NESDIS –EUA	R. R. Ferraro
SSM/I operational global rain rates	NOAA/NESDIS –EUA	R. R. Ferraro
SSM/I global pentad and monthly rainfall	NOAA/NESDIS –EUA	R. R. Ferraro
TRMM HQ (3B40RT)	NASA/GSFC – EUA	G. J. Huffman

Tabela 2.5 – Algoritmos de estimativa de chuva a partir de sensores micro-ondas e infravermelhos do inventário ipwg

Algoritmos baseados em MICROONDAS-INFRVERMELHO		
Nome	Instituição	Autor/contato
CMORPH	NOAA – EUA	R. Joyce
EURAINSAT/B 1.0	EURAINSAT project - EU	C. Kidd
NRL Blended Satellite Technique	Naval Research Laboratory – EUA	F. J. Turk
PERSIANN	Universty of California Irvine – EUA	K. L. Hsu
PERSIANN-CCS	Universty of California Irvine – EUA	Yang Hong
TRMM HQ/VAR (3B42RT)	NASA/GSFC – EUA	G. J. Huffman

Tabela 2.6 – Algoritmos de estimativa de chuva a partir de múltiplas fontes do inventário ipwg

Algoritmos baseados múltiplas informações		
Nome	Instituição	Autor/contato
GOES Multispectral Rainfall Algorithm (GMSRA)	NOAA/NESDIS – EUA	M. Ba e A. Gruber
GPCP 1° daily	NASA/GSFC – EUA	G. J. Huffman
GPCP Satellite-gauge combination	NASA/GSFC – EUA	G. J. Huffman
Hydro-estimator for short term(1-6h) Extreme precipitation	NOAA/NESDIS – EUA	R. Scofield
TRMM var (3B41RT)	NASA/GSFC – EUA	G. J. Huffman
UOB Advection 1.0	University of Birmingham - EUA	C. Kidd
UOB Net 1.0	University of Birmingham – EUA	F. J. Tapiator

Muitas das vantagens e limitações das estimativas de chuva por satélites foram estabelecidas por meio de programas de comparação, realizados nas últimas décadas. Entre eles, destacam-se o Algorithm Intercomparison Program (AIP-1,-2,-3), coordenado pela WCRP, e o WetNet Precipitation Projects (PIP-1,-2,-3), que realizaram comparações de estimativas de chuva entre diversos produtos e algoritmos.

De modo geral, as técnicas micro-ondas apresentaram uma melhor correlação com os dados de validação, quando comparadas com as técnicas infravermelhas ou técnicas combinadas infravermelho/micro-ondas, para estimativas instantâneas de chuva. Para estimativas mensais, as técnicas combinadas infravermelho/micro-ondas obtiveram melhores resultados que as demais (EBERT e MANTON, 1998). O AIP-3 destacou grandes vantagens na utilização de dados de diversas fontes para a estimativa de chuva, a partir de informações de micro-ondas e infravermelhas. Outros estudos globais e

regionais demonstraram a grande eficiência dos métodos que combinam dados de satélite com dados de pluviômetros (JOBARD, 2001). De maneira geral, as maiores acurácias foram encontradas para chuvas do tipo tropical, convectiva e de verão, e menores acurácias para estratiforme, de latitude média, e de inverno (EBERT, 2004). A tabela 2.7 apresenta os principais produtos de estimativa de chuva constantes no Inventário do IPWG.

Tabela 2.7 – Produtos de estimativa de chuva por satélite do inventário IPWG

Intituição	Produto
CSU	Climate Rainfall Data Center
EUMETSAT	Multi –sensores Precipitation Estimate(MPE), experimental
GPCP	GPCP products
	GPCP Geostacionary Satellite Precipitation Data Center (GSPDC)
	GPCP Global Precipitation Analysis
LaMMA	Blended MW-IR over Italy and Central Mediterranean
NASA-GSFC	Global Precipitation Analysis
	GPCP-1DD data
	TRMM Data Organized by Data Products Groups
	TRMM Online Visualization and Analysis System (TOVAS)
	TRMM HQ 3B40RT data
	TRMM HQ 3B41RT data
NOAA – NCDC	TRMM Combined HQ VAR 3B42RT data
	Analysis of monthly precipitation from satellite and surface measurements
NOAA – NESDIS	SSM/I Global Gridded Hydrological Products
	Microwave Surface and Precipitation Products System
NOAA – NWS	Tropical Rainfall Potential (TRAP)
NRL Monterey	Climate Prediction Center – Global Precipitation Monitoring
University of Birmingham	Satellites Products
	EURAINSAT/A 1.0 product
	Infrared and Passive Microwave Matched Rainfall Results

Hidroestimador

O Hidroestimador, representado na figura 2.4, é um método para estimativa de chuva em tempo real, que utiliza uma relação empírica exponencial entre a precipitação estimada por radar e a temperatura de brilho do topo das nuvens, extraídas do canal infravermelho do satélite GOES-12.

Diversas variáveis como água precipitável, umidade relativa, orografia e um ajuste do nível de equilíbrio convectivo para eventos de topos quentes são utilizadas para determinar automaticamente a taxa de chuva. O Hidroestimador usa uma curva de tendência de temperatura, assumindo precipitação zero para pixel na região de baixa variação espacial, sob a posição que estão as nuvens Cirrus. Assim, são usadas diferentes discriminações para o cálculo de áreas com a presença ou não de chuva e novos ajustes para o efeito da umidade disponível. Ele relaciona de forma empírica exponencial a precipitação (estimada por radar) e a temperatura de brilho do topo das nuvens (extraídas do canal 04 do satélite GOES-12) através da distribuição de probabilidades equação 1:

$$R = 1,1183 \times 1011 e^{(-0,0363827 \cdot T \cdot 1,2)} \quad (2.1)$$

onde R é a intensidade da precipitação em mm/h e T a temperatura absoluta em Kelvin.

O modelo de estimativa de chuva é uma adaptação do método utilizado pela NESDIS (VICENTE et al., 1998). Esse modelo passou por várias modificações, e para ser implementado operacionalmente na Divisão de Satélite e Sistemas Ambientais do INPE, foi inteiramente adaptado para as condições e estrutura da precipitação sobre a América do Sul (CPTEC, 2004).

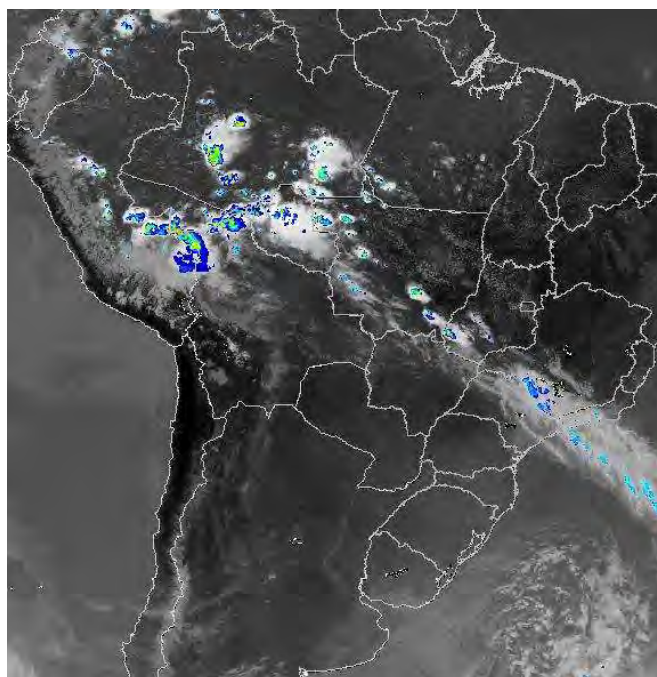


Figura 2.4 – Exemplo do produto hidroestimador de estimativa de chuva por satélite

2.3 Incertezas na estimativa de precipitação

O monitoramento da chuva, seja por pluviômetros, seja por satélites ou por qualquer outro meio, está sujeito a erros. Além disso, esses instrumentos podem estar medindo naturezas diferentes do fenômeno da precipitação que está realmente ocorrendo numa região (TUCCI, 1993). Dado um evento isolado de chuva localizado na exutória da bacia, de um lado, o satélite possui grande potencial em registrar a ocorrência desse fenômeno, devido à sua ampla cobertura espacial, e de outro, o pluviômetro, localizado na cabeceira da bacia, não sendo suficiente para monitorar a grande variabilidade espacial da chuva.

Incertezas provenientes da chuva medida por pluviômetros

Os pluviômetros registram adequadamente a intensidade da precipitação, embora possuam baixa representatividade espacial, mesmo quando há uma rede densa. Os problemas de representatividade são maiores sob condições de chuvas de origem convectivas e isoladas, pois a precipitação pode ocorrer em áreas pequenas e com forte intensidade, podendo não ser registrada pelo equipamento (CALVETTI et al, 2003).

A água coletada por um pluviômetro é somente uma pequena amostra da precipitação que caiu numa certa área. Em geral, os erros aumentam com o aumento da intensidade da precipitação. Inversamente, os erros diminuem com um aumento da densidade da rede de pluviômetros, duração da tempestade e área da bacia (PONCE, 1989).

A acurácia das informações dos pluviômetros é, também, influenciada por outros fatores. A elevação e a exposição do equipamento são os casos principais. A chuva para ser registrada depende da exposição do instrumento e de seu ângulo de incidência. O vento é provavelmente o mais importante fator na acurácia dos pluviômetros. O movimento do ar ao redor da estação reduz o armazenamento da chuva no instrumento (BRAS, 1990). A magnitude do erro depende intensamente da velocidade do vento, das características locais, do tipo de precipitação, e da temperatura. O monitoramento da chuva é dificultado em uma variedade de locais, tais como em regiões montanhosas, florestas e em corpos de água (MAIDMENT, 1993).

Incertezas provenientes da chuva estimada por satélites

Para utilização dos produtos de chuva estimada por satélite apropriadamente, é importante se ter uma ideia de sua acurácia e das características dos erros esperados. Diferentes usuários possuem diferentes exigências de acurácia. Na Hidrologia, a preocupação é com a acurácia das estimativas do volume de chuva, bem como a duração e o início de cada evento.

As estimativas de chuva por satélite são vantajosas, pois possuem ampla cobertura espacial. Porém, apresentam algumas restrições, entre elas a baixa resolução temporal, para os casos dos sensores micro-ondas. Além disso, o sensoriamento remoto da chuva está sujeito a erros causados por diversos fatores, desde os erros instrumentais, como por exemplo, erros de calibração do equipamento, as medições de ruídos, até a alta complexibilidade e variabilidade na relação de medida dos parâmetros da chuva. As incertezas provenientes da chuva por satélite dependem também de fatores como a localização, estação do ano, ou tipo de chuva. (JOBARD, 2001; JOYCE, 2004).

Os atuais sensores de micro-ondas possuem tempo de revisita máximo da ordem de nove horas sobre os trópicos, porém essa é uma região do mundo bastante desprovida de monitoramento de chuva. Nestes casos, estimativas de chuva de meia-hora, a partir de sensores infravermelhos, podem ser usadas para reduzir potencialmente as incertezas encontradas nos intervalos em que os dados micro-ondas não estão disponíveis. No entanto, a fraca relação entre as observações no canal IR com os processos da precipitação, está associado com incertezas significativas em resoluções temporais e espaciais altas (HOSSAIN et al., 2004).

Diversos produtos de estimativa de chuva derivados de satélite são validados sobre os Estados Unidos por meio de estações convencionais da Climate Prediction Center (CPC) como referência, que contêm cerca de 7.000 estações

(JANOWIAK et al., 2004). Outros programas de validação são listados abaixo (IPWG, 2005):

- a. IPWG Sponsored Validation
- b. AMSR-E Validation Rain Gauge Network in Iowa, USA
- c. BoM Weather Forecasting Group
- d. IPWG European Comparison
- e. NOAA's National Center for Environmental Predictions (NCEP)

2.4 Dificuldades inerentes à estimativa de precipitação por satélite

A maior dificuldade em estimar precipitação utilizando imagens de satélite é encontrar uma relação entre a espessura ótica e/ou a temperatura de topo de nuvem e a precipitação. Adler e Negri (1988) demonstraram que precipitações intensas sempre estão associadas com topos frios de nuvens, mas que o contrário não é verdadeiro. É notada uma defasagem entre o máximo de precipitação e o máximo de desenvolvimento da nuvem, tanto no canal visível quanto no infravermelho. A precipitação máxima ocorre quando a convecção atinge a fase final de seu desenvolvimento (ANTÔNIO, 1984). Mesmo com a convecção menos ativa a nuvem ainda continua a crescer havendo uma certa defasagem antes de atingir seu desenvolvimento máximo.

As nuvens mais baixas como os estratos são difíceis de serem identificadas na faixa espectral do infravermelho por apresentarem valores de temperatura próximos dos valores encontrados na superfície da Terra. Em imagens na faixa espectral do visível, essas nuvens são brilhantes, contrastando com a superfície mais escura da Terra ou da água. Entretanto as nuvens do tipo cirrus são as mais problemáticas em métodos de estimativa de precipitação por satélite. Esse tipo de nuvem é praticamente transparente no canal visível, mas

por ser fria e opaca nas bandas do infravermelho é mais facilmente identificável (RAO et al., 1990).

A maioria dos métodos desenvolvidos para estimativa de precipitação se baseia no fato de que, quanto mais fria e mais brilhante for a nuvem, mais chance de produzir chuva. Entretanto quando são utilizadas apenas informações do infravermelho, nuvens do tipo cirrus podem levar a superestimativas de precipitação, sendo identificadas como precipitáveis quando não são. Para evitar esse tipo de erro, alguns métodos como o desenvolvido por Adler e Negri (1988), possibilitam identificar esse tipo de nuvem e excluí-las das análises.

Ba e Gruber (2001) utilizaram a metodologia desenvolvida por Adler e Negri (1988) para a identificação de nuvens cirrus. O procedimento consiste na determinação da declividade e do gradiente da temperatura mínima local levando em consideração os pixels vizinhos. Nuvens convectivas estão associadas a um gradiente maior e nuvens cirrus a um pequeno gradiente. Também é utilizada a diferença entre os canais do infravermelho e do vapor d'água como indicativa de nuvens cirrus para condição de temperatura de brilho inferior a 220K no infravermelho.

2.5 Estudos sobre características de nuvens

Machado et al. (1992), considerando uma atmosfera tropical média e a emissividade das nuvens como um corpo negro, estabeleceu uma relação entre temperatura de brilho do canal infravermelho e altura do topo das nuvens. O intervalo entre 207 e 253K foi analisado e os autores encontraram valores de pressão correspondentes e, conseqüentemente, altura dos topos das nuvens, correspondendo a, aproximadamente, 8km (550hPa) a 14,5km (150 hPa). Os autores exploraram o limiar de 253K como sendo o valor de temperatura de brilho limite para detectar a presença de nuvens convectivas profundas, baseado no trabalho desenvolvido por Duvel (1989).

Duvel (1989) desenvolveu sua metodologia para a região tropical da África e Oceano Atlântico e utiliza esse limite para identificar, nuvens médias e altas. Entretanto, 253K é maior do que o limite normalmente utilizado para definir convecção profunda, como por exemplo, em Arkin (1979) para discriminar nuvens convectivas precipitantes. Segundo Machado et al. (1992), clusters de nuvens com temperatura de brilho inferior a 253K podem ser interpretados como uma mistura entre nuvens espessas dos níveis médios e nuvens de altos níveis com baixa emissividade. Quanto menor esse limiar maior é a chance de encontrar nuvens mais altas com maior emissividade. Machado e Rossow (1993) estudando sistemas convectivos de nuvens na região intertropical, utilizaram o limiar de 245K, o equivalente a topos de nuvens com 9km de altura ou aproximadamente no nível de 450hPa, como sendo o indicativo de sistemas convectivos profundos.

Após a identificação dos sistemas de nuvens os autores fizeram uma classificação, com base na refletância observada no canal visível. Nuvens com refletância igual ou maior do que 0,7 foram identificadas como sistemas convectivos profundos. Refletância abaixo de 0,5 foi classificada como sendo característico de nuvens cirrus e, por último, o intervalo de refletância entre 0,5

e 0,7 foi atribuído para sistemas de nuvens em transição. Conforme citado anteriormente, entre os problemas encontrados nos métodos de estimativa de precipitação com satélite, destacam-se o referente à identificação de nuvens cirrus como sistemas precipitantes.

Uma forma de tentar eliminar esse tipo de dificuldade seria adicionar parâmetros que permitissem a correta identificação desse sistema de nuvens. Partindo da premissa que na atmosfera terrestre o vapor d'água encontra-se distribuído entre a superfície e a tropopausa, para topos de nuvens do tipo cumulonimbos bem desenvolvidos, que chegam à essa camada da atmosfera, a quantidade de vapor d'água na coluna de ar entre o topo da nuvem e o satélite é muito pequena e, conseqüentemente, a radiância no canal do vapor d'água se aproxima daquela medida pelo canal infravermelho.

Tokuno e Tsuchiya (1994), utilizando um modelo de propagação radiativa, verificaram que a diferença das temperaturas de brilho no canal infravermelho termal e no vapor d'água decaem à medida que o topo de uma nuvem espessa se aproxima da tropopausa e que a diferença máxima de 1,5K é adequada para detectar sistemas convectivos profundos. Um sistema convectivo profundo, associado à convecção intensa, possui topo suficientemente alto para que a radiação emergente sofra pouca absorção pelo vapor d'água e a temperatura do topo independe do que ocorre nos níveis inferiores.

Nessas condições, considerando-se a emissividade como a de um corpo negro, a temperatura de brilho detectada nos canais infravermelhos e de vapor d'água devem ser semelhantes. Por outro lado, uma nuvem alta, mas relativamente delgada, deve apresentar uma diferença acentuada entre o canal infravermelho e de vapor d'água devido à absorção da radiação pelo conteúdo do vapor acima de seu topo (BOTTINO; CEBALLOS, 2000)

Visando encontrar um limiar para o qual as diferenças entre o canal infravermelho e o de vapor d'água sejam representativas de nuvens cumulonimbus para o caso da atmosfera tropical da América do Sul, Bottino e Ceballos (2000) concluíram que, de forma geral, o limiar próximo a 5K é adequado para definir a presença de nuvens convectivas. Esse limiar detecta sistemas convectivos com temperaturas médias no infravermelho termal de aproximadamente 228K.

3. RADAR METEOROLÓGICO

O radar (“Radio Detection And Ranging”) meteorológico é um sensor remoto ativo que transmite energia na faixa de micro-ondas, em forma de pulsos, composto basicamente por transmissor, antena e receptor. O transmissor gera pulsos de energia, que viajam na velocidade da luz na frequência de micro-ondas. Esse feixe tem a capacidade de interceptar alvos, no caso as gotas de chuvas, causando um retroespalhamento dessa energia, que é detectada pelo receptor.

A intensidade do eco (retroespalhamento) é obtida eletronicamente pela medida da energia que retorna. Pode-se observá-la, juntamente com a posição espacial do alvo, de maneira visual, através dos indicadores do radar: o indicador de posição no plano PPI (*plan-position indicator*) e o indicador de Distância-Altura RHI (*Range-Height Indicator*) (TUCCI , 2000).

O PPI mostra os ecos em um plano quase horizontal, ou seja, uma espécie de mapas com alvos na horizontal. O RHI é obtido pela rotação da antena em um plano vertical captando informações sobre o alvo segundo esta direção (TUCCI, 2000).

A relação teórica entre as características da partícula atingida e a quantidade de energia que retorna do radar é calculada, baseando-se na teoria de Rayleigh, que descreve o espalhamento de uma onda plana por uma esfera:

$$\alpha = \frac{\pi D_g}{\lambda} \quad (3.1)$$

Onde λ é o comprimento de onda da energia irradiada e D_g é o diâmetro da partícula atingida.

Foi constatado que parte da radiação interceptada é absorvida em forma de calor pela gota e parte é reirradiada como energia eletromagnética de mesmo

comprimento de onda. A absorção por calor pode ser uma fonte de perda de sinal, porém tende a desaparecer para o caso de grandes comprimentos de onda.

Dessa forma, a aproximação de Rayleigh é proporcional à energia de retorno e é equacionada da seguinte forma:

$$\sigma = \frac{\pi^5 |k|^2 D_g^6}{\lambda^4} \quad (3.2)$$

Onde $|k|^2$ é a função do índice de refração do alvo, sendo aproximadamente 0,93 para gotas esféricas de água a uma temperatura de dez graus Celsius. A quantidade σ é denominada seção transversal de retroespalhamento do radar (*radar cross-section of a back-scattered particle*), que é o fator que avalia o tamanho do alvo.

Quando é considerada toda a região coberta pelo feixe do radar, a energia média que retorna das partículas atingida é expressa por:

$$\bar{P}_r = \frac{C_1}{r^2} \sum_{\substack{\text{unid} \\ \text{de} \\ \text{vol}}} D_g^6 \quad (3.3)$$

Onde r é distancia alvo-radar e C_1 é uma constante que engloba um fator numérico e vários parâmetros específicos de cada equipamento.

O valor ΣD_g^6 da equação é denominada de potência recebida e é representada pelo fator de refletividade do radar, Z , que depende da distribuição das gotas de chuva dentro do volume amostrado. Essa distribuição de gotas determina também a intensidade R da precipitação (ANTÔNIO, 1994). Dessa forma o fator de refletividade do radar é proporcional à sexta potencia do diâmetro das gotas, desde que sejam satisfeitas as condições da validade da Teoria de Rayleigh.

Para gotas, cuja a relação do seu diâmetro com o comprimento de onda, não atendam mais a condição de espalhamento de Rayleigh, define-se um fator de refletividade efetivo:

$$Z_{eft} = \frac{\lambda^4 \sum_{\substack{unid. \\ de \\ vol}} \sigma}{\pi^5 |k|^2} \quad (3.4)$$

Um resultado importante do estabelecimento da equação do radar é a obtenção de uma relação entre a taxa de precipitação e o fator de refletividade. O princípio dessa relação está fundamentado no fato de que a taxa de precipitação pode ser medida simultaneamente ou calculada pela distribuição do tamanho da gota segundo MARSHALL e PALMER (1948).

A expressão que relaciona a taxa de precipitação e o fator de refletividade é empírica e tem a forma dada pela equação 3.5:

$Z = A.R^b$	(3.5)
-------------	-------

onde os coeficientes A e b são determinados por um ajuste de mínimos quadrados e estão relacionados ao tamanho das gotas de precipitação.

Com o uso da relação Z-R, a informação de refletividade, dada em mm^6/m^3 , passa a ser expressa em mm/h. Esta relação depende da estação do ano ou da localização geográfica e do tipo de precipitação, ou seja, um mesmo sistema precipitante, em um mesmo local, pode apresentar uma relação Z-R diferente para dois períodos distintos de precipitação. Negri e Adler (1987) utilizaram a conversão de refletividade do radar em precipitação desenvolvida por Marshall e Palmer (1948) por meio da relação $Z=200R^{1,6}$, onde Z é a refletividade do radar ($\text{mm}^6 \text{ m}^{-3}$) e R é a taxa de precipitação (mm.h^{-1}) e encontraram resultados satisfatórios para caracterização de regiões

precipitantes, cujo interesse principal era relacionar informações das imagens de satélite com precipitação acima de um certo limiar.

3.1 Dificuldades inerentes à relação Z-R

A comparação dos dados estimados pelo radar com dados de pluviômetros é importante para entender as diferenças na estratégia de amostragem dos instrumentos e as suas limitações. O radar faz uma varredura em uma série de ângulos de elevação completando uma medição do volume no espaço ao redor do radar entre 4 e 15 minutos. Isto implica que o radar irá retornar uma simples amostra de um campo de precipitação de um mesmo local no intervalo de tempo citado acima, enquanto que o pluviômetro acumula os dados de precipitação continuamente em um único ponto.

Enquanto a diferença entre essas duas amostragens pode não ser significativa no caso de uma precipitação uniforme, em situações convectivas, onde a expectativa de vida média de uma tempestade é da ordem de aproximadamente 20 a 30 minutos, uma varredura a cada 15 minutos impõe uma série de dúvidas sobre a acuracidade dos dados do radar.. O radar faz uma varredura a uma distância considerável do solo e a precipitação originada em baixos níveis pode não ser medida, levando à subestimativa do volume total. Por outro lado, a ocorrência de evaporação em baixos níveis pode levar a uma superestimativa do volume. Fatores como a presença de ventos próximos à superfície e a variabilidade no tamanho de gotas podem afetar diretamente a relação entre a refletividade do radar (Z) e a taxa de precipitação estimada (R).

A precipitação também pode ocorrer a uma distância diferente daquela indicada pelo radar, dada a altura acima do solo que o radar realiza as medições.

4. TEORIA DOS CONJUNTOS NEBULOSOS

A Teoria dos Conjuntos Nebulosos, originariamente *Fuzzy Sets*, foi desenvolvida pelo professor da Universidade da Califórnia Berkeley, Lofti A Zadeh, engenheiro e cientista de sistemas, e exposta em um artigo publicado em 1965.

Na Teoria dos Conjuntos Nebulosos, um elemento do universo do discurso X pertence a um conjunto A , de acordo com um grau de pertinência. Assim, enquanto no conjunto *crisp* a pertinência é do tipo binária, “tudo” ou “nada”, “sim” ou “não”, representada pelos graus 1 ou 0, no conjunto nebuloso a pertinência é gradual, variando de 0 a 1, sendo que a pertinência exatamente “zero” ou “um” muda o *status* de nebuloso para *crisp*.

Em linguagem usual das ciências exatas, um conjunto nebuloso A , do universo de discurso Ω , é definido por uma função de pertinência $\mu_A: \Omega \rightarrow (0,1)$, que associa a cada elemento de Ω , o grau $\mu_A(x)$ de pertinência com o qual x pertence a A .

Dessa forma, a função de pertinência indica o grau de compatibilidade entre x e o conceito expresso por A . Em resumo, têm-se as seguintes definições:

- $\mu_A(x) = 1$ - A expressão indica que x é completamente compatível com A ;
- $\mu_A(x) = 0$ - De forma contrária, essa expressão indica que x é completamente incompatível com A ;
- $0 < \mu_A(x) < 1$ - Neste caso, x é parcialmente compatível com A , com grau $\mu_A(x)$.

Pelo que se verifica, nos conjuntos tradicionais há limites bruscos, pontualmente definidos entre os elementos que pertencem a esse e que não

pertencem. Em um conjunto nebuloso a transição entre o membro e o não membro está numa faixa gradual, sendo associado um grau entre “0” (totalmente não membro) e “1” (totalmente membro).

4.1 Definição matemática de um conjunto nebuloso

Um conjunto nebuloso A do conjunto universal X é definido pela sua função de pertinência $\mu_A(x)$

$$A = \{x \in X \mid \mu_A(x) = \varepsilon, 0 \leq \varepsilon \leq 1\} \quad (4.1)$$

$$\mu_A(x): X \rightarrow [0, 1] \quad (4.2)$$

A função de pertinência $\mu_A(x)$ expressa o grau que um elemento x é membro do conjunto nebuloso A . Uma função de pertinência é uma curva que define o grau de pertinência (valor entre 0 e 1) de cada entrada. Quanto mais o valor de $\mu_A(x)$ se aproxima de 1, maior será o grau de pertinência do elemento ao conjunto A .

Assim como no caso de conjuntos clássicos, definem-se aos conjuntos nebulosos operações como união e interseção de conjuntos nebulosos. Entretanto, para conjuntos nebulosos tem-se:

$$A \cup A^c \neq X \quad (4.3)$$

$$A \cap A^c \neq \emptyset \quad (4.4)$$

onde A^c indica o complemento do conjunto A , X indica o conjunto universo e \emptyset indica o conjunto vazio.

Operadores lógicos

Similarmente às operações nos conjuntos “crisp”, existe a necessidade de proceder às operações de *intersecção*, *união* e *negação*, entre outras, nos conjuntos nebulosos.

Operadores de Intersecção, União e Complemento

Sejam A e B conjuntos nebulosos definidos em Ω . Pode-se expressar a intersecção destes conjuntos, como outro conjunto $E = A \cap B$. Da mesma forma, pode-se expressar a união como um conjunto $F = A \cup B$.

Na teoria dos conjuntos nebulosos, a intersecção é implementada por uma família de operadores denominados de *t - normas*, e a união é implementada por uma família de operadores denominados de *t-conormas* ou *S - normas*. (DUBOIS,1988)

Uma função $\nabla: [0,1]^2 \rightarrow [0,1]$ é dita ser comutativa, associativa e monotônica se ∇ satisfaz as seguintes propriedades, respectivamente, para $\forall a, b \in [0,1]$:

Comutatividade: $\nabla(a, b) = \nabla(b, a)$;

Associatividade: $\nabla(a, \nabla(b, c)) = \nabla(\nabla(a, b), c)$;

Monotonicidade: $\nabla(a, b) \leq \nabla(c, d)$ se $a \leq c$ e $b \leq d$.

Um operador $T: [0,1]^2 \rightarrow [0,1]$ é denominado de *t - norma* se T é comutativo, associativo e monotônico e verifica a seguinte propriedade, para $\forall a \in [0,1]$:

Elemento neutro = 1: $T(a, 1) = a$.

Da mesma maneira, uma *t-conorma* \perp é uma função $\perp: [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ que é comutativa, associativa e monotônica e verifica a propriedade, para $\forall a \in [0, 1]$

Elemento neutro = 0: $T(a, 0) = a$.

Uma *t-norma* T e uma *t-conorma* \perp são duais em relação a uma operação de negação $\neg: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ se elas satisfazem as relações de De Morgan, para $\forall a, b \in [0, 1]$:

Leis de De Morgan:

$$\neg (T(a, b)) = \perp (\neg a, \neg b);$$

$$\neg (\perp (a, b)) = T(\neg a, \neg b).$$

O principal operador de negação é dado por $\neg a = 1 - a$.

É importante notar que as *t-normas* e *t-conormas* se reduzem aos operadores clássicos de união e intersecção quando os conjuntos são “crisp”.

A Tabela 4.1 indica as *t-normas* e *t-conormas* mais utilizadas e as Figuras 4.1 e 4.2 ilustram alguns destes operadores, em relação a dois conjuntos nebulosos A e B . Esses operadores satisfazem as leis de De Morgan em relação ao operador de negação $\neg a = 1 - a$.

Tabela 4.1- Principais *t*-normas e *t*-conormas duais.

$t - norma$	$t - conorma$	nome
$\min(a, b)$	$\max(a, b)$	Zadeh
$a \cdot b$	$a + b - ab$	probabilista
$\max(a + b - 1, 0)$	$\min(a + b, 1)$	Lukasiewicz
$\begin{cases} a, & \text{se } b = 1 \\ b, & \text{se } a = 1 \\ 0, & \text{senão} \end{cases}$	$\begin{cases} a, & \text{se } b = 0 \\ b, & \text{se } a = 0 \\ 1, & \text{senão} \end{cases}$	Weber

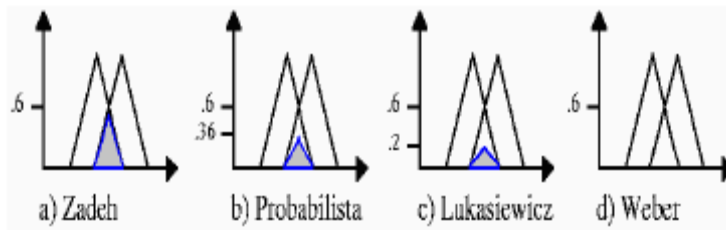


Figura 4.1: Ilustração das principais t -normas

Fonte: (Adaptado Sandri e Correa - 1999)

A maior (respec. a menor) t -norma é o min (respec. A t -norma de Weber); a maior (respec. a menor) t -conorma é a t -conorma de Weber (respec. o max). Os operadores mais usualmente utilizados são os operadores de Zadeh e os probabilistas.

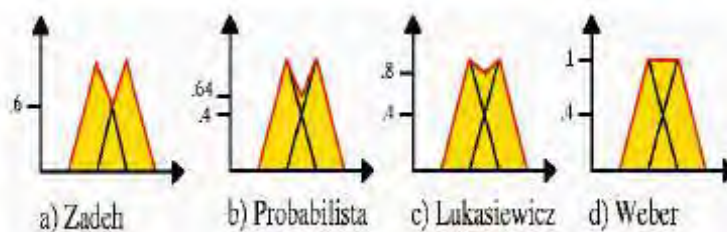


Figura 4.2- Ilustração das principais t -conormas

Fonte: Adaptado de Sandri e Correa (1999)

Operadores de Implicação

Os operadores de implicação $I = [0; 1]^2 \rightarrow [0; 1]$ são usados para modelar regras de inferência do tipo **Se** <premissa> **Então** <conclusão>. Considerando A e B dados por $\mu_A: X \rightarrow [0; 1]$, $\mu_B: Y \rightarrow [0; 1]$, a relação $A \rightarrow B$ é expressa como:

$$\mu_{A \rightarrow B}(x; y) = I(\mu_A(x); \mu_B(y)) \quad (4.5)$$

Existem três grandes classes de implicações propriamente ditas: as implicações S, que são da forma $I_S(a; b) = \perp(\neg a, b)$, as implicações R, que são tais que $I_R(a; b) = \sup\{c \in [0; 1] / T(a; c) \leq b\}$, e as implicações QM, que são da forma $I_{QM}(a; b) = \perp(\neg a, T(a; b))$, onde T é uma *t-norma*, \perp é uma *t-conorma* e \neg é uma negação.

As *t-normas* não são implicações propriamente ditas, mas são muito empregadas na prática como implicações, notadamente em aplicações de controle nebuloso.

A Tabela 4.2 mostra os principais operadores de implicação e a Figura 7 ilustra o uso de alguns destes operadores.

Tabela 4.2 - Principais operadores de implicação.

<i>Implicação</i>	<i>nome</i>
$\max(1 - a, b)$	Kleene–Diemes
$\min(1 - a + b, 1)$	Lukasiewicz
$\begin{cases} 1, & \text{se } a \leq b \\ 0, & \text{senão} \end{cases}$	Rescher–Gaines “Sharp”
$\begin{cases} 1, & \text{se } a \leq b \\ b, & \text{senão} \end{cases}$	Brower–Gödel
$\begin{cases} \min(b/a), & \text{se } a \neq b \\ 1, & \text{senão} \end{cases}$	Goguen
$1 - a + ab$	Reichenbach “Estocástica”
$\max(1 - a, \min(a, b))$	Zadeh–Wilmott
$\min(a, b)$	Mamdani
$a \cdot b$	Larsen

4.2 Controladores nebulosos

As técnicas de *controle nebuloso* originaram-se com as pesquisas e projetos de E. H. Mamdani (MAMDANI,1976)(MAMDANI. *et al*,1976) e ganharam espaço como área de estudo em diversas instituições de ensino, pesquisa e desenvolvimento do mundo, sendo até hoje uma importante aplicação da teoria dos conjuntos nebulosos. Ao contrário dos controladores convencionais em que o algoritmo de controle é descrito analiticamente por equações algébricas ou diferenciais, através de um modelo matemático, em controle nebuloso utilizam-se de regras lógicas no algoritmo de controle, com a intenção de descrever numa rotina a experiência humana, intuição e heurística para controlar um processo (ZADEH,1965).

Uma *variável linguística* (BAUER,1998) pode ser definida por uma quádrupla $(X;\Omega; T(X),M)$, onde X é o nome da variável, Ω é o universo de discurso de X, T(X) é um conjunto de nomes para valores de X, e M é uma função que associa uma função de pertinência a cada elemento de T(X). Chama-se de

termos linguísticos, indistintamente, tanto os elementos de $T(X)$ quanto suas funções de pertinência.

O grau com que um valor x^* em Ω satisfaz o termo linguístico A e é a pertinência de x^* em A , dada por $\mu_A(x^*)$. Os controladores nebulosos são robustos e de grande adaptabilidade, incorporando conhecimento que outros sistemas nem sempre conseguem acomodar (GUERRA, 1998). Também são versáteis, principalmente quando o modelo físico é complexo e de difícil representação matemática. Em geral, os controladores nebulosos encontram maior utilidade em sistemas não-lineares, sendo capazes de superar perturbações e plantas com níveis de ruídos.

Além disso, mesmo em sistemas onde a incerteza se faz presente de maneira intrínseca, agregam uma robustez característica. No entanto, provar determinadas propriedades de robustez é uma tarefa difícil neste tipo de abordagem. Muitas variações são propostas na literatura de acordo com o objetivo do projeto, mas esse é um modelo geral o suficiente para a identificação dos módulos que o compõem, fornecendo uma ideia do fluxo da informação conforme figura 4.3.



Figura 4.3: Estrutura de um Controlador Nebuloso.

Fonte: Adaptado de Sandri e Correa (1999)

Interface de “Fuzificação”

A *interface de “fuzificação”* faz a identificação dos valores das variáveis de entrada, as quais caracterizam o estado do sistema (variáveis de estado), e as normaliza em um universo de discurso padronizado. Esses valores são então “fuzificados”, com a transformação da entrada “crisp” em conjuntos nebulosos, para que possam se tornar instâncias de variáveis linguísticas.

Base de Conhecimento

A *base de conhecimento* consiste em uma base de dados e uma base de regras, de maneira a caracterizar a estratégia de controle e as suas metas. Na *base de dados*, ficam armazenadas as definições sobre discretização e normalização dos universos de discurso e as definições das funções de pertinência dos termos nebulosos.

A *base de regras* é formada por estruturas do tipo

Se <premissa> **Então** <conclusão> ,

como, por exemplo:

Se *Erro é Negativo Grande e Δ Erro é Positivo Pequeno*

Então *Velocidade é Positiva Pequena.*

Essas regras, juntamente com os dados de entrada, são processadas pelo *procedimento de inferência*, o qual infere as ações de controle de acordo com o estado do sistema, aplicando o operador de implicação, conforme o procedimento de inferência que será descrito no próximo tópico.

Em um dado controlador nebuloso, é importante que existam tantas regras quantas forem necessárias para mapear totalmente as combinações dos termos das variáveis. Desta forma, que a base se torna completa, garantindo que exista sempre ao menos uma regra a ser disparada para qualquer entrada.

Procedimento de Inferência

Um controlador nebuloso é um sistema especialista simplificado em que a consequência de uma regra não é aplicada como antecedente de outra (DRIANKOV, 1993). Assim, o processo de inferência consiste em:

1. verificação do grau de compatibilidade entre os fatos e as cláusulas nas premissas das regras;
2. determinação do grau de compatibilidade global da premissa de cada regra;
3. determinação do valor da conclusão, em função do grau de compatibilidade da regra com os dados e a ação de controle constante na conclusão (precisa ou não);
4. agregação dos valores obtidos como conclusão nas várias regras, obtendo-se uma ação de controle global.

Os tipos de controladores nebulosos encontrados na literatura são os modelos clássicos, compreendendo o modelo de Mamdani e o de Larsen, e os modelos de interpolação, compreendendo o modelo de Takagi- Sugeno e o de Tsukamoto (vide (DRIANKOV,1993) (LEE,1990) (LEE,1990 parte II)).

Os modelos diferem quanto à forma de representação dos termos na premissa, quanto à representação das ações de controle e quanto aos operadores utilizados para implementação do controlador.

4.3 Controle nebuloso clássico

Nos modelos clássicos, a conclusão de cada regra especifica um termo nebuloso dentre um conjunto fixo de termos (geralmente em número menor que o número de regras). Esses termos são usualmente conjuntos nebulosos convexos como triângulos, funções em forma de sino (“bell-shaped”) e trapézios. Dado um conjunto de valores para as variáveis de estado, o sistema obtém um conjunto nebuloso (muitas vezes subnormalizado), como o valor da variável de controle. Este conjunto nebuloso representa uma ordenação no conjunto de ações de controle aceitáveis naquele momento. Finalmente, uma ação de controle global é selecionada dentre aquelas aceitáveis em um processo conhecido como desfuzificação.

Interface de “Desfuzificação”

Nos controladores nebulosos do tipo clássico, a interface de “desfuzificação” é utilizada para obter uma única ação de controle precisa a partir do conjunto nebuloso. O procedimento compreende a identificação do domínio das variáveis de saída num correspondente universo de discurso, e com a ação de controle nebulosa inferida evolui-se uma ação de controle não nebulosa. Os métodos de “desfuzificação” mais utilizados são:

1. Primeiro Máximo (SOM): encontra o valor de saída através do ponto em que o grau de pertinência da distribuição da ação de controle atinge o primeiro valor máximo;

2. Método da Média dos Máximos (MOM): encontra o ponto médio entre os valores que têm o maior grau de pertinência inferido pelas regras;

3. Método do Centro da Área (COA): o valor de saída é o centro de gravidade da função de distribuição de possibilidade da ação de controle.

A Figura 4.4 é um exemplo para o método do centro da área. A seleção do método está relacionada diretamente com as características do processo controlado e o comportamento de controle necessário.

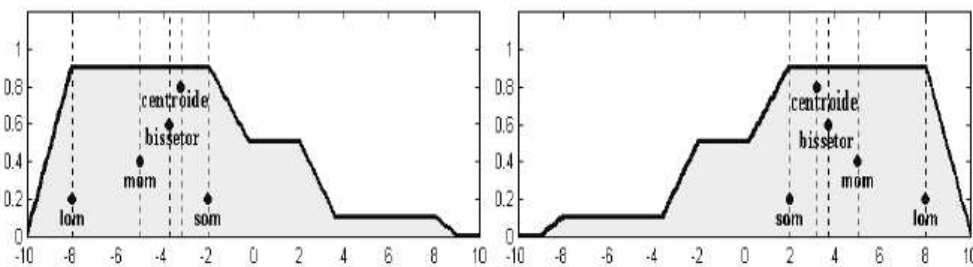


Figura 4.4. Desfuzificação pelo Método do Centro de Gravidade. Adaptada de Bauer (1998).

5.MATERIAL E METODOS

5.1 Base de dados

Para a execução desse estudo foram usados dados de diferentes fontes no período de novembro de 2006 a maio de 2007 e Janeiro e fevereiro de 2010

A área de estudo é a de cobertura do radar de Pico do Couto – Rio de Janeiro
Os principais materiais e recursos a serem utilizados na execução desse projeto são:

a) Base de dados GOES

Dados de temperatura de brilho dos canais 1,2, 3 e 4 do satélite GOES coletados pelo DSA. a cada 30 minutos;

b) Base de dados de precipitação por radar

O radar usado é o do Pico do Couto – RJ, figura 5,1, pertence à rede composta por seis sensores controlados pelo DECEA (Departamento de Controle do Espaço Aéreo) e dois sensores pertencentes ao IPMET (Instituto de Pesquisas Meteorológicas) que cobrem as regiões Sudeste e Sul do Brasil. A disponibilização dos dados faz parte de convênios assinado pelo CPTEC/INPE. O radar apresenta resolução temporal de 15 minutos. A Figura 10 mostra a localização e área de cobertura dos radares usados pelo CPTEC para um alcance de 250 km.

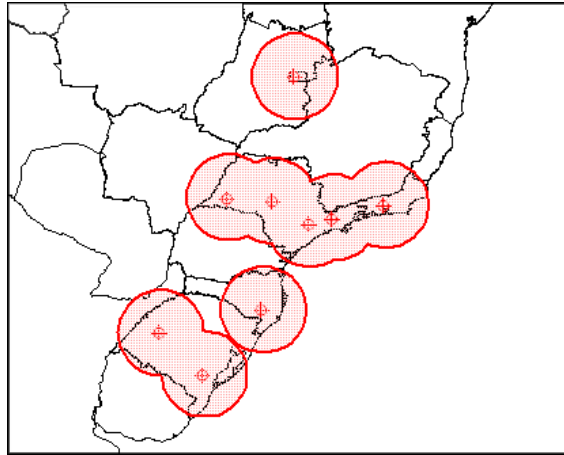


Figura 5.1 - Localização e área de cobertura dos radares do DECEA e IPMET

5.2 Metodologia

A metodologia adotada nesse trabalho constituiu de 12 etapas, conforme figura 5.2 abaixo, as quais são descritas a seguir:

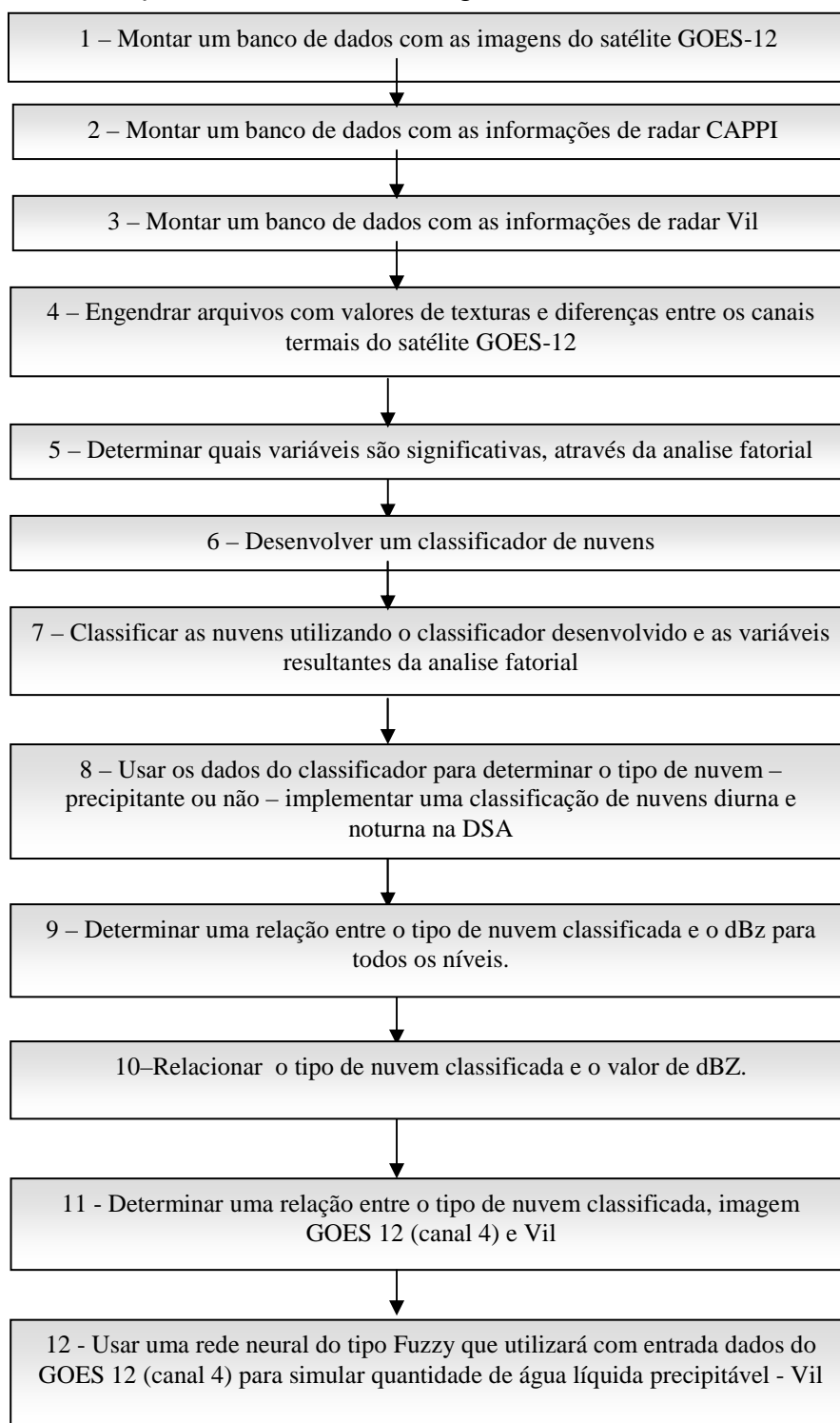


Figura 5.2 - Fluxograma da metodologia da pesquisa

A seguir, serão descritas as atividades a serem realizadas em cada tópico, mostradas na figura 5.2.

5.2.1 Montagem do banco de dados – etapas 1, 2 e 3

Nestes itens todas as imagens GOES-12, CAPPI's e VIL de radar foram armazenadas em uma base de dados para serem usadas na simulação do sinal de radar e também para validação das estimativas de chuva que serão obtidas para testar os resultados finais.

Acordos de cooperação entre o CPTEC (Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos) e Comando da Aeronáutica e IPMET (Instituto de pesquisas Meteorológicas - UNESP) permitiram a elaboração de mapas de precipitação estimada por radar mostrando a precipitação na área de cobertura de cada sensor. Os mapas são gerados a cada quinze minutos e sempre que a hora de uma imagem de radar coincide com a hora de uma imagem de satélite recebida pelo CPTEC, um produto integrado é gerado.

Os dados de radares são reamostrados para uma resolução espacial igual à imagem de satélite (4 km). Essa característica permite a integração de ambos os tipos de dados além de ser muito útil para a calibração e validação dos resultados de estimativa de precipitação obtidos por satélites.

5.2.2 Engendrar arquivos com valores de texturas e diferenças entre os canais termais do satélite GOES-12 – etapa 4

A composição e a diferença entre imagens de satélites geram imagens com um determinado nível de detalhamento, que proporciona a identificação de algumas características antes desconhecidas. Por exemplo: A diferença entre a temperatura de brilhos entre os comprimentos de onda 11 μm e 3,9 μm é eficaz para determinação de nuvens baixas (ELLROD 1995) .

Se essa diferença for menor que 2K nos permite reconhecer nevoeiros. Este limiar pode ser menores em áreas marinha por causa dos efeitos da microfísica da nuvem relacionada com tamanhos maiores gotas encontradas em nuvens do tipo estratos (LEE et al. 1997) .

É necessário um detalhamento sensível para a classificação de nuvens e para elaboração do mapa de precipitação, sendo indicado o uso das diferenças entre alguns canais como apresentado na tabela 5.1.

Outro meio para extrair importantes informações das imagens de satélite é a análise da sua textura, definida como a qualidade visual de uma imagem relacionada à sua variação espacial de tons de cinza ou de cor. Os métodos de análise de texturas em imagens procuram avaliar a correlação entre essas variações e podem ser implementadas no domínio espacial ou de frequência, sendo que a principal motivação para o uso do segundo advém do fato de que cada ponto no domínio de frequência possui informação de todos os pixels da imagem. Para cada imagem GOES-12 e suas diferenças (tabela 5.2) serão calculadas a textura através do desvio padrão s (equação 5.1) em janelas de 3x3 pixels, fazendo a varredura pixel a pixel de cada imagem. Um desvio padrão grande indica que essa parte da imagem apresenta uma descontinuidade.

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum (x_i - m)^2} \quad (5.1)$$

Tabela 5.1. Variáveis sugeridas na execução do trabalho

Dados canal 2 (só a parte emissiva)	Textura canal 2
Dados canal 3	Textura canal 3
Dados canal 4	Textura canal 4
Dados canal 5	Textura canal 5
Dados canal (4-2)	Textura canal (4-2)
Dados canal (4-3)	Textura canal (4-3)
Dados canal (4-6)	Textura canal (4-6)
Dados radar	-----

5.2.3 Determinar quais variáveis são significativas, através da análise fatorial – etapa 5

No item anterior, foram estruturadas novas matrizes a partir das imagens GOES-12. É imperioso saber quais das variáveis apresentadas na tabela 12 são realmente necessárias, ou seja, quais não são redundantes. Para isso, é necessária a determinação das componentes principais, e através dela determinar quais são as variáveis com maior índice de correlação.

Dessa análise será gerado um círculo de correlação para indicar quais variáveis são mais bem descritas pelas componentes principais. Assim, a análise das proximidades ou oposições entre variáveis é feita em termos de correlações. No exemplo da figura 5.3, são observadas cinco variáveis descritas por uma componente principal. As variáveis x_1 , x_2 , x_4 e x_5 , que são melhores descritas por que se encontram na borda do círculo. As variáveis x_1 e x_2 estão próximas, indicam que ambas são descritas de maneira análoga pela

componente principal, as duas apresentam as mesmas informações. Baseadas em suas posições, as variáveis x_4 e x_5 são perfeitamente correlacionadas, mas com os sinais opostos. De posse dessas informações são determinadas quais variáveis são mais descritas por uma componente principal, ou seja, as variáveis significativas.

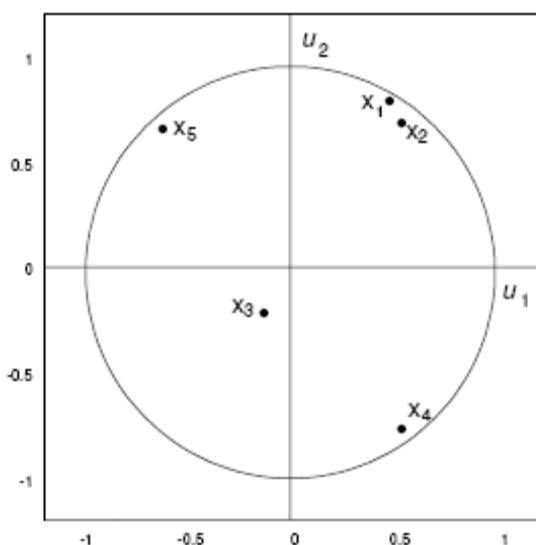


Figura 5.3 – Exemplo círculo de correlação

Determinação das Variáveis Redundantes

Segundo Ceballos (1994), é possível fazer a simulação da variável desconhecida através da combinação linear de k - componentes principais para cada horário.

Dado M é o numero de variáveis e N o numero de dados. Então é possível representar a matriz $\mathbf{X} = \mathbf{X}(m,n)$, ($m=1,2,\dots,M$, $n=1,2,\dots,N$). É possível reescrever essa matriz normalizada com relação às suas linhas $\mathbf{X} \Rightarrow \mathbf{Y}$.

As series de dados $\{Y_t\}$ ($t=1,2,\dots,N$) podem ser considerados ortonormais, podendo ser representada:

$$\mathbf{Y}=\mathbf{AZ} , \quad (5.2)$$

seja \mathbf{A} os autovetores da correlação da matriz \mathbf{Y} e \mathbf{Z} são as suas componentes principais. \mathbf{Z} pode ser escrito como:

$$\mathbf{Z}=\mathbf{A}^T\mathbf{Y} , \quad (5.3)$$

da equação 5.2 obtém-se cada variável y_m reproduz esta expressão linear:

$$y_m=a_{m1}z_1 + \dots + a_{mk}z_k . \quad (5.4)$$

A expressão 5.2 deixa claro que as componentes principais descrevem as propriedades de todas as variáveis.

É suposto que a variável desconhecida para um dado dia seja a variável que representa os dados de radar. Então, deve-se fazer uma aproximação da equação 5.2:

$$\mathbf{Y}^*=\mathbf{A}^*\mathbf{Z}^* \Rightarrow y^*_m = \sum_k a_{mk} z_k , \quad k= 1,2,\dots,K, \quad (5.5)$$

seja \mathbf{A}^* é uma matriz (M x K) e \mathbf{Z}^* é limitado pelo numero de linhas K.

5.2.4 Desenvolver um classificador de nuvens - etapa 6

As variáveis significativas já foram determinadas na etapa anterior através do circulo de correlação. Essas variáveis já foram trabalhadas para que

apresentem a mesma resolução espacial e temporal. Agora, já é possível executar o classificador de nuvens.

Caso o canal 2 seja uma variável significativa é necessário fazer a filtragem da parte emissiva como se segue.

Propriedades Canal 2

É sabido que o canal 2 apresenta uma parte emissiva e outra reflexiva. À noite, a diferença entre as radiâncias dos canais 3.9 e 10.7 μm provém informações sobre a microfísica do topo das nuvens (ELLROD 1995). Durante o dia, as radiâncias em ambos os canais incluem uma componente emitida pelo sistema Terra-atmosfera e outra componente da reflexão solar. Para nuvens a componente termal em 3.9 μm pode ser aproximada, assumindo-se a temperatura emitida em 10.7 μm como a mesma em 3.9 μm . Dadas as radiâncias observadas em 3.9 e 10.7 μm é possível calcular em 3.9 μm a parte solar refletida (KIDDER et al 1998). Para determinar a parte refletida no canal 3.9 μm , se aceita que a temperatura de brilho no canal 4 ($T_{10.7}$) seja a temperatura termodinâmica T e que o canal 4 seja considerado como um corpo negro, ou seja, emissividade igual a 1. Portanto, a parte emitida no canal 2 pode ser aproximada por:

$$\text{radiância}_{\text{ emitida}} = \varepsilon_{3.9} B_{3.9}(T_{10.7}) = (1 - A_{3.9}) B_{3.9}(T_{10.7}), \quad (5.6)$$

onde $A_{3.9}$ é o albedo em 3.9 μm e $B_{\lambda}(\lambda, T)$ é a função de Planck para um corpo negro a temperatura T no comprimento de onda λ . A radiação solar incidente no topo da atmosfera em 3.9 μm é dada por:

$$\text{irradiância}_{\text{ solar}} = B_{3.9}(T_{\text{sol}}) \Omega_{\text{sol}} \cos Z, \quad (5.7)$$

onde Ω_{sol} é o ângulo sólido do Sol (5.8×10^{-5} sr), $T_{sol}=5888K$ em $3.9 \mu m$ e $\cos Z$ é o cosseno do ângulo zenital. A radiância refletida para o satélite a partir de um ponto ou localização é o produto da refletância bidirecional e da radiação solar. Assumindo que o ponto está em uma superfície isotrópica, a refletância bidirecional é estimada por $\pi^{-1}A_{3.9}$ (KIDDER e VONDER HAAR 1995). Deste modo, a radiância refletida é:

$$radi\acute{a}ncia_refletida = \pi^{-1}A_{3.9}B_{3.9}(T_{sol})\Omega_{sol} \cos Z . \quad (5.8)$$

A radiância medida pelo satélite pode ser escrita como a soma da radiação emitida e da refletida:

$$L_{3.9} = \pi^{-1}A_{3.9}B_{3.9}(T_{sol})\Omega_{sol} \cos Z + (1 - A_{3.9})B_{3.9}(T_{10.7}) \quad , \quad (5.9)$$

resolvendo para $A_{3.9}$

$$A_{3.9} = \frac{L_{3.9} - B_{3.9}(T_{10.7})}{\pi^{-1}A_{3.9}B_{3.9}(T_{sol})\Omega_{sol} \cos Z - B_{3.9}(T_{10.7})} = 1 - \epsilon_{3.9} . \quad (5.10)$$

Uma vez avaliada a emissividade, a radiância emitida no canal 2 pode ser estimada pela equação 5.6. A equação 5.9 pode ser aplicada durante o dia todo; durante o período noturno ($Z > 90^\circ$) tem-se $B_{3.9}(T_{sun})=0$.

Classificação De Nuvens

Determinadas as variáveis e pelo processo da análise fatorial e o canal 2 devidamente tratado, pode-se começar o processo de classificação. Tem como objetivo principal dissociar nuvens precipitantes das não precipitantes.

O processo de classificação inicia-se com o estabelecimento de **N** padrões para separar igual número de classes de objetos presentes no universo das

imagens de satélite e do radar. Essa tarefa exigiu uma série de procedimentos, que se segue.

Aquisição de amostras: elas serão escolhidas através da identificação visual de **N=30** objetos em um conjunto de imagens. As amostras definirão **N=30** sementes iniciais caracterizadas pelas variáveis determinadas na análise fatorial. Essas variáveis definem vetores-semente \mathbf{Q}_n , $n=1, 2, \dots, N$, para as **N** amostras. Devido às diferentes escalas e a natureza das variáveis (tabela 3) que definem o vetor \mathbf{Q}_n , elas são padronizadas sobre o universo de pixels analisados.

O processo iterativo de classificação será inicializado com essas **N** sementes dentro de um universo com 20 imagens (este valor não é fixo e pode ser alterado conforme necessidades) com 1800 x 1800 pixels no período de dezembro de 2006. As imagens definiam um universo de **K=20x1800x1800** vetores \mathbf{P}_k .

Para decidir a que semente se associa o k-ésimo pixel, é necessário calcular a distância euclidiana do vetor \mathbf{P}_k para todas as sementes \mathbf{Q}_n . A classificação do universo \mathbf{P} com relação ao grupo de vetores \mathbf{Q} se verifica por mínima distância euclidiana, gerando, assim, **N** grupos de vetores. Cada grupo apresenta um centro de massa \mathbf{Q}^* (vetor centróide), que o caracteriza e que pode ser considerada uma nova semente para a classificação.

O processo iterativo inicia-se para determinar a que centróide se associam os vetores \mathbf{P}_k . Assim, os centróides estarão em um processo de competição para ver quem 'leva' o vetor \mathbf{P}_k . A classe ganhadora **n** deverá apresentar a menor distância euclidiana entre \mathbf{Q}_n^* e \mathbf{P}_k .

Depois da classificação de pixels, foi necessário atribuir uma cor específica de cada classe para representar graficamente uma imagem classificada. Era

desejável que a escolha de cores fosse coerente com aquelas da classificação diurna (operacional no CPTEC), a fim de facilitar a comparação visual entre os dois métodos. Para isso, foi criada uma tabela de contingência para comparação de classes de ambos os métodos. Essa tabela consiste em um histograma de frequências bidimensionais em $M \times N$ classes (sendo $1, 2, \dots, m, \dots, M=30$ para o método operacional DSA, e $1, 2, \dots, n, \dots, N=30$ para o método aqui desenvolvido). Comparando-se um par de imagens obtidas pelos dois métodos, o histograma é facilmente obtido. No presente caso, foram acumuladas as frequências correspondentes a 24 imagens do dia 5 de janeiro de 2006.

Obviamente, para cada classe m do método DSA corresponde uma distribuição de frequências para as classes n do método de canais termiais. Foi escolhida como associada à classe m , aquela classe n correspondente à moda da distribuição em n . As duas classes associadas receberam a mesma atribuição de cor.

5.2.5 – Classificar as nuvens utilizando o classificador desenvolvido e as variáveis resultantes da análise fatorial - etapa 7

Uma vez que a classificação de nuvens apresentam seus dados corretamente se faz necessário sua implementação operacional na Divisão de Satélites e Sistemas Ambientais, para fomentar aos usuários imagens de classificação de nuvens nos períodos diurno e noturno.

5.2.6– Usar os dados do classificador para determinar o tipo de nuvem – implementar uma classificação de nuvens diurna e noturna na DSA – etapa 8

Através da comparação estatística entre o classificador desenvolvido nesse estudo e o classificador desenvolvido pela DSA, possibilitou a determinação do tipo de nuvem entre Superfície, Cumulus Nimbos, Estratos, Multicamadas e Cirrus. Dessa forma, faz-se possível a implementação dessa metodologia operacional 24h na DSA.

5.2.7 – Determinar uma relação entre o tipo de nuvem classificada e o dBz para todos os níveis – etapa 9.

Para realizar a ação acima foram elaborados gráficos de frequência para cada tipo de nuvem variando de 2 a 16km o CAPPI. Analisadas as relações será importante associar essas relações com as as relações Z-R. Essas relações deverão ser determinadas através da relação de Marshall e Palmer (1948).

5.2.8– Determinar uma relação entre o tipo de nuvem classificada (método desenvolvido nesse trabalho), imagem GOES 12 (canal 4) e Vil para gerar mapas de precipitação- etapa 11

A quantidade de água líquida precipitável indica uma relação mais direta com a precipitação. Desta forma, para a formação de mapas de precipitação foram relacionadas as imagens de classificação de nuvem, imagens GOES 12 (canal 4) e Vil.

5.2.9 - Usar uma rede neural do tipo Fuzzy que utilizará com entrada dados do GOES 12 (canal 4) para simular quantidade de água líquida precipitável VIL – etapa 12

Com as relações determinadas no item 5.2.8, essas serão as condições inseridas no método Fuzzy para desta forma, a partir das imagens GOES 12 (canal 4) simular o Vil. Propiciando determinar a quantidade de água líquida precipitável em regiões brasileiras que não estejam sob a malha de radares.

6. RESULTADOS

6.1 Classificador de nuvens

Para validar a metodologia, foi elaborado um classificador de nuvens que opera tanto no período diurno quanto no período noturno. O método de classificação foi baseado na técnica de “nuvens dinâmicas” (SÈZE E DEBOIS,1987, BOTTINO e CEBALLOS, 2006), mas utiliza apenas imagens dos canais termais. Os resultados da classificação são ajustados ao método que utiliza o canal VIS , e aplicado durante o ciclo diário.

Dados disponíveis

Foram usadas imagens do satélite GOES-12 com informação de temperatura de brilho em quatro canais termais. As imagens estão em projeção retangular com dimensões de 1800 x 1800 pixels, referenciadas entre as latitudes de 100°W à 20°W e entre as longitudes 20°N à 50°S com resolução espacial de 0,04 graus no ponto sob satélite. Ocorrem em frequência de meia hora e estão disponíveis no acervo da Divisão de Satélites e Sistemas Ambientais (DSA).

Dois períodos de estudo foram definidos. O primeiro (mês de dezembro de 2006) foi utilizado como período de treinamento para determinar os centróides resultantes da classificação. As imagens do mês de janeiro de 2007 foram utilizadas para validação do esquema de classificação.

Novas variáveis foram estimadas a partir das quatro temperaturas de brilho: diferença com relação à temperatura do brilho no canal 4 (“janela termal”) e a textura das 7 variáveis resultante, detalhadas na tabela 5.1.

A textura é estipulada pelo desvio padrão de um alvo de 3 x 3 pixels centrado no pixel de interesse.

Tratamento do Canal 3.9 μm

O principal objetivo de usar o canal 3.9 μm para classificação de nuvens é contribuir a sua discriminação tanto em períodos diurnos quanto noturnos. Durante o dia as imagens advindas do canal 3.9 μm podem ser usadas para determinar nuvens de água com baixa refletividade acima de: cobertura de neve, superfícies oceânicas, continentais, e especialmente nuvens estratiformes (LEE et al 1997).

À noite o canal 3.9 μm só apresenta a parte emissiva, e as imagens assemelham-se as imagens do canal 10.7 μm . A combinação do canal 10.7 com o 3.9 μm serve para determinar presença noturna de nuvens baixas que poderiam se confundir com a emissão da superfície. Essa técnica explora distintas emissividades de nuvens estratiformes nos dois comprimentos de onda (D'ENTREMONT 1986; D'ENTREMONT; THOMASON 1987; YAMANOUCHI; KAWAGUCHI, 1992).

Para separar as duas grandezas refletância e emitância, foi utilizada a técnica descrita no trabalho de Kidder et al (1998). A radiância mensurada pelo imageador do satélite GOES 12 no canal 2 é composta de duas partes, uma emitida e outra refletida. Aceita-se que a temperatura de brilho no canal 4 ($T_{10.7}$) seja a temperatura termodinâmica T .

Método de análise

Durante o período de estudo, foi analisado o conjunto de variáveis que podem conter informações relevantes e não redundantes sobre a cobertura de nuvens. Um método estatístico multivariado (análise fatorial em componentes principais, AFPC no que segue) foi utilizado para determinar as variáveis (tabela 5.1) que não são linearmente redundantes. (MINGOTI, 2005)

Seja um universo de N pixels com cada pixel descrito por $M = 11$ variáveis (tabela 12), formando uma matriz $\mathbf{X}(M \times N)$ normalizada. A peça central da análise fatorial é a transformação da matriz \mathbf{X} em vetores \mathbf{Z} que correspondem a uma transformação linear (rotação rígida)

$$\mathbf{X} = \mathbf{A} \mathbf{Z}, \quad (6.1)$$

os vetores \mathbf{Z} são imagens da matriz \mathbf{X} , de maneira que o conjunto das N imagens $\mathbf{Z}(z_1, z_2, \dots, z_M)$ possuam componentes linearmente independentes, com coeficientes de correlação $\text{Corr}(z_i, z_j) = 0$ para $i \neq j$. A matriz \mathbf{A} é construída a partir dos autovetores \mathbf{a} da matriz de correlação das M variáveis originais, $\mathbf{C}(M \times M)$,

$$\mathbf{C}\mathbf{a} = \lambda \mathbf{a} \quad (6.2)$$

A matriz \mathbf{A} é composta pelos M vetores coluna \mathbf{a}_m soluções da equação 6.2. Os M vetores \mathbf{a} configuram um sistema ortonormal e são ordenados por ordem decrescente dos autovalores λ_m . Propriedades importantes da população de N imagens $\mathbf{Z}(z_1, z_2, \dots, z_M)$ são :

(a) as variâncias das M componentes $z_{1,i}, z_{2,i}, \dots, z_{M,i}$, $i = 1, 2, \dots, N$, são respectivamente os autovalores λ_m .

(b) as correlações entre as variáveis originais x_i ($i = 1, \dots, M$) e as novas z_j ($j = 1, \dots, M$) são avaliadas por:

$$f_{ij} = \text{Corr}(x_i, z_j) = \lambda_i^{1/2} a_{ij} \quad (6.3)$$

A equação 6.3 indica que a transformação 6.1 pode ser escrita como

$$\mathbf{X} = \mathbf{F} \mathbf{W}, \quad (6.4)$$

onde a matriz $\mathbf{F}(M \times M)$ está definida pelos coeficientes da equação 6.3, e os vetores imagem \mathbf{W}_n estão compostos pelas variáveis z_j normalizadas, $w_{jn} = z_{jn} \cdot \lambda_j^{-1/2}$ com média nula e variância unitária.

Dessa forma, utiliza-se o coeficiente de correlação para determinar o conjunto dos autovalores. Esses representam o comprimento dos eixos das componentes principais da matriz \mathbf{A} e são medidos em unidade de variância. Associados a cada autovalor existe um vetor de módulo unitário chamado autovetor. Os autovetores representam as direções dos eixos das componentes principais. São fatores de ponderação que definem a contribuição de cada variável original para uma componente principal.

A partir da matriz $\mathbf{W}_{j,n}$ é possível utilizar um método gráfico de agrupamento das novas variáveis— círculo de correlação (figura 6.1). Esse gráfico indica como as variáveis Z_i $i=1, \dots, M$ estão correlacionados com as variáveis X_i $i=1, \dots, M$.

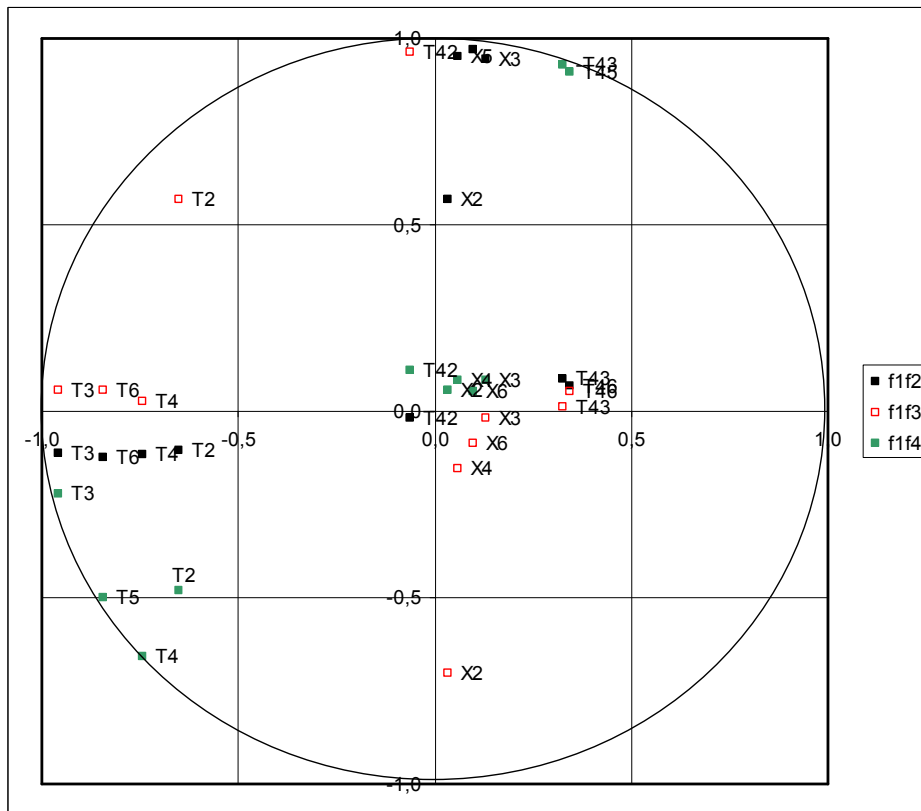


Figura 6.1 - Esfera de correlação período diurno

A esfera de correlação possibilitou a identificação de quatro grupos, ou seja, quatro eixos que representam todo o conjunto de variáveis. Dessa forma, é possível representar o universo das onze variáveis por quatro variáveis, a saber T4, X4, T24 e T64.

As barras verticais da figura 6.2 indicam a variância de cada vetor principal, determinado a partir dos autovalores da matriz **A**. Assim, apenas os vetores f1, f2, f3 e f4 apresentam variância maior ou igual a um.

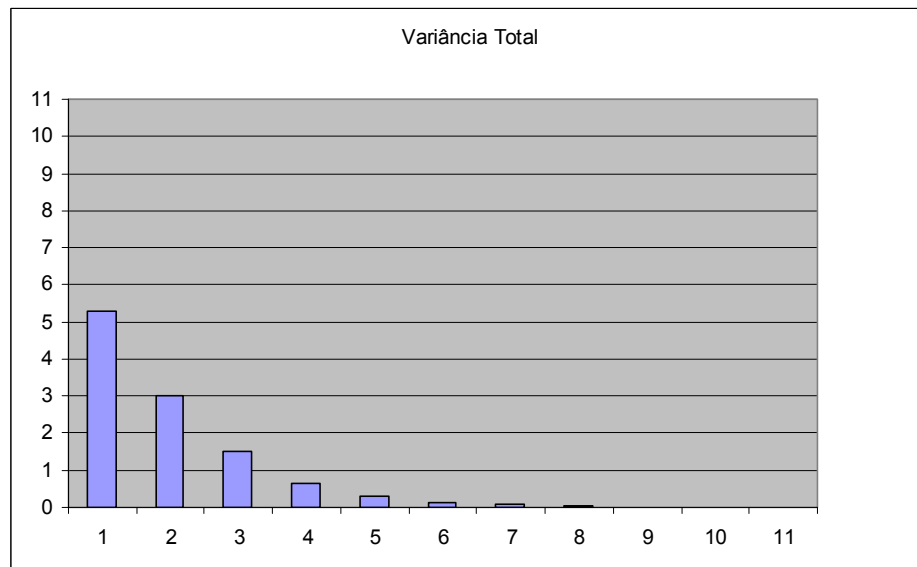


Figura 6.2 . Variância das componentes principais

Os vetores principais (f1, f2, f3 e f4) devem ser avaliados por meio da contribuição de cada termo, isto é, pela porção da variância total explicada por cada termo. São expressos em porcentagem, e determinados através do quadrado de cada termo de f1, f2, f3 e f4. O número de termos utilizados é aquele que acumula 50% ou mais de proporção da variância total. As tabelas 13 e 14 indicam os conjuntos dos vetores principais determinado a partir da rotação Varimax sobre eles e a comunalidade para os períodos diurno e noturnos.

A primeira coluna (X) indica as variáveis originais, a segunda (f1), terceira (f2), quarta (f3) e quinta (f4) representam os 4 *factors loading* e a última representa a comunalidade depois da extração dos *factor loadings*. Os valores evidenciados são aqueles que apresentam a variância total de até 50%. Designa-se por *comunalidade* a proporção da variância de cada variável explicada pelos factores comuns. As *comunalidades* são apresentadas antes e depois da extração do número desejado de fatores. As *comunalidades* iniciais são iguais a 1, existindo tantas componentes principais quantas as variáveis.

Após a extracção, as *comunalidades* variam entre 0 e 1, sendo 0 quando os fatores comuns não explicam nenhuma variância da variável e 1 quando explicam toda a sua variância conforme os dados de comunalidade das tabelas 6.1 e 6.2.

Tabela 6.1. Matriz $F'(M \times M)$ comunalidade associada às quatro variáveis (período diurno)

X	f1	f2	f3	f4	comunalidade
T2	-0,650	-0,122	0,572	-0,471	1,00
T3	-0,966	-0,109	0,054	-0,202	1,00
T4	-0,761	-0,111	0,018	-0,638	1,00
T6	-0,859	-0,119	0,042	-0,476	1,00
T24	-0,040	-0,055	0,980	0,098	1,00
T34	0,351	0,083	0,024	0,916	1,00
T64	0,363	0,068	0,047	0,907	1,00
X2	0,080	0,479	-0,444	0,024	1,00
X3	0,121	0,958	-0,021	0,089	1,00
X4	0,074	0,931	-0,077	0,073	1,00
X6	0,098	0,973	-0,060	0,055	1,00

Tabela 6.2. Matriz $F'(M \times M)$ comunalidade associada às quatro variáveis (período noturno).

X	f1	f2	f3	f4	comunalidade
T2	-0,705	-0,121	-0,339	0,611	1,00
T3	-0,939	-0,133	-0,110	0,260	1,00
T4	-0,741	-0,125	-0,124	0,648	1,00
T5	-0,827	-0,136	-0,120	0,520	1,00
T42	-0,220	-0,045	-0,938	0,169	1,00
T43	0,358	0,087	0,110	-0,911	1,00
T45	0,386	0,074	0,114	-0,889	1,00
X2	0,150	0,774	-0,273	0,100	1,00
X3	0,085	0,926	0,097	-0,158	1,00
X4	0,068	0,950	0,111	-0,107	1,00
X6	0,072	0,959	0,108	-0,099	1,00

1) O fator 1 está associado as temperaturas de brilho T3, T4 e T6. Os Canais 4 e 6 estão centrados nas janelas atmosféricas. O canal 4 (11 μ m) detecta a radiação vinda das nuvens e da superfície terrestre, com pouca interferência da atmosfera. O canal 6 tem as mesmas características, porém detecta uma contribuição do vapor de água na baixa troposfera. No canal 3 centrado na faixa de 6,7 μ m a maior parte da radiação recebida vem de temperaturas muito frias, uma vez que o vapor de água é um absorvedor muito ativo nesse comprimento de onda. Dentre as variáveis representantes da temperatura de brilho a T4 foi escolhida, pois apresenta pouca interferência da atmosfera.

2) O fator 2 é associado pelas texturas X3, X4 e X6. Dentre as variáveis representantes da textura é escolhida a variável X4, pois, é oriunda de T4 e apresenta pouca interferência da atmosfera.

3) O fator 3 é associado pela diferença entre os canais 4 e 2. A diferença de temperatura de brilho entre os canais 4 e 2 permitem a determinação das áreas de ocorrência de nevoeiros, estratos e cirros. As diferenças positivas representam as áreas com nevoeiro e/ou estratos. As diferenças negativas destacam as regiões com cirros. Desta maneira pode-se afirmar que a emissividade das nuvens formadas por gotas d'água em 3,9 μ m é menor do que em 10,7 μ m (RAMM GOES 3.9 μ m Channel Tutorial, 1996).

4) O fator 4 é associado pelas variáveis T34 e T64. Apesar de serem variáveis redundantes, para a classificação utilizou-se a variável T64, por que é utilizada para determinar nuvens altas (com a base variando entre 6 e 8km), e é capaz detectar os diferentes comportamentos da água em sua fase líquida e/ou sólida nas nuvens. A diferença entre os canais 6 e 4 fornece uma indicação de quanto vapor d'água está presente na atmosfera. A radiação infravermelha que atinge o sensor do satélite nesses comprimentos de onda possui pouca absorção pelo vapor d'água presente na atmosfera. Porém, o canal 6 é mais sensível ao vapor d'água do que o canal 4, pois está centrado

em um intervalo ligeiramente maior do que o canal 4. A radiação de maior comprimento de onda, com menor energia, possui uma maior absorção pelo vapor d'água. Assim, havendo mais vapor d'água ocorrerá uma maior atenuação, no canal 6, da intensidade da radiação que alcança o satélite. A temperatura de brilho medida pelo satélite, no canal 6, torna-se, portanto, menor na presença do vapor d'água. Dessa forma, a diferença entre os dois canais torna-se maior, ou seja, mais vapor d'água significa menor temperatura de brilho do canal 6 e uma maior diferença entre as temperaturas de brilho nesses canais.

Para efetuar a classificação, foi utilizado o método iterativo denominado "agrupamento dinâmico", baseado no princípio de semelhança da "menor distância euclidiana".

A classificação inicia-se com o estabelecimento de **N** padrões para separar igual número de classes de objetos presentes no universo das imagens de satélite. Esta tarefa exigiu:

Aquisição de amostras: elas foram escolhidas através da identificação visual de $N=30$ alvos em um conjunto de imagens. As amostras definiram $N=30$ sementes iniciais caracterizadas pelas variáveis T_4 , T_{24} , T_{64} e X_4 . O processo iterativo de classificação foi inicializado com essas **N** sementes dentro de um conjunto com 30 imagens no período de dezembro de 2006. As imagens definiam um universo de $K=30 \times 1800 \times 1800$ vetores P_k .

Para se decidir a que semente se associa o k -ésimo pixel é necessário calcular a distância euclidiana do vetor P_k para todas as sementes Q_n . A classificação do universo **P** com relação ao grupo de vetores **Q** se verifica por mínima distância euclidiana, gerando assim **N** grupos de vetores. Cada grupo apresenta um centro de massa Q^* (centróide), que o caracteriza e que pode ser considerada uma nova semente para a classificação.

O processo iterativo inicia-se para determinar a que centróide se associa os vetores \mathbf{P}_k , assim, os centróides estarão em um processo de competição para ver quem 'leva' o vetor \mathbf{P}_k . A classe ganhadora deverá apresentar a menor distância euclidiana entre \mathbf{Q}^* e \mathbf{P}_k .

Para a classificação foram utilizados conjuntos com quatro imagens (T4, T24, T64 e X4) em um período diferente do treinamento - janeiro de 2007. Depois da imagem classificada, foi necessário que cada centróide apresentasse a mesma cor que os centróides das imagens classificadas operacionalmente pelo DSA, a fim de facilitar a comparação entre os dois métodos.

6.2 Resultados classificador

A convergência dos clusters produziu 30 clusters com centróides descritos na tabela 6.3. Após o período de treinamento, foi criado um histograma (figura 6.3), na qual consistiu na análise da distribuição de frequência entre as classes da imagem classificada pelo método 24h e as classes de nuvens das imagens classificadas na DSA¹.

¹ DSA – Divisão de Satélite e Sistemas Ambientais do Centro de previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC/INPE) trabalha na operação contínua de vários sistemas de recepção de informações

Tabela 6.3. Centróides resultantes do processo iterativo

Classe	T4 (K)	X4	T24 (K)	T64 (K)
1	293,77	0,27	20,06	5,79
2	292,48	0,70	20,45	10,29
3	286,63	2,04	21,65	8,90
4	269,16	2,70	19,18	6,35
5	278,15	2,30	18,50	19,00
6	280,69	2,47	18,64	8,22
7	267,55	2,31	18,40	18,90
8	283,87	8,00	26,95	18,42
9	268,08	2,78	18,40	18,90
10	281,48	6,59	5,19	26,03
11	292,38	3,40	-16,16	10,92
12	283,44	2,20	-17,96	13,59
13	272,93	6,50	16,01	17,02
14	271,03	5,64	15,90	16,90
15	252,64	5,13	15,17	13,67
16	290,98	1,90	-19,14	8,49
17	259,34	2,13	16,10	10,81
18	277,56	2,75	3,16	-1,610
19	252,32	3,17	15,66	12,58
20	260,27	2,86	16,26	8,16
21	255,94	4,76	16,20	12,45
22	267,89	4,19	-16,37	15,38
23	273,64	3,34	22,90	20,80
24	272,05	3,41	-16,28	10,94
25	239,52	1,33	15,35	9,44
26	271,43	3,45	-17,01	20,98
27	248,51	4,86	15,43	10,23
28	232,32	1,02	12,50	5,70
29	256,58	4,45	-16,53	12,17
30	211,04	1,05	12,36	13,61

Para uma correspondência de boa qualidade, entre os centróides determinados pelo método 24h e os determinados pelo método da DSA, foi montado um histograma de frequência com os dados de ambos os métodos. Isso possibilitou a correspondência entre centróides e as classes de nuvens.

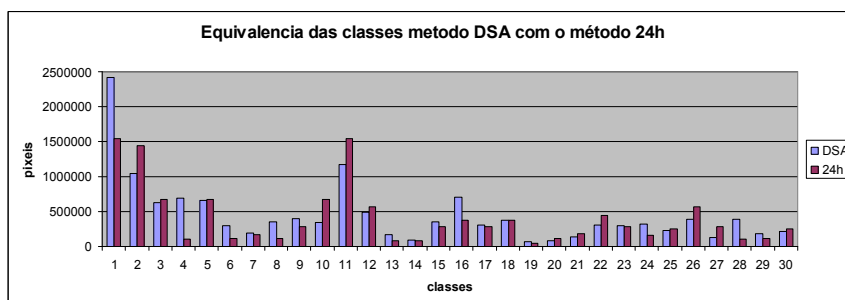


Figura 6.3: Equivalência das classes método DSA. com método 24h

A partir da análise da frequência apresentada na figura 6.3, foram obtidas as seguintes classes relacionadas com os centróides tabela 16, possibilitando o uso da mesma escala de cores figura 6.4. O Centróide 23 equivale a superfície de acordo com a frequência que aparecem, ou seja, o centróide 23 e a superfície ocorrem simultaneamente entre os dois métodos 350000 vezes. O centróide 12 ocorre 500000 e a classe cúmulos 2 também. Desta forma foi feita a associação dentre todos os centróides e classes tabela 6.3. Após a associação entre os centróides e as classes foi possível concordar a mesma escala de cores entre os dois métodos

Tabela 6.4. Tabela de relação entre os centróides (método 24h) e as classes (método DSA)

Centróide (método 24h)	Classe (método DSA)
23	Sup
8	Cu2
13	St2
15	St1
5	St2
6	Cu1
7	Ci3
9	Cu2
17	Ci3
13	St1
23	Cu1
14	St1
12	Cu2
11	St1
27	Ci4
16	Sup
17	Ci4
18	St1
19	Ci4
6	Mc2
21	Mc1
10	Ci3
17	Sup
4	Mc1
25	Mc3
14	Sup
27	Mc2
28	Mc3
12	Ci2
30	Mc4



Figura 6.4 . Legenda de cores

Para validar o método foram utilizadas 60 imagens do mês de janeiro de 2007. A validação consistiu em comparar pixel a pixel as imagens classificadas pela

DSA e pelo método 24h, e verificar se existe a concordância de classes de nuvens.

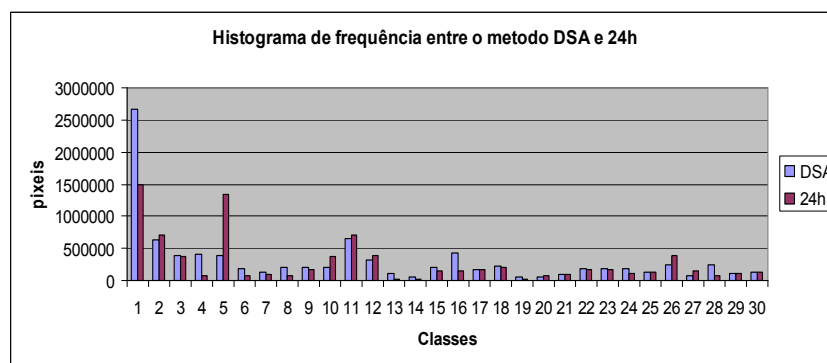


Figura 6.5 . Histograma de frequência comparativo entre os métodos DSA e 24h

A análise da figura 6.5 indica que as classes entre os dois métodos concordam, sendo que o método 24h apresenta quantidade menor de pixels indicativos da superfície – classe 1, e de forma oposta uma numero maior de pixels representando nuvens tipo estratos – classe 5.

Seguem três sequências de imagens do ciclo diário completo. A primeira refere-se às imagens classificadas pelo método 24h e o outro pelo método da DSA.

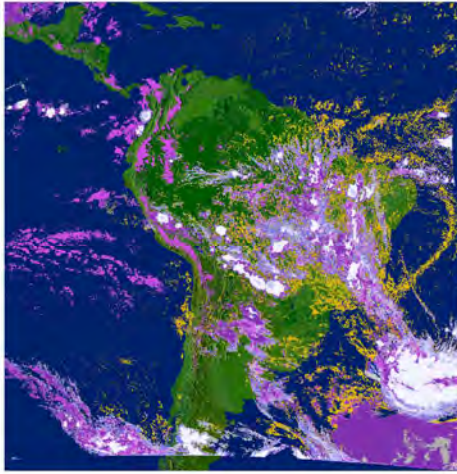


Figura 6.6 a – Classificação 24h - 070130 -
12:00 GMT

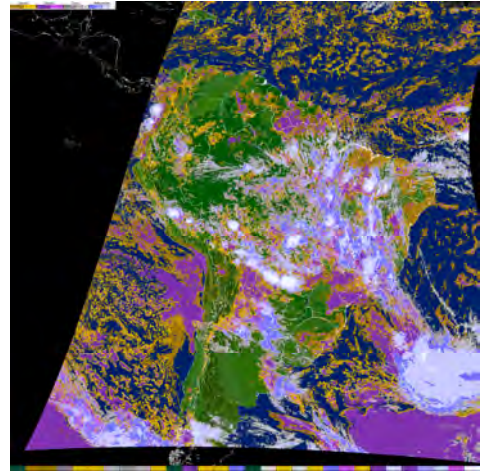


Figura 6.6 b – Classificação DSA - 070130 -
12:00 GMT

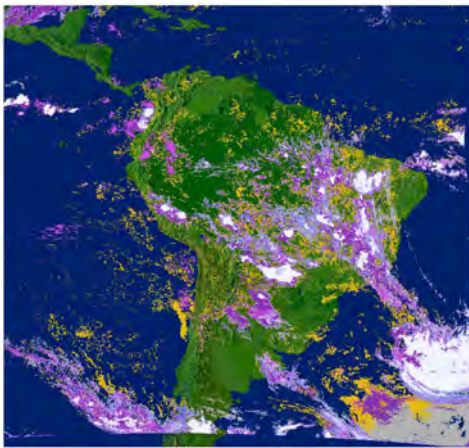


Figura 6.7a – Classificação 24h - 070130 -
14:00 GMT

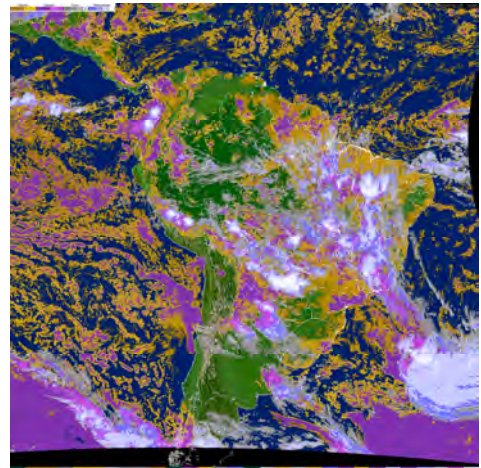


Figura 6.7 b - Classificação DSA - 070130 -
14:00 GMT

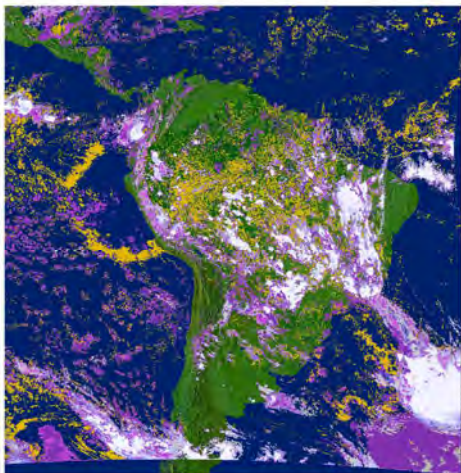


Figura 6.8 a – Classificação 24h - 070130 -
18:00 GMT

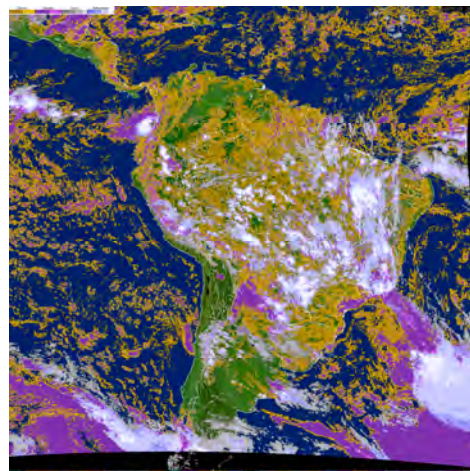


Figura 6.8 b - Classificação DSA - 070130 -
18:00 GMT

As figuras 6.6, 6.7 e 6.8 (a) apresentam uma sequência de imagens classificadas pelo método de classificação 24h e as figuras 6.6, 6.7 e 6.8 (b) as imagens da DSA classificadas (ch1 e ch4). O período estudado foi do dia 5 de janeiro de 2007 nos horários 1200, 1500 e 2100 GMT.

A comparação entre as imagens classificadas operacionalmente no DSA usando os canais 1 e 4 com as imagens classificadas, mostram que regiões onde existe nuvens com médio e alto desenvolvimento vertical, apresentam maior semelhança entre as imagens. Já em regiões com nuvens baixas e solo nu, as imagens apresentam menor semelhança.

Na comparação entre as figuras 6.6 (a) e (b), na figura 6.6 (b) é observada a divisão entre o dia e na região dita como diurna apresenta classificação de nuvens. A figura 6.6 (a) mostra uma imagem inteiramente classificada que exhibe continuidade natural das feições da região diurna para a região noturna. O par de figuras 6.7 (a) e (b) representa a classificação em período diurno, onde as maiores diferenças entre a imagem classificada 24h e a imagem

classificada operacionalmente na DSA estão na identificação das nuvens baixas e informações de solo.

6.3 Resultados 02 – relação classe das nuvens com a refletividade DBZ

Foram classificadas 7968 imagens no período compreendido entre novembro, dezembro 2008 e janeiro de 2009 (até dia 21). Para o mesmo período foram selecionadas imagens do radar do Pico do Couto com a mesma frequência temporal, totalizando também 7968 imagens. Para cada tipo de nuvem classificada a partir do método desenvolvido neste trabalho, foi analisada a distribuição de refletividade para os 15 níveis do radar. As figuras de 6.9 a 6.12 mostram a relação T_b versus R utilizando o CAPPI de 16,0km. A escolha do CAPPI de 16 km está associada ao nível mais alto observado por radar, sendo este a princípio mais coerente para ser comparado com os dados de satélite. A análise da distribuição de frequência para os demais 15 CAPPI encontram-se no anexo 1.

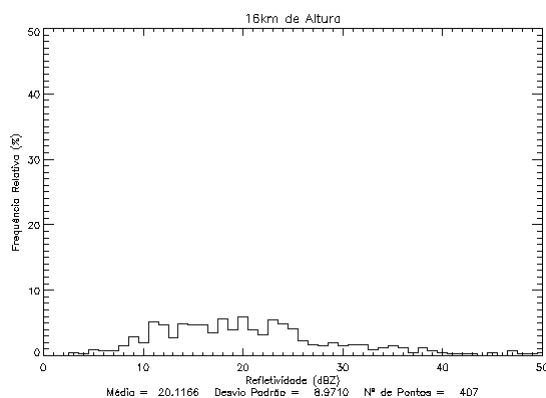


Figura 6.9 – Gráfico: frequência relativa X Refletividade (dBZ) -Nuvem classificada Tipo 2 – Cúmulos 1

Na figura 6.9 é observada a relação entre a frequência e dBZ para a nuvem tipo Cúmulos 1, de acordo com o centróide determinado na classificação. Esse histograma apresenta a distribuição das nuvens tipo cúmulos entre 10 e 30 dBZ.

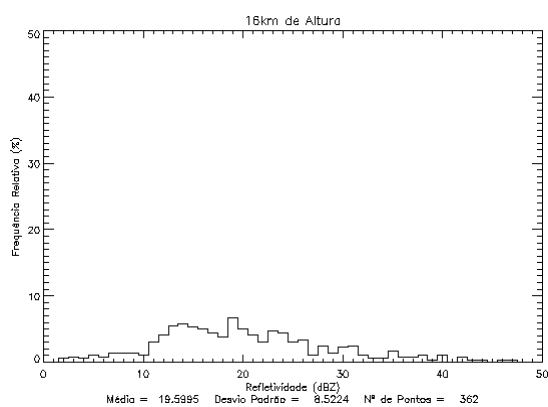


Figura 6.10 – Gráfico: frequência relativa X Refletividade (dBZ) -Nuvem classificada Tipo 8 – Cirros 4

Na figura 6.10 é observada a relação entre a frequência e dBZ para a nuvem tipo Cirrus 4. Nesse histograma nota-se um pico acentuado em 20 dBZ, podendo ser comparada com uma assinatura espectral da nuvem tipo Cirrus em dBZ.

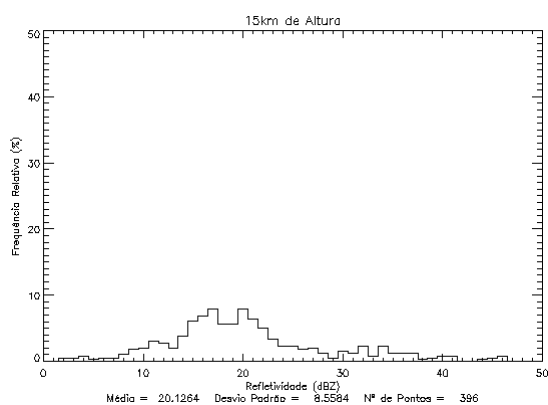


Figura 6.11 – Gráfico: frequência relativa X Refletividade (dBZ) - Nuvem classificada Tipo 10 – Estratos 4

A figura 6.11 indica um histograma relacionado ao tipo de nuvem estratos, e observa-se de 16 a 20 dBZ um pico característico desse tipo de nuvem.

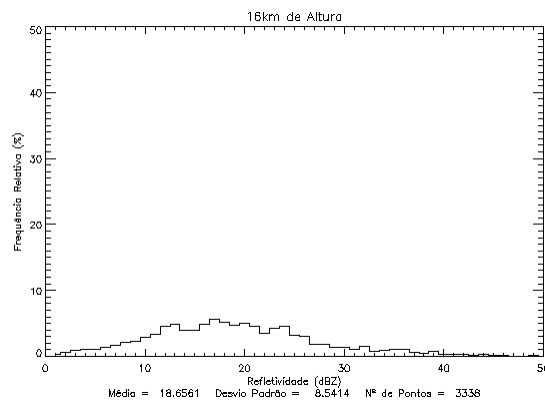


Figura 6.12 – Gráfico: frequência relativa X Refletividade (dBZ) - Nuvem classificada Tipo 14 – Multicamdas

O histograma das nuvens multicamadas está indicado na figura 6.12. Nesse, observa-se a distribuição de frequência homogênea entre 10 e 20 dBZ. Esse tipo de distribuição de frequência não possibilita a determinação de uma assinatura espectral.

Os resultados de forma geral indicam que a distribuição de refletividade para muitos tipos de nuvem é uniforme (vide anexo 1). Neste sentido, não é possível, na maior parte dos casos, determinar o tipo de nuvem a partir de uma refletividade característica – assinatura espectral. Esse tipo de problema assemelha-se a de imagens com ruídos.

6.4 Perfis Verticais das nuvens classificadas pelo método 24h, Altura (km) x Refletividade (dBZ)

Visando determinar uma relação entre o tipo de nuvem classificada pelo método e a refletividade do radar para cada CAPPI, foram traçados perfis verticais de cada tipo de nuvem classificada. Conforme mostrado nas figuras 6.13 até 6.42.

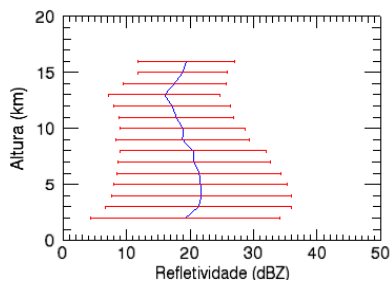


Figura 6.13 – Perfil da nuvem Estratos 1. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 0)

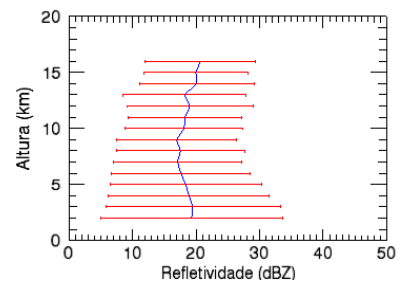


Figura 6.14 – Perfil da nuvem Superfície 3. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 1)

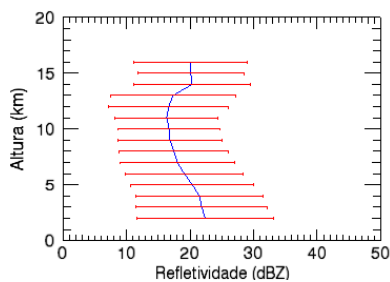


Figura 6.15 – Perfil da nuvem Cúmulos 1. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 2)

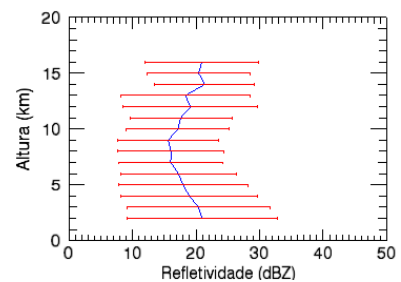


Figura 6.16 – Perfil da nuvem Cirrus 1. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 3)

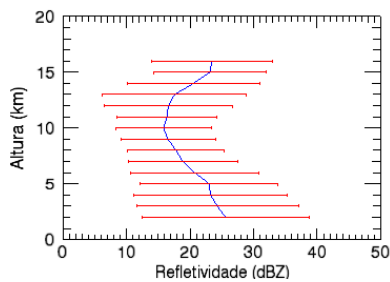


Figura 6.17 – Perfil da nuvem Cúmulos 2. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 4)

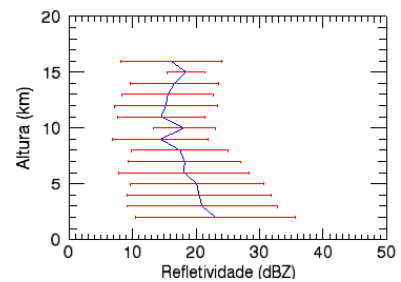


Figura 6.18 – Perfil da nuvem Estratos 1. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 5)

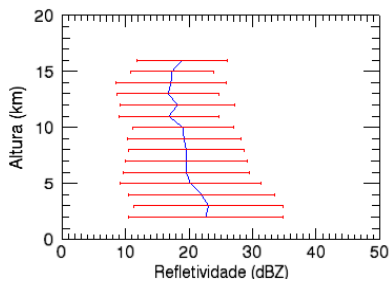


Figura 6.19 – Perfil da Superfície 2. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 6)

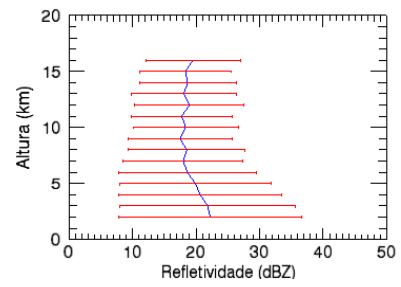


Figura 6.20 – Perfil da nuvem Cúmulos 4. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 7)

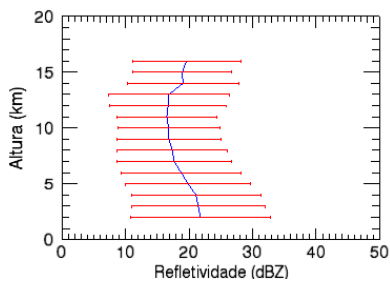


Figura 6.21 – Perfil da nuvem Cirrus 4. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 8)

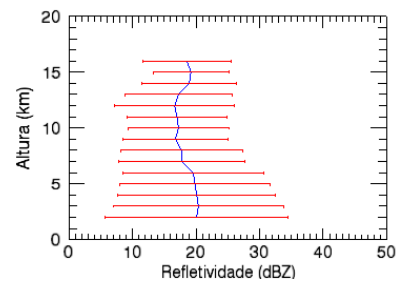


Figura 6.22 – Perfil da nuvem Cúmulos 3. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 9)

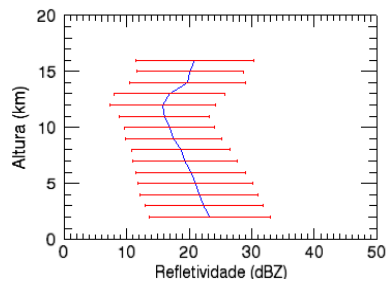


Figura 6.23 – Perfil da nuvem Estratus 4. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 10)

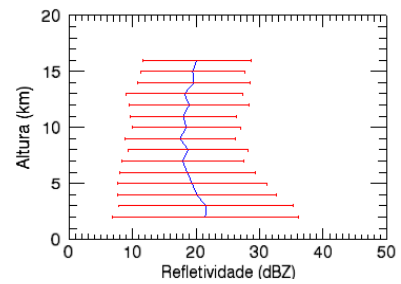


Figura 6.24 – Perfil da Superfície. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 11)

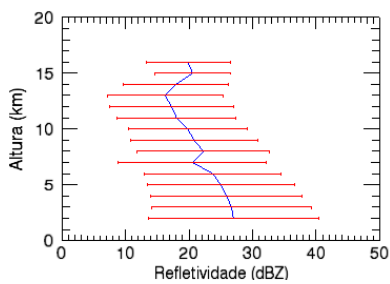


Figura 6.25 – Perfil da nuvem Cirrus 5. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 12)

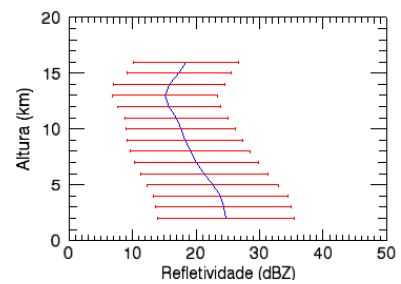


Figura 6.26 – Perfil da nuvem Multicamadas 3. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 13)

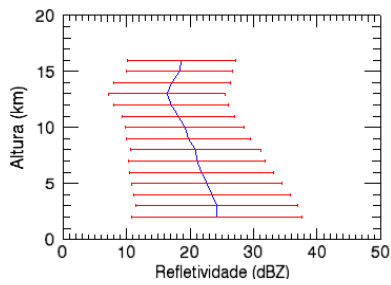


Figura 6.27 – Perfil da nuvem Multicamadas 1. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 14)

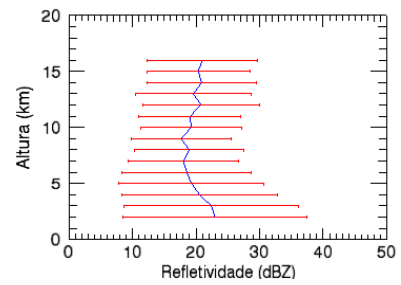


Figura 6.28 – Perfil da nuvem Cúmulos 1. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 15)

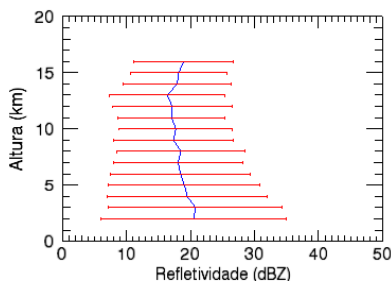


Figura 6.29 – Perfil da nuvem Cúmulos 1. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 16)

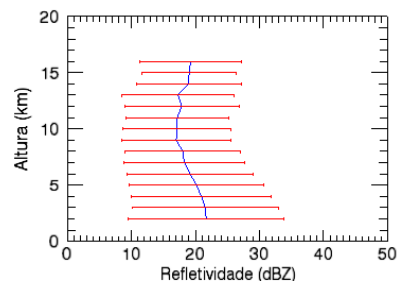


Figura 6.30 – Perfil da nuvem Estratos 4. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 17)

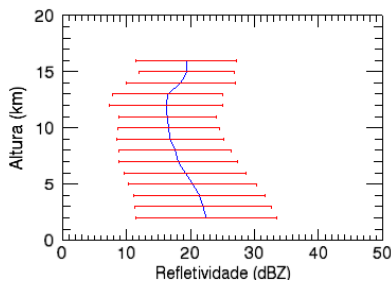


Figura 6.31 – Perfil da nuvem Cirros 5. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 18)

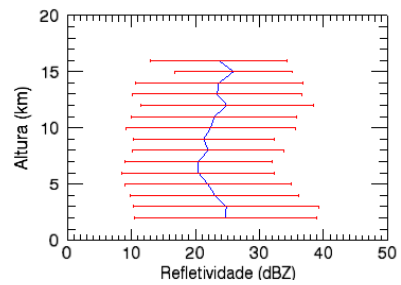


Figura 6.32 – Perfil da nuvem Multicamadas 2. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 19)

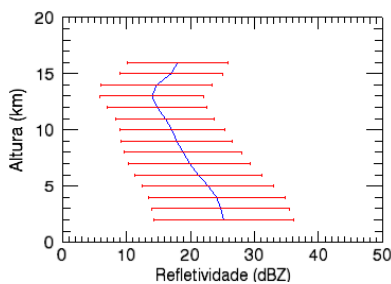


Figura 6.33 – Perfil da nuvem Multicamadas 1. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 20)

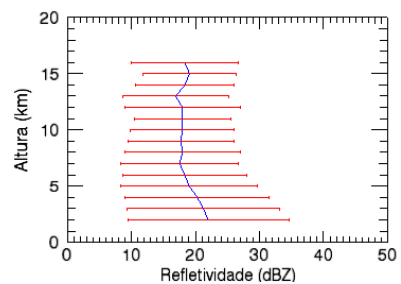


Figura 6.34 – Perfil da nuvem Cirros 3. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 21)

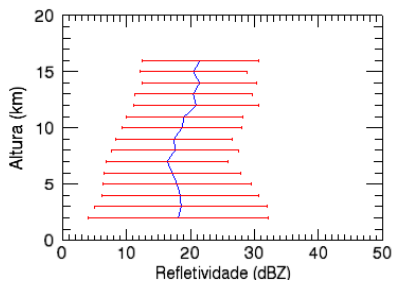


Figura 6.35 – Perfil da nuvem Cúmulos 6. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 22)

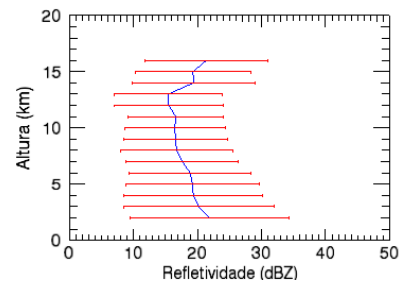


Figura 6.36 – Perfil da nuvem Cúmulos 2. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 23)

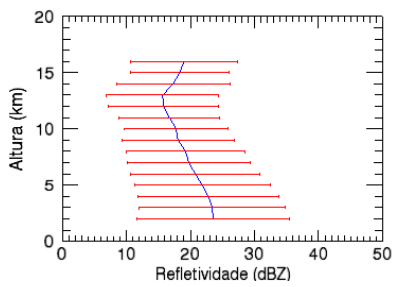


Figura 6.37 – Perfil da nuvem Multicamadas 2. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 24)

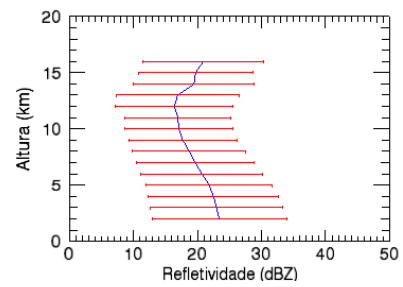


Figura 6.38 – Perfil da nuvem Multicamadas 2. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 25)

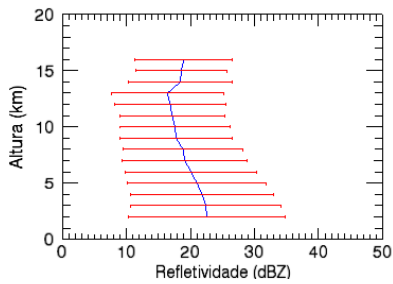


Figura 6.39 – Perfil da nuvem Multicamadas 2. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 26)

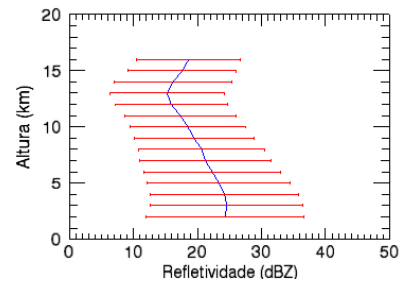


Figura 6.40 – Perfil da nuvem Multicamadas 4. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 27)

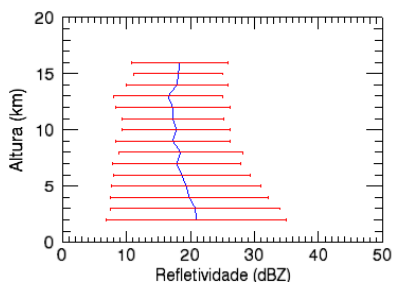


Figura 6.41 – Perfil da nuvem Cirrus 5. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 28)

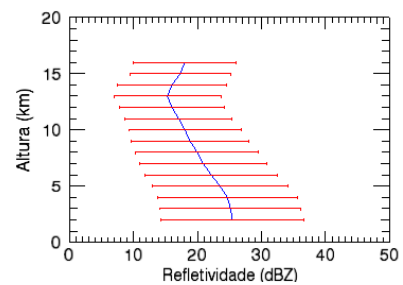


Figura 6.42 – Perfil da nuvem Multicamadas 4. Altura (km) X Refletividade (dBZ) (Tipo 29)

As figuras de 6.13 a 6.42 mostram o perfil vertical de refletividade para cada tipo de nuvem classificada. Verificou-se que existe uma pequena variação vertical da refletividade. As variações significativas do perfil de refletividade são observadas para os tipos de nuvens 13, 14, 20, 23, 24, 25, 27, 29 (multicamadas); 10, (stratus); 12 (cirrus) . Estes tipos de nuvens, a refletividade diminui com altura, atingindo o mínimo em torno de 16 dBz aproximadamente a 14 km de altura. O tipo de nuvens cúmulos apresentou pouca variação vertical da refletividade.

As nuvens cúmulos tipos 1, 2 e 23 apresentam um gradual aumento da refletividade a partir de 14 km. Esse gradual aumento da refletividade pode se explicado por Machado *et al* (1992), que estabeleceu uma relação entre temperatura de brilho do canal infravermelho e altura do topo das nuvens. O intervalo entre 207 e 253K foi analisado e os autores encontraram valores de pressão correspondentes e, conseqüentemente, altura dos topos das nuvens, correspondendo a, aproximadamente, 8km (550hPa) a 14,5km (150 hPa). Os autores exploraram o limiar de 253K (14,5km) como sendo o valor de temperatura limite para detectar a presença de nuvens convectivas profundas baseado no trabalho desenvolvido por Duvel (1989).

Os perfis da superfície estão centrados em torno de 20 dBZ em 2 km e perduram com o mesmo valor de dBZ até 16km.

As nuvens Multicamadas (tipo 13, 14, 20, 24, 25, 26, 27, 29) apresentam uma assinatura muito semelhante. Em 2 km estão centradas em 24 dBZ e diminuem a refletividade para 18 dBZ em 13km e até 16 km a refletividade aumenta para 20 dBZ.

Em níveis mais baixos, 5 km, os 9 tipos de nuvens multicamadas apresentam o valor da refletividade em torno de 22 dBZ. Já o cúmulos 2 tipo 4 com altura em

3 km apresenta refletividade em torno de 25 dBZ e em 5 km 22 dBZ, acordando com as nuvens multicamadas.

6.5 Relação VIL X temperatura de brilho e validação com o classificador de nuvens

A grandeza Vil do radar representa a concentração de água em estado líquido em uma nuvem, e é de considerável importância meteorológica. Sua magnitude e distribuição espacial são fatores importantes no estudo da dinâmica da nuvem, uma vez que indicam o grau de condensação e desenvolvimento que tem ocorrido. Mudanças no conteúdo de água são importantes termodinamicamente porque eles são acompanhadas por grandes variações de energia. A magnitude relativa e distribuição do conteúdo de água líquida pode ser determinado por medições feita em um radar, se certas suposições são feitas sobre o em nuvem de distribuição tamanho de gota. uma exponencial tamanho de gota de distribuição proposto por Marshall e Palmer (1948) parece se encaixar as distribuições observada por vários pesquisadores.

* M é definida como a a quantidade de água líquida integrada verticalmente em uma nuvem e tem unidades de massa por unidade de área.

* M é calculado por meio da integração equação (6.5) da base para

$$M = 3,44 \times 10^{-3} Z^{4/7} \quad (6.5)$$

Onde a unidade de M é $g.m^{-3}$ e Z está em $mm^6.m^{-3}$.

$$M^* = \int_{h_{base}}^{h_{top}} M dh' = 3,44 \times 10^{-6} \int_{h_{base}}^{h_{top}} Z^{4/7} dh' \quad (6.6)$$

Os resultados apresentados nessa seção mostram a correlação entre os dados do canal 4 do satélite GOES-12 com os dados Vil de radar. A partir dessas

informações o classificador de nuvens irá identificar as nuvens convectivas nessas imagens. Essas informações podem ser usadas para monitorar os processos de desenvolvimento de nuvens cumulus em tempestades convectivas. Nuvens responsáveis por tempestades vigorosas são classificadas pelo classificador 24h como nuvens multicamadas contendo dados de radar maior que 35 dBZ (CAPPI 3km) ou Vil de $5,00\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$ mínimo.

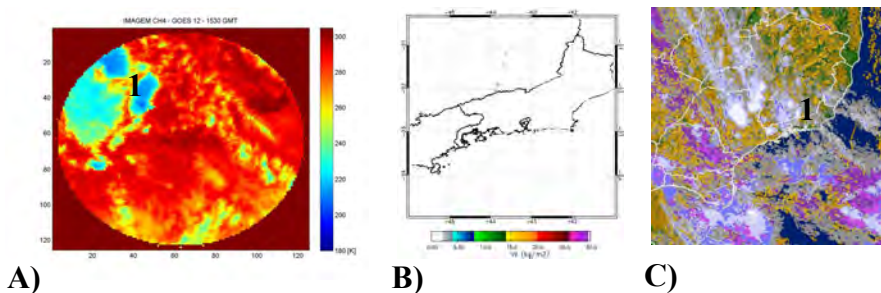
A vantagem do uso das informações do Vil -valores verticalmente integrado - é que a integração vertical irá filtrar retorna radar forte que pode ser devido a características do terreno ou a propagação fora do padrão. Embora estes retornos podem ser muito fortes em ângulos de elevação baixa, afectando assim negativamente relacionamentos atuais ZR, tornam-se insignificantes quando integrada sobre a extensão vertical da tempestade. A medida, tais como água líquida total, produz uma morfologia integrada de sistemas de tempestades severas.

Os dados do classificador de nuvens e radar são combinados explicitamente com a finalidade de documentar as informações sobre o início, crescimento e dissipação de tempestades.

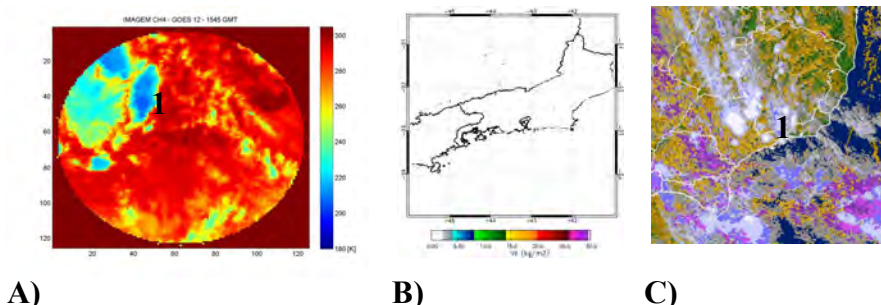
No dia 18 de janeiro de 2011 na cidade do Rio de Janeiro, no final da tarde a cidade foi atingida por um temporal que alagou várias vias na zona Oeste, Norte e Baixada Fluminense. Foi analisado o crescimento e dissipação desses sistemas convectivos, por meio do classificador de nuvens, imagens IR e pelo Vil. A partir desses resultados foram traçadas relações entre as duas para que posteriormente possam ser simulados.

Para examinar o padrão de crescimento dos sistemas convectivos foram comparadas imagens satélite, classificação de nuvens e do vil do radar a cada 15 minutos iniciando as 15:30 GMT até as 21:15GMT .

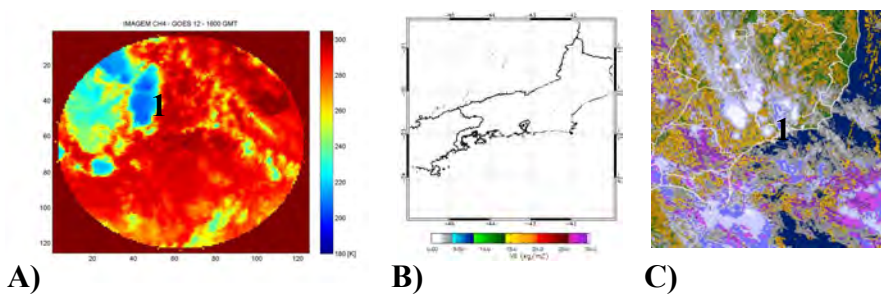
Para efetuar essa correlação ambas as imagens encontram-se entre as latitude - 20 a -24S e longitudes -46 a -41L, e resolução espacial de 4km x 4km.



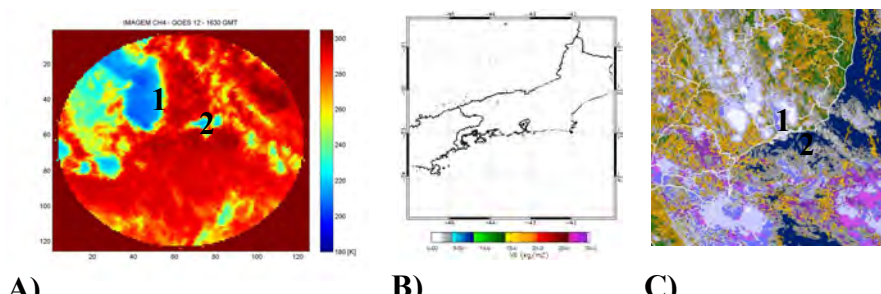
A) **B)** **C)**
 Figura 6.43 - Imagens as 15:30 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h



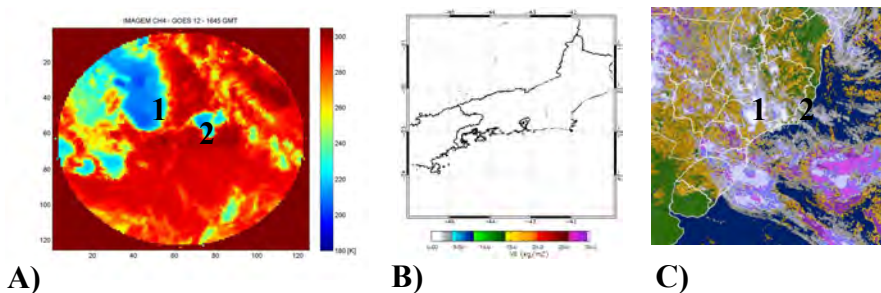
A) **B)** **C)**
 Figura 6.44 - Imagens as 15:45 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h



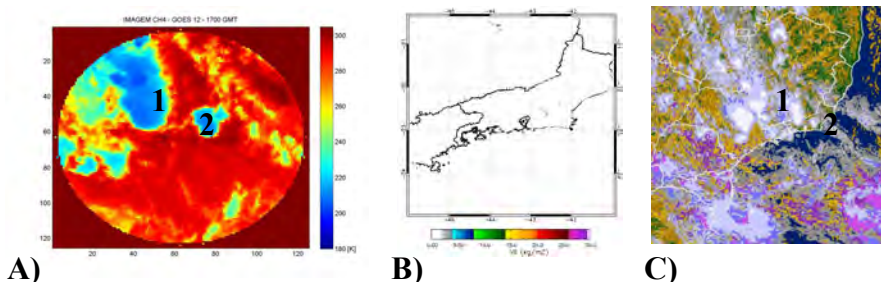
A) **B)** **C)**
 Figura 6.45 - Imagens as 16:00 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h



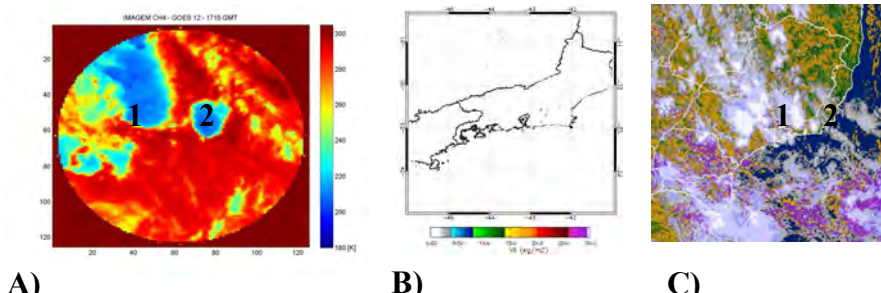
A) **B)** **C)**
 Figura 6.46 - Imagens as 16:30 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h



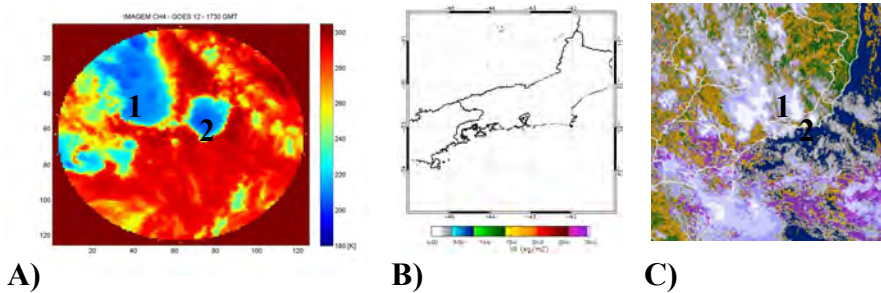
A) B) C)
 Figura 6.47 - Imagens as 16:45 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h



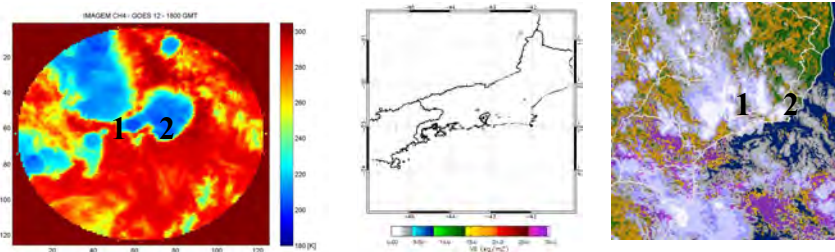
A) B) C)
 Figura 6.48 - Imagens as 17:00 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h



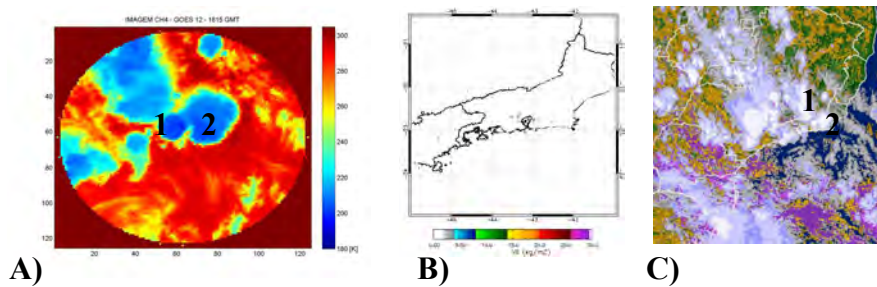
A) B) C)
 Figura 6.49 - Imagens as 17:15 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h



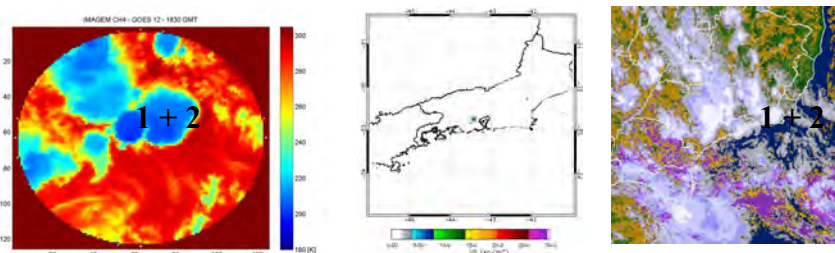
A) B) C)
 Figura 6.50 - Imagens as 17:30 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h



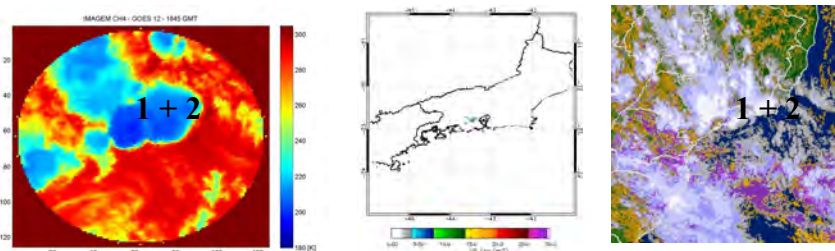
A) **B)** **C)**
 Figura 6.51 - Imagens as 18:00 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12
 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h



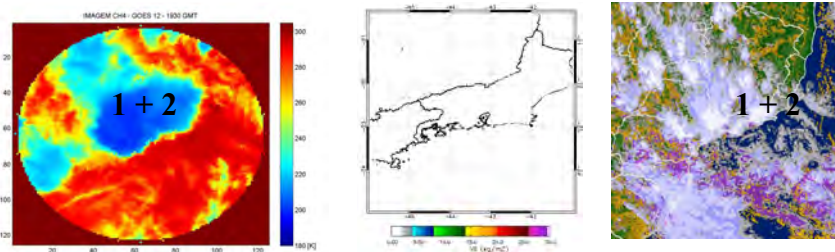
A) **B)** **C)**
 Figura 6.52 - Imagens as 18:15 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12
 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h



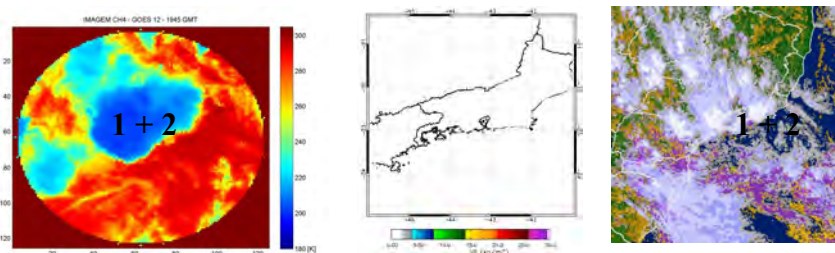
A) **C)**
 Figura 6.53 - Imagens as 18:30 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12
 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h



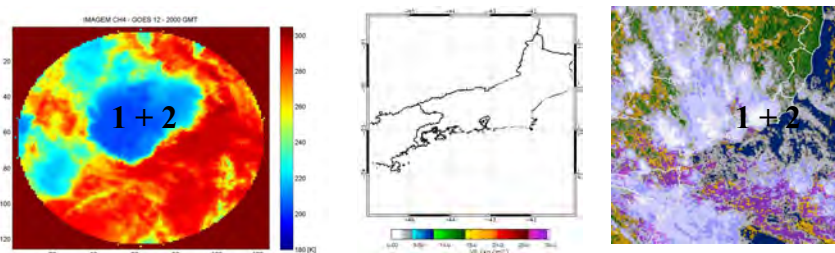
A) **B)** **C)**
 Figura 6.54 - Imagens as 18:45 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12
 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h



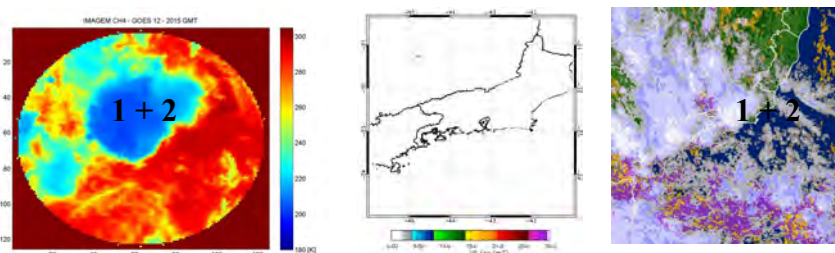
A) **B)** **C)**
 Figura 6.55 - Imagens as 19:30 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12
 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h



A) **B)** **C)**
 Figura 6.56 - Imagens as 19:45 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12
 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h



A) **B)** **C)**
 Figura 6.57 - Imagens as 20:00 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12
 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h



A) **B)** **C)**
 Figura 6.58 - Imagens as 20:15 GMT de 18/01/2011. a) GOES
 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h

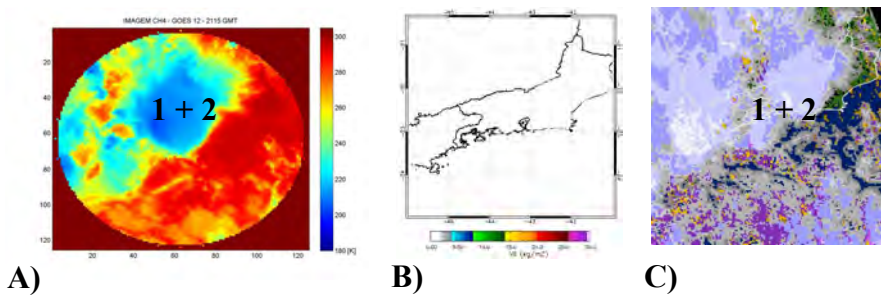


Figura 6.59 - Imagens as 21:15 GMT de 18/01/2011. a) GOES 12 – canal 04; b) Vil; e c) Classificador de nuvens 24h

As Figuras 6.43 a 6.59 mostram imagens de temperatura de brilho (Canal 4, Goes12), dados de VIL a partir do radar banda S do Pico do Couto - RJ e classificação do tipo de nuvens a partir do método desenvolvido neste estudo (capítulo 6.1) num intervalo temporal de 15 minutos durante o período das 15:00 as 21:15 GMT para avaliar o topo de nuvens são geralmente mais frios, com TB variando de 260 a 180 K, em comparação TB na superfície (continente e oceano); em condições de céu claro, a TB é em torno de 300 K.

Na localidade da região serrana, baixada e capital fluminense, é observada uma região com nebulosidade densa classificadas como do tipo multicamadas com valores de TB variando em torno de 240 K às 15:00 GMT para 190 K às 18:45 GMT (Figuras 6.43 a 6.54, A e C). Após este período, os valores de TB começam a aumentar, atingindo valores em torno de 220 K às 21:15 GMT. Os valores mínimos de TB indicam a presença de gelo em nuvens com alto desenvolvimento vertical.

Sobre todo o domínio mostrado nas imagens de temperatura de brilho (Figuras 6.43 a 6.59 A), verifica-se que o integrada na coluna atmosférica apresentam valores acima de 5 Kg.m^{-2} nas regiões próximas a cidade do Rio de Janeiro, mas especificamente nas região serrana fluminense, a partir das 18:00 GMT (Figura 6.51 B). Estes valores de água líquida atingem seu máximo de 10 Kg.m^{-2} em torno das 18:30 GMT, e reduzem a valores nulos na próxima hora. Estes resultados indicam que houve uma rápida variação do VIL. Este rápido crescimento do valor do VIL (5 para 10 Kg.m^{-2}) pode ser um indicador que houve o desenvolvimento de uma tempestade severa (GREENE e CLARK, 1972).

Figura 71 mostra evolução temporal do valor mínimo de temperatura de brilho e máximo de VIL associado ao desenvolvimento do sistema convectivo mostrado na seqüência de figuras 6.43 a 6.59 discriminados pelos números 1 e 2.

A figura 6.60 mostra que para o período das 12:00 UTC as 13:15 UTC, a temperatura de brilho mínima observada foi constante e em torno de 240 ± 5 K, apresentado o VIL de aproximadamente 2 Kg.m^{-2} . Interessante verificar que 15 minutos (especificamente entre as 14:15 e 14:30 GMT) o VIL aumentou 16.3 Kg.m^{-2} , e a temperatura de brilho ficou em torno de 243 K. Após este período, a TB diminuiu 37 K em 1 hora (TB = 243 K às 14:30 UTC versus TB = 205 K as 15:30 GMT), e o VIL aumentou 6.4 Kg.m^{-2} no mesmo período. A temperatura de brilho de 205 K permaneceu constante até as 18:30 GMT, enquanto que o VIL para este mesmo período aumentou de 14.3 Kg.m^{-2} , atingindo valor máximo de 34 Kg.m^{-2} as 18:30 GMT, e diminuindo para 2.93 Kg.m^{-2} às 22:00 GMT.

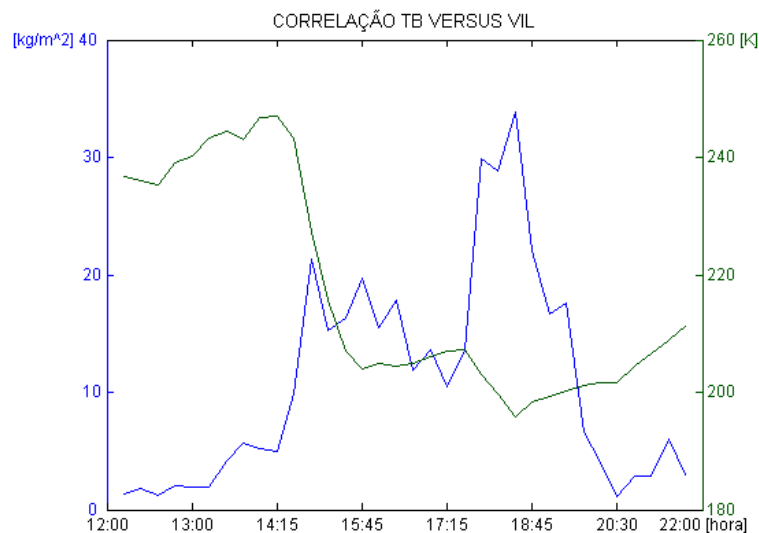


Figura 6.60 – correlação da temperatura de brilho versus Vil - evolução temporal do sistema convectivo 1 e 2 apresentado nas figuras 6.43 à 6.59 .

As informações apresentadas na figura 6.60 sugere que o resfriamento do topo da nuvem que precede o detecção de tempestades no radar poderia ser usado como um precursor assinatura para a iniciação tempestade convectiva.

Afim de simular a grandez Vil a partir dos dados de satélite foi elaborada uma rede neural *neuro fuzzy*. Para determinação da base de regras a rede foi treinada para a obtenção da melhor relação entre a temperatura de brilho [K] no canal 4 do satélite GOES 12 e o Vil [kg/m²].

Para realizar o treinamento utilizou-se o Anfis (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) no ambiente MatLab. Este toolbox é o software específico utilizado para o treinamento da rede neural a partir dos dados de treinamento. As etapas relacionadas ao treinamento da rede neural para a obtenção dos parâmetros do controlador Neuro-Fuzzy, no Anfis são:

- Carregamento dos dados de treinamento (training data), onde os dados colhidos na simulação são disponibilizados ao Anfis, através do Load Data. São utilizados os dados de temperatura de brilho [K] no canal 4 do satélite GOES 12 e o Vil [kg/m²] para 7968 imagens no período compreendido entre novembro, dezembro 2008 e janeiro de 2009 (até dia 21).
- Determinação do número e do tipo das funções de pertinência das entradas e da saída, permitindo que o Anfis desenvolva o modelo da estrutura do controlador Neuro-Fuzzy. Treinamento da rede neural que é realizado até que o mínimo erro sobre o conjunto dos dados de treinamento seja atingido.
- Teste do controlador Neuro-Fuzzy gerado, comparando o gráfico dos dados de treinamento com a saída do controlador gerado.

Apos essa etapa de treinamento, a regras foram detreminadas e aplicada na toolbox Neuro-Fuzzy no Matlab. As variáveis de entrada foram a temperatura de brilho [K] no canal 4 do satélite GOES 12 e o Vil [kg/m²]

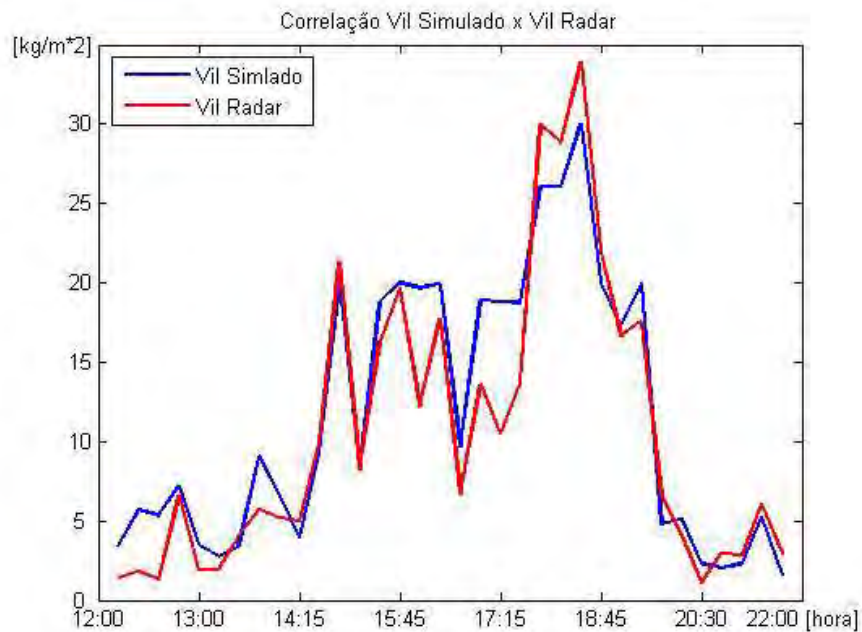


Figura 6.71 – correlação Vil simulado através da lógica fuzzy versus Vil radar

A figura 6.71 apresenta a correlação entre o Vil simulado e o Vil real, e esta correlação apresentou um valor de 0,94 para o R-quadrático. Indicando uma que o valor simulado segue o mesmo padrão do Vil do radar.

Para a validação da técnica acima apresentada foi realizado a simulação para o dia 01 de fevereiro de 2012. Esse dia em particular apresentou altos índices de precipitação na região sudeste do Brasil, de acordo com os dados meteorológicos Figura 6.72.

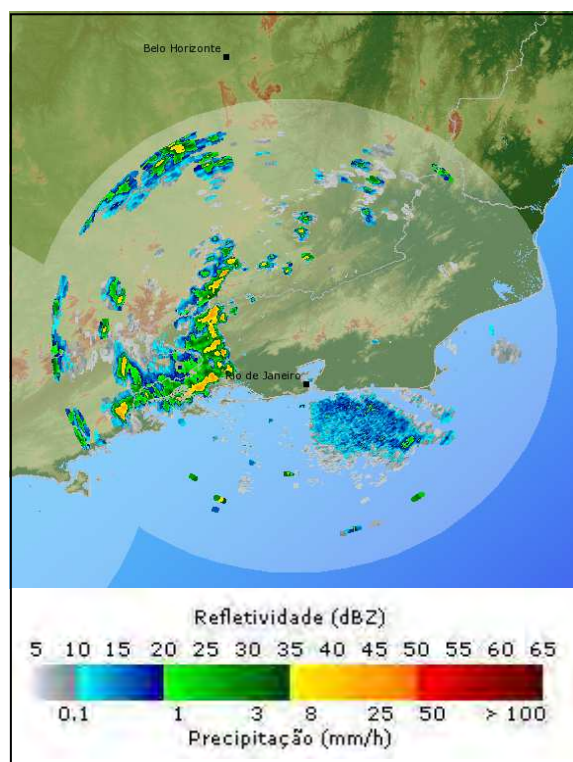


Figura 6.72 – Imagem do radar Pico do Couto – dia 01022012 às 19:30 GMT

A variável Vil simulada a partir de imagens do satélite GOES, por meio da lógica Fuzzy, de acordo com a figura 6.73 abaixo indica um alto índice de confiabilidade relacionado com o Vil determinado pelo radar. A curva em vermelho indica o valor real do Vil e em azul o simulado. Na variação de tempo entre as 13:45 horas até aproximadamente às 22:00h é observado um grande acumulado de água precipitável chegando ao seu máximo em 54kg/mm^2 . A simulação para esse mesmo delta de tempo apresentou valores em torno de 40 a 34 kg/mm^2 . Para valores menores que 40kg/mm^2 a simulação apresentou desvio padrão médio de 3,020.

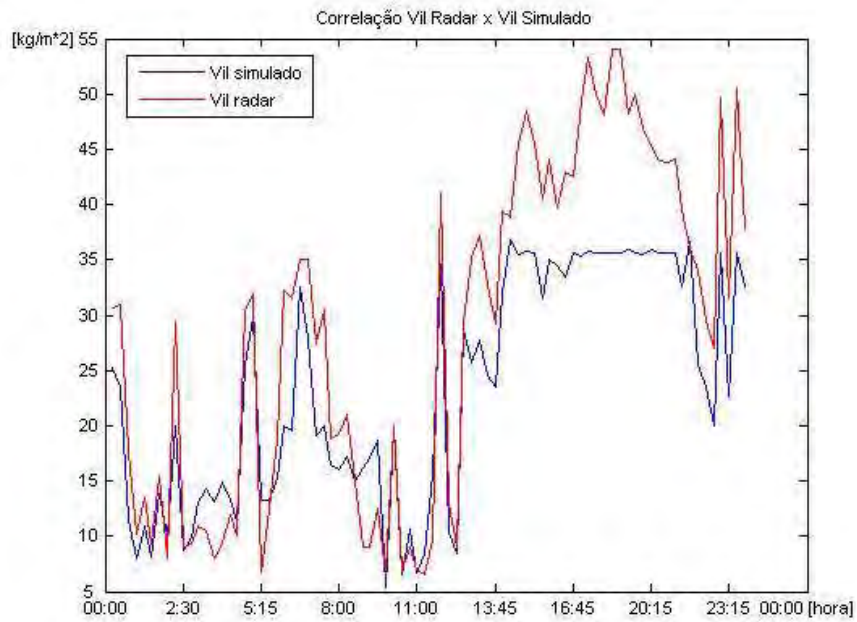


Figura 6.73 – Comparação entre o Vil Simulado e o real para o dia 01 de fevereiro 2012

A figura 6.74 apresenta o gráfico da correlação entre o Vil Simulado e o real. Esse gráfico avalia a distribuição dos dados em torno de uma linha de tendência. Que apresentou o R-quadrático médio de 0,9143. Essa variável indica o alto grau de correlação entre o real e o simulado.

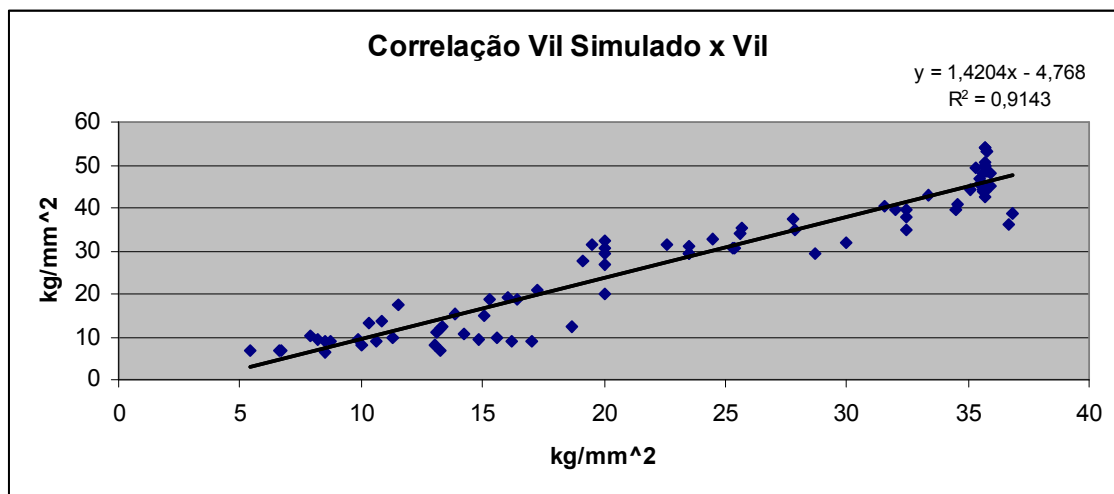


Figura 6.74 – Correlação entre o Vil Simulado e o real para o dia 01 de fevereiro 2012

7 DISCUSSÃO E CONCLUSÃO

Este trabalho descreve o desenvolvimento de uma nova ferramenta para a simulação de dados de radar a partir de dados do satélite GOES-12 usando o canal 4. Visando a determinação de sistemas convectivos. Durante o processo de implementação foi necessário a elaboração de um classificador de nuvens com eficiência diurna e noturna. E posterior um algoritmo que trabalha com lógica fuzzy para integrar os dados do classificador, os do satélite para determinar uma relação com a refletividade medida através do radar.

No que diz respeito ao classificador de nuvens 24h, este foi elaborado a partir das informações de temperatura de brilho do canal 4, textura do canal 4, a diferença entre os canais 2 e 4 e diferença entre os canais 6 e 4, conforme tabela 5.1 (T4, X4, T24 e T64). Essas variáveis foram determinadas a partir da análise fatorial das onze variáveis iniciais. Os parâmetros que determinam as classes a que cada tipo de nuvem foram determinados pelo método do “agrupamento dinâmico”, baseado no princípio de semelhança da “menor distância euclidiana” e a classificação inicia-se com o estabelecimento de **N** padrões para separar igual número de classes de objetos presentes no universo das imagens de satélite. A comparação entre as imagens classificadas geradas na DSA, com as imagens classificadas pelo método descrito neste artigo, evidencia que as imagens classificadas pelo método citado apresentam uma continuidade natural entre as áreas diurna e noturna de uma imagem GOES. Conclui-se também que o método subestima nuvens do tipo estratiforme, convergindo com a perda das informações do canal VIS, que evidencia com melhor clareza as diferenças de textura.

O método apresenta de maneira satisfatória a classificação de diferentes tipos de nuvens, em concordância geral com o método ch1_ch4. Pode-se concluir que o método desenvolvido permite detectar nuvens médias e altas durante as

24 horas do dia. Sob um ponto de vista prático, é uma ferramenta que tem o grande potencial de ser usada por meteorologistas na estimativa de precipitação, permitindo que estes possam sobrepor informações pictóricas e dados numéricos facilitando assim o trabalho desenvolvido por eles.

Com relação às distribuições do tipo de nuvem classificada e refletividade do radar, nota-se que estas relações não se mostraram de forma clara, pois as distribuições de frequência se apresentaram muito parecidas para cada tipo de nuvem. Desta forma, é sugerida a realização uma análise espectral de cada tipo de nuvem, ou seja, filtrar as frequências relacionadas com cada tipo de nuvem.

A análise da correlação entre o Vil e a temperatura de brilho, mostrou-se extremamente importante para determinação da área precipitante, e o classificador de nuvens mostrou-se eficiente para demonstrar que o tipo de nuvem que se apresenta intimamente ligado com valores maiores de $5,00\text{kg.m}^{-2}$, é a multicamadas. A variação rápido do valor do VIL (5 para 10Kg.m^{-2}) é um indicador importante no moitoramento do desenvolvimento de uma tempestade severa

O estudo de caso do dia 18JAN2010 mostrou de forma clara, o desenvolvimento de 2 sistemas convectivos e o seu acompanhamento serviu para demonstrar a relação do Vil com as imagens IR e classificação de nuvens. Mas o indício, mais claro da tempestade severa que atingiu a cidade do Rio de Janeiro é demonstrado no gráfico de correlação, a região onde apresenta uma queda brusca da temperatura de brilho antes do início da tempestade.

O algoritmo que utiliza lógica fuzzy apresenta como entrada o tipo de nuvem determinada pelo classificador e a imagem de satélite IR do satélite GOES-12. Como saída os valores de Vil.

Os resultados de validação da simulação mostraram que o método apresenta um bom desempenho e poderá na forma que se encontra atender uma grande demanda para esse tipo de informação. Como perspectiva futura, esse método poderá ser aprimorado através do estudo da evolução temporal de sistemas convectivos. Do ponto de vista da precipitação, a simulação de dados de radar poderá melhorar significativamente a estimativa da precipitação e, conseqüentemente, a previsão imediata em todo território nacional, em regiões onde não tem radares, podendo assim regionalizar diferentes regimes de precipitação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADLER, R.F.; HUFFMAN, G.J.; KEEHN, P.R. Global tropical rain estimates from microwave-adjusted geosynchronous IR data. **Remote Sensing Reviews**, v. 11, p. 125-152, 1994.

ADLER, R.F.; NEGRI, A.J. A satellite infrared technique to estimate tropical convective and stratiform rainfall. **Journal of Applied Meteorology**, v. 27, p. 30-51, 1988.

ALVES, L.M.; MARENGO, J.A.; CAMARGO JR., H.; ASTRO, C. Início da estação chuvosa na região Sudeste do Brasil: Parte 1 – Estudos observacionais. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.20, n.3, p.385-394, 2005.

ANTONIO, M. DE A., **Considerações sobre integração de medidas de chuva por radar**. Dissertação (Mestrado em Hidráulica e Saneamento) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo.p 111, 1984.

ANTUNES, J. **Modelo de avaliação de risco de controle utilizando a lógica nebulosa** , 2004.

ARKIN, P.A. The relationship between fractional coverage of high cloud and rainfall accumulations during GATE over the B-scale array. **Monthly Weather Review**, 107, p. 1382-1387, 1979.

ARKIN, P.A.; JANOWIAK, J. Analysis of the global distribution of precipitation. **Dyn. Atmos. Oceans**, v.16, p. 5-16, 1991.

ARKIN, P.A.; MEISNER, B.N. The relationship between large scale convective rainfall and cold cloud over the western hemisphere during 1982-1984. **Monthly Weather Review**, v.115, p. 51-74, 1987.

ARNAUD, P.; BOUVIER, C.; CISNEROS, L.; DOMINGUEZ, R. Influence of rainfall spatial variability on flood prediction. **Journal of Hydrology**, v. 260, n.1, p. 216- 230, 2002.

BA, M. B.; GRUBER, A. GOES multispectral rainfall algorithm (GMSRA). **J. Appl.Meteorol.**, v. 40, n. 8, p. 1500-1514, 2001.

BOTTINO, M.J.; CEBALLOS, J.C. Classificação de cenas em imagens GOES multiespectrais mediante um método de “agrupamento dinâmico”. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA, 11., 2000, Rio de Janeiro. **Anais...** Rio de Janeiro: SBMet, 2000.

BOTTINO, M. J.; CEBALLOS, J. C., Classificação de imagens Goes 12 Da América do Sul utilizando canais termais. Congresso Brasileiro de Meteorologia, 14., 2006, Florianópolis SC. **Anais...** Rio de Janeiro: SBMet, 2006.

BRAS, R.L. Hydrology: **An introduction to hydrologic science**. EUA: Wesley, 1990.

LEE; C. C. Fuzzy logic in control systems: fuzzy logic controller (part i). **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v. 20, n. 2, p.404 – 418, Março/Abril, 1990.

LEE, C. C. Fuzzy logic in control systems: Fuzzy logic controller (part II). **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v. 20, n. 2, p.419 – 430, março/abril, 1990.

CALVETTI, L.; BENETI, C.; PEREIRA FILHO, A.J. Características das estimativas de precipitação por radar, satélite e pluviômetro no Paraná: uma comparação entre chuva de verão e chuva provocada por frente fria. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS, 2003, Curitiba. **Anais...** Curitiba, 2003.

CENTENO, J.A.S. **Sensoriamento remoto e processamento de imagens digitais.** Pós-Graduação em Ciências Geodésicas, Curitiba, 2004.

CHOKNGAMWONG, R.; CHIU, S. L. Comparisons of daily hailand rain gauge with GPCP and TRMM satellite precipitation measurements. In: TRMM INTERNATIONAL SCIENCE CONFERENCE, 2., 2004, Nara, Japão. **Proceedings...** Nara, 2004.

CONTI, G. N.: **Estimativa da precipitação através de técnicas de sensoriamento remoto: Estudo de caso para o estado do Rio Grande do Sul.** Dissertação de mestrado, IPH-UFRGS, 2002.

CPC-NOAA (Climate Prediction Center – National Oceanic and Atmospheric Administration). **CMORPH precipitation validation page.** Disponível em <<http://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/janowiak/cmorph.html>>. Acesso em dez. de 2011.

CPTEC (Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos). **Estimativas de precipitação:** hidroestimador. Disponível em <<http://satelite.cptec.inpe.br/htmldocs/precipitacao/hidro.htm>>. Acesso em dez. de 2011.

DRIANKOV,D.; ELLENDOORN, H.; REINFRANK,M. **An Introduction to Fuzzy Control**. Springer-Verlag, 1993.

DUBOIS, D.; e PRADE, H. **Possibility Theory**. New York: Plenum Press, 1988.

MAMDANI E. H.;PROCYK, T.;Baaklini, N. **Application of fuzzy logic to controller design based on linguistic protocol**. Queem Mary College.

MAMDANI ,E. H. Advances in the linguistic syntesis of fuzzy controllers. **Int. J. Man-Mach. Stud.**, v. 8, p. 669 – 678, 1976.

EBERT, E.E. Monitoring the quality of operational and semi-operational satellite precipitation estimates – the IPWG validation/intercomparison study. In: **INTERNATIONAL PRECIPITATION WORKING GROUP MONTEREY, 2.**, 2004, EUA. **Proceedings...** EUA, 2004,

EBERT, E.E.; MANTON, M.J. Performance of satellite rainfall estimation algorithms during TOGA-COARE. **Journal of Atmospheric Sciences**, v. 55, n. 9, p. 1537-1557, 1998.

ELLROD, G.P. Advances in the detection and analysis of fog at night using GOES multispectral infrared imagery. **Weather and Forecasting**, v. 10 , p. 606 – 619, 1995.

FERRARO, R. R.; WENG, F.; GRODY, N.C.; ZHAO, L. Precipitation characteristics over land from the NOAA-15 AMSU sensor. **Geophysical Research Letters**, v. 27, p.2669-2672, 2000.

FERRARO, R.R. Special sensor microwave imager derived global rainfall estimates for climatological applications. **Journal of Geophysical Research**, v. 102, p. 16715-16735, 1997.

GRODY, N.C. Classification of snow cover and precipitation using the special sensor microwave imager. **Journal of Geophysical Research**, v. 96, n. D4, p. 7423-7435, 1991.

GUETTER, A. K.; GEORGAKAKOS, K. P. Uncertainty in the prediction of streamflow by real-time prediction models using satellite rainfall estimates. In: CONFERENCE ON HYDROLOGY, AMERICAN METEOROLOGICAL SOCIETY, 13., 1997, Boston. **Preprints...** Boston: AMS, 1997. p. J109-J112, 1997,

GUETTER, A. K.; GEORGAKAKOS, K. P.; TSONIS, A. A. Hydrologic applications of satellite data: 2. Flow simulation and soil water estimates. **Journal of Geophysical Research**, v. 101, n. D21, p. 26.527-26.538, november, 1996.

HOSSAIN, F.; ANAGNOSTOU, E.M.; BAGTZOGLOU, A.C. Efficient uncertainty assessment for satellite rainfall observations with application to flood prediction. Proceedings of the ninth biennial ASCE Aerospace Division International Conference on Engineering, **Construction and Operations in challenging environments**. League City/Houston, Texas, EUA, pp 532-539, 7-10 march, 2004.

HUFFMAN, G.J.; ADLER, R.F.; MORRISSEY, M.M.; BOLVIN, D.T.; CURTIS, S.; JOYCE, R.; MCGAVOCK, B.; Suskind, J. Global precipitation at one-degree daily resolution from multisatellite observations. **Journal of Hydrometeorology**, 2, p.36-50, 2001.

INTERNATIONAL PRECIPITATION WORKING GROUP (IPWG). **Products and validation**. Disponível em <<http://www.isac.cnr.it/~ipwg/>>. Acesso em ago. de 2011.

JANOWIAK J.E.; XIE, P.; JOYCE, R.J.; CHEN, M.; YAROSH, Y. Validation of satellite-derived rainfall estimates and numerical model forecasts of precipitation over the United States. **Program for the 29th Annual Climate Diagnostics & Prediction Workshop**, Madison, EUA , 2004

JOBARD, I. Status of satellite retrieval of rainfall at different scales using multisource data. In: MEGHA-TROPIQUES SCIENTIFIC WORKSHOP, 2., 2001, Paris, França. **Proceedings...** Paris, 2001

JOBARD, I.; DESBOIS, M. Satellite estimation of the tropical precipitation using the METEOSAT and SSM/I data. **Atmospheric Research**, v34, p. 285-298, 1994.

JOYCE, R.J.; JANOWIAK, J.E.; ARKIN, P.A.; XIE, P. Cmorph: A method that produces global precipitation estimates from passive microwave and infrared data at high spatial and temporal resolution. **Journal of Hydrometeorology**, n.5, p. 487-503, 2004.

KIDDER, S. Q.; VONDER HAAR T. H. **Satellite meteorology: an introduction**. San Diego: Academic Press, 1995. 466 p.

KIDDER, S. Q.; EIS, K.E.; HAAR,T. H. V. New GOES Imager System Products Suitable for Use on Field-Deployable Systems - **Battlespace Atmospheric and Cloud Impacts on Military Operations (BACIMO)**, 1998

KUMMEROW, C.D., BARNES, W.; KOZU, T.; SHIUE, J.; SIMPSON, J. The Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) sensor package. **Journal of Atmospheric and Oceanic Technology**, v.15, p.809-817, 1998.

KUMMEROW, C.D.; GIGLIO, L. A passive microwave technique for estimating rainfall and vertical structure information from space, part I: Algorithm description. **Journal of Applied Meteorology**, v. 33, p. 3-18, 1994.

KUMMEROW, C.D.; HONG, Y.; OLSON, W.S.; YANG, S.; ADLER, R.F.; MCCOLLUM, J.; FERRARO, R.; PETTY, G.; SHIN, D.B.; WILHEIT, T.T. Evolution of the Goddard profiling algorithm (GPROF) for rainfall estimation from passive microwave sensors. **Journal of Applied Meteorology**, 40, p. 1801-1820, 2001.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 1, p. 3–28, 1978.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Fuzzy Sets, Information and Control**, v.8, p.338 – 353, 1965.

LARSON, L.W.; PECK, E.L. Accuracy of precipitation measurements for Hydrologic Modeling. **Water Resources Research**, v.10, p. 857-863, 1974.

LEE, TF, FJ TURK, and K. RICHARDSON: Stratus and fog products using GOES-8-9 3.9 μ m data. **Weather and Forecasting**, v. 12 , p. 664 – 677 ,1997

MACHADO L.A.T.; ROSSOW W.B. Structural characteristics and radiative properties of tropical cloud clusters. **Monthly Weather Review**, v.121, p. 3234-3259,1993.

MACHADO L.A.T, ROSSOW, W.B.; GUEDES, R. L. WALKER, A. W. Life cycle variations of mesoscale convective systems over the Americas. **Monthly Weather Review**, v. 126, n. 6, p.1630-1654 ,1992.

MACHADO, L.A.T.; FATTORI, A.P.; ARAI, N.; PERRELLA, A.C.F. Mini-curso de meteorologia por satélite e radiação atmosférica. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA, 11., 2000, Rio de Janeiro. **Anais...** Rio de Janeiro: SBMet, 2000.

MAIDMENT, D.R. **Handbook of hydrology**. 1. ed. New York: Ed. McGraw-Hill, 1424 p, 1993.

MARENGO, J., HASTENRATH, S. Case studies of extreme climatic events in the Amazon basin. **Journal of Climate**, v.6, n. 4, p. 617-627, 1993.

MARSHALL, J.S.; PALMER, W. McK. The distribution of raindrops with size. **Journal of the Atmospheric Sciences**, v. 5, n. 4, p. 165–166, 1948.

MENDES C. A. B., CIRILO J. A. **Geoprocessamento em recursos hídricos: princípios, integração e aplicação**. Porto Alegre: Associação Brasileira de Recursos Hídricos, , 536p, 2001

MINGOTI, S. A. **Análise de dados através de métodos de estatística multivariadas: uma abordagem aplicada**. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2005

MINUZZI, R.B.; SEDIYAMA, G.C. Variabilidade do período chuvoso em regiões de alta e baixa altitudes. In: CONFERÊNCIA REGIONAL SOBRE MUDANÇAS GLOBAIS: AMÉRICA DO SUL, 2., 2005, São Paulo. **Anais...** São Paulo: IEA, 2005.

MORALES, C.A.; ANAGNOSTOU, E.N. Extending the capabilities of highfrequency rainfall estimation from geostationary-based satellite infrared via

a network of long-range lightning observations. **Journal of Hydrometeorology**, n.4, p. 141-159, 2003.

MUGNAI, A.; SMITH, E.A. Radiative transfer to space through a precipitating cloud at multiple microwave frequencies. Part I: Model description. **Journal of Applied Meteorology**, 27, p. 1055-1073, 1988.

NASA. Disponível em <<http://lake.nascom.nasa.gov/data/dataset/TRMM/>>. Acesso em julho de 2011.

NEGRI, A.J.; ADLER R.F. Visible and infrared rain estimation. I: a grid cell approach. **Journal of Climate and Applied Meteorology**, v. 26, n. 11, 1553-1564, 1987a.

NOBRE, C.A. The Amazon and climate. In: CLIMATE CONFERENCE FOR LATIIN AMERICA AND THE CARIBBEAN, 1983, Paipa, Colombia. **Proceedings...** Geneva, Switzerland: WMO, 1984. p 409-417.

BAUER, P.; NOUAK, S.; WINKLER, R. **A brief course in fuzzy logic and fuzzy control**. Disponível em: <http://www.fll.unilin.ac.at/fuzzy/introduction.html>>, Acesso em: Apr. 1998.

PAIVA, C.M. **Determinação das datas de início e fim da estação chuvosa e da ocorrência de veranicos na Bacia do Rio Doce**. 65f. Dissertação (Mestrado em Meteorologia Agrícola) – Faculdade de Engenharia Agrícola, Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 1997.

PEREIRA FILHO, A. J.; NEGRI, A.; NAKAYAMA, P.T. An inter-comparison of gauge, radar and satellite rainfall in the tropics. In: INTERNATIONAL PRECIPITATION WORKING GROUP WORKSHOP, 1., 2002, Madrid, Spain. **Proceedings...** Madrid, Spain: CGMS-WMO, 2002. p. 275-284.

PETTY, G.W. Physical retrievals of over-ocean rain rate from multichannel microwave imager. Part I: Theoretical characteristics of normalized polarizations and scattering indices. **Meteorology and Atmospheric Physics**, v. 54, p. 79-99, 1994.

PONCE, V. M. **Engineering hydrology, principles and practices**. New Jersey: P. Hall, 1989.

GUERRA, R. **Projeto e simulação do controle de atitude autônomo de satélites usando lógica nebulosa**. Tese de Mestrado, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, São José dos Campos - SP, Março 1998.

RAMAGE, K.; JOBARD, I.; LEBEL, T.; DESBOIS, M. Satellite estimation of 1-day to 10-day precipitation: Comparison and validation over Tropical Africa of TRMM, METEOSAT and GPCP products. In: THE 2000 EUMETSAT METEOROLOGICAL, 2000, Bologna. **Proceedings...** Bologna, 2000.

RAO V.B.; HADA K. Characteristics of rainfall over Brazil: Annual variations and connections with the Southern Oscillation. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 42, p. 81-91, 1990.

SANDRI,S.; CORREA, C. Logica nebulosa. In: **V Escola de Redes Neurais – ITA – São Jose dos Campos – 1999**

SEZE, G.; DESBOIS, M. Cloud cover analysis from satellite imagery using spatial and temporal characteristics of the data. **Journal of Climate and Applied Meteorology**, v. 26, p. 287-303,1987.

SMITH, E.; PHILLIPS, D. **Measurements from satellite platforms**, SSEC. University of Wisconsin, Madison, 1972. 53 p. Annual Satellite Rep. NASS-11542.

TOKUNO M.; K. TSUCHIYA. Classification of cloud types based on data of multiple satellite sensors. **Adv. Space Research**, v.14, n. 3, p.199-206, 1993.

TROPICAL RAINFALL MISSION MISSION (TRMM). **Mission overview**.

Disponível em: <<http://trmm.gsfc.nasa.gov>>. Acesso em: out. 2011.

TSINTIKIDIS, D.; GEORGAKAKOS, K. P.; ARTAN, G.A.; TSONIS, A.A. A feasibility study on mean areal rainfall estimation and hydrologic response in the Blue Nile region using METEOSAT images. **Journal of Hydrology**, v. 221, p. 97-116, 1999.

TUCCI C. E. M.; BERTONI J. C. Precipitação. In: TUCCI, C.E.M. (ed.). **Hidrologia: ciência e aplicação**. 2. ed. Porto Alegre: Associação Brasileira de Recursos Hídricos, 2000.

TUCCI, C.E.M. **Hidrologia: ciência e aplicação**. Porto Alegre: Ed. da Universidade UFRGS, 1993. 943 p.

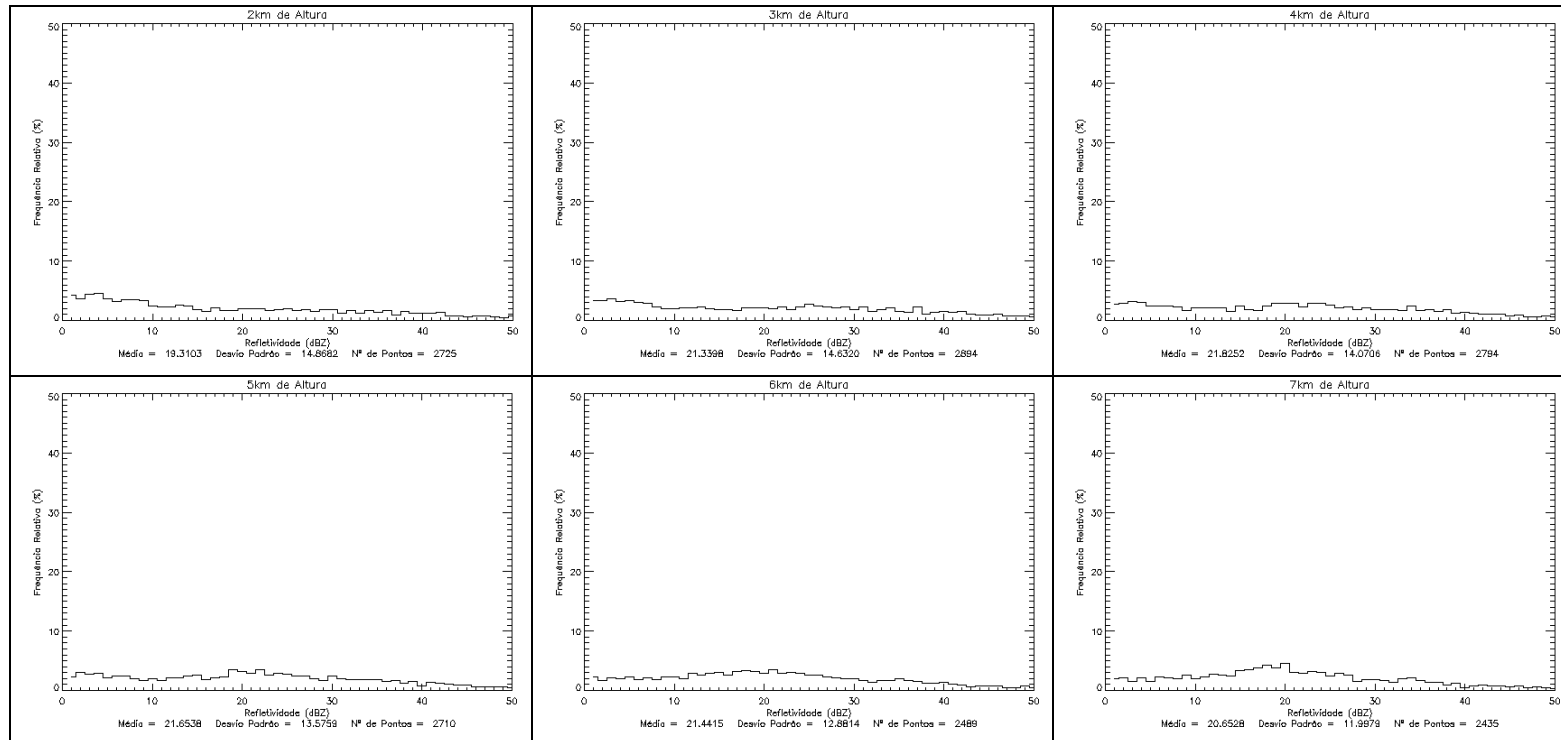
VEIGA, J.A.P.; ORSINI, J.A.M.; RAO, V.B. A influência das anomalias de TSM dos oceanos Atlântico e Pacífico sobre as chuvas de monção da América do Sul. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.17, n.2, p.181-194, 2002.

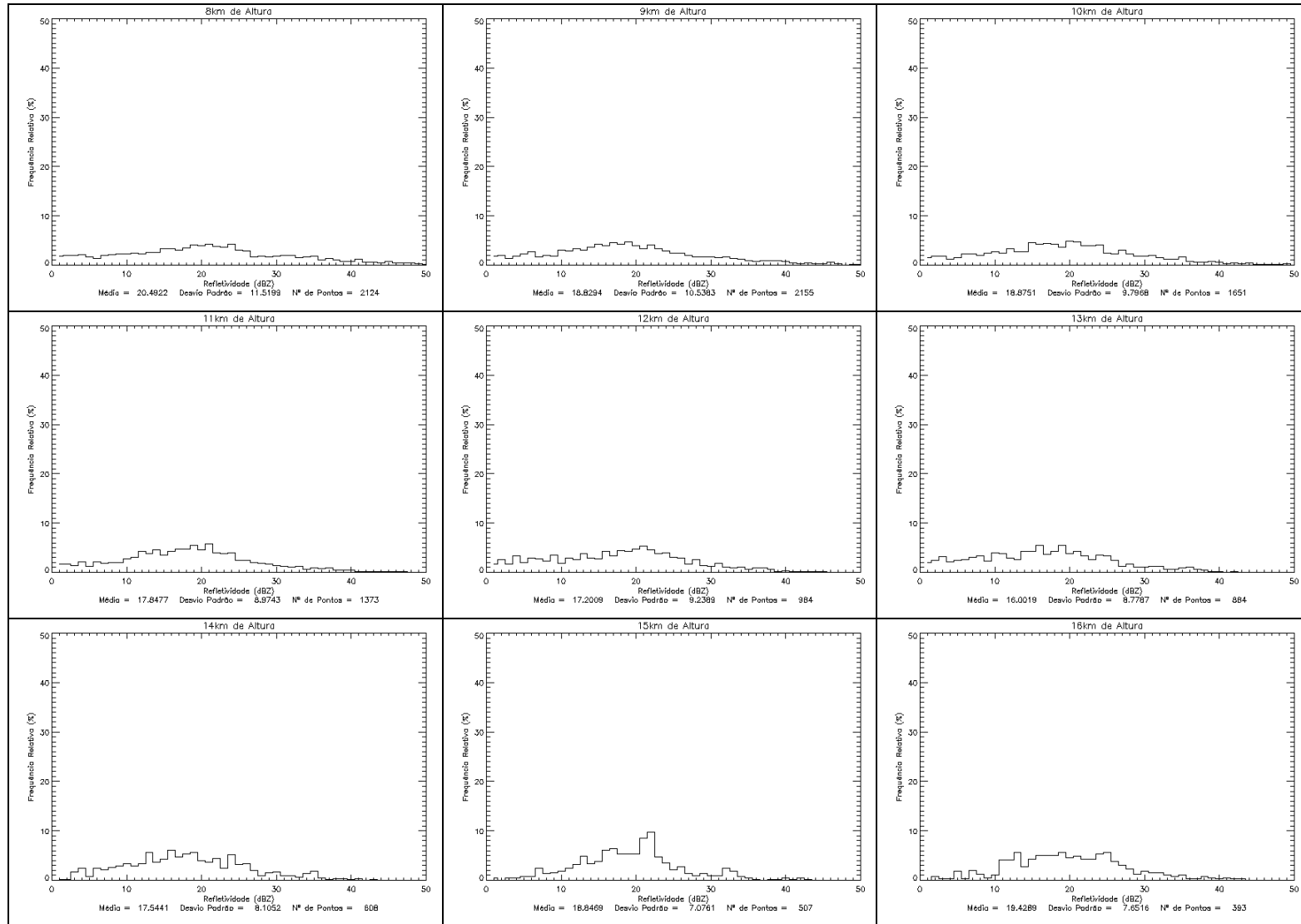
VICENTE, G.A.; SCOFIELD, R.A.; MENZEL, P.W. The operational GOES infrared rainfall estimation technique. **Bulletin of the American Meteorological Society**, 79, p. 1883-1898, September, 1998.

WHEELWRIGHT, S. C.; MAKRIDAKIS, S. **Forecasting Methods for Management**. 4. ed. New York: John Wiley & Sons Inc, 1985.

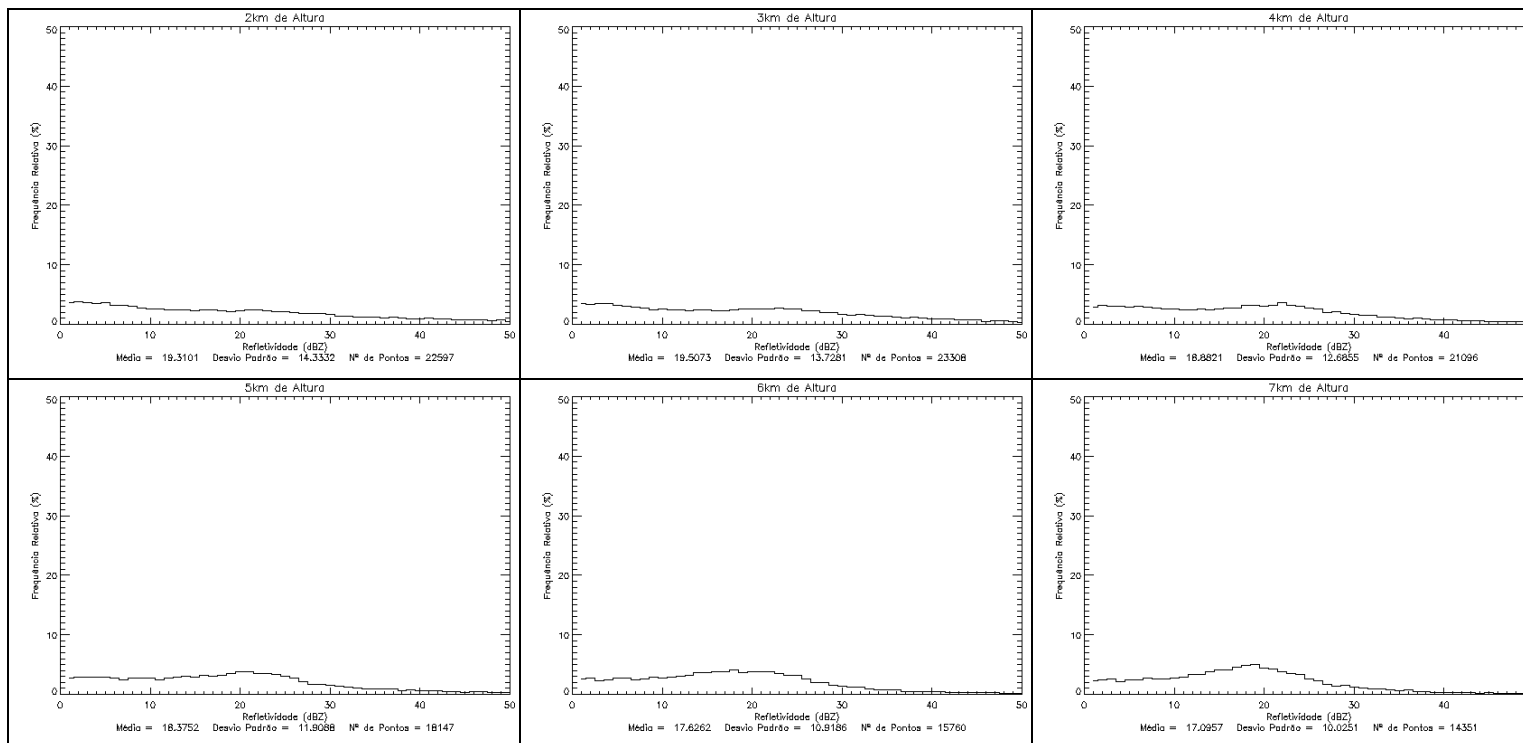
ANEXO I

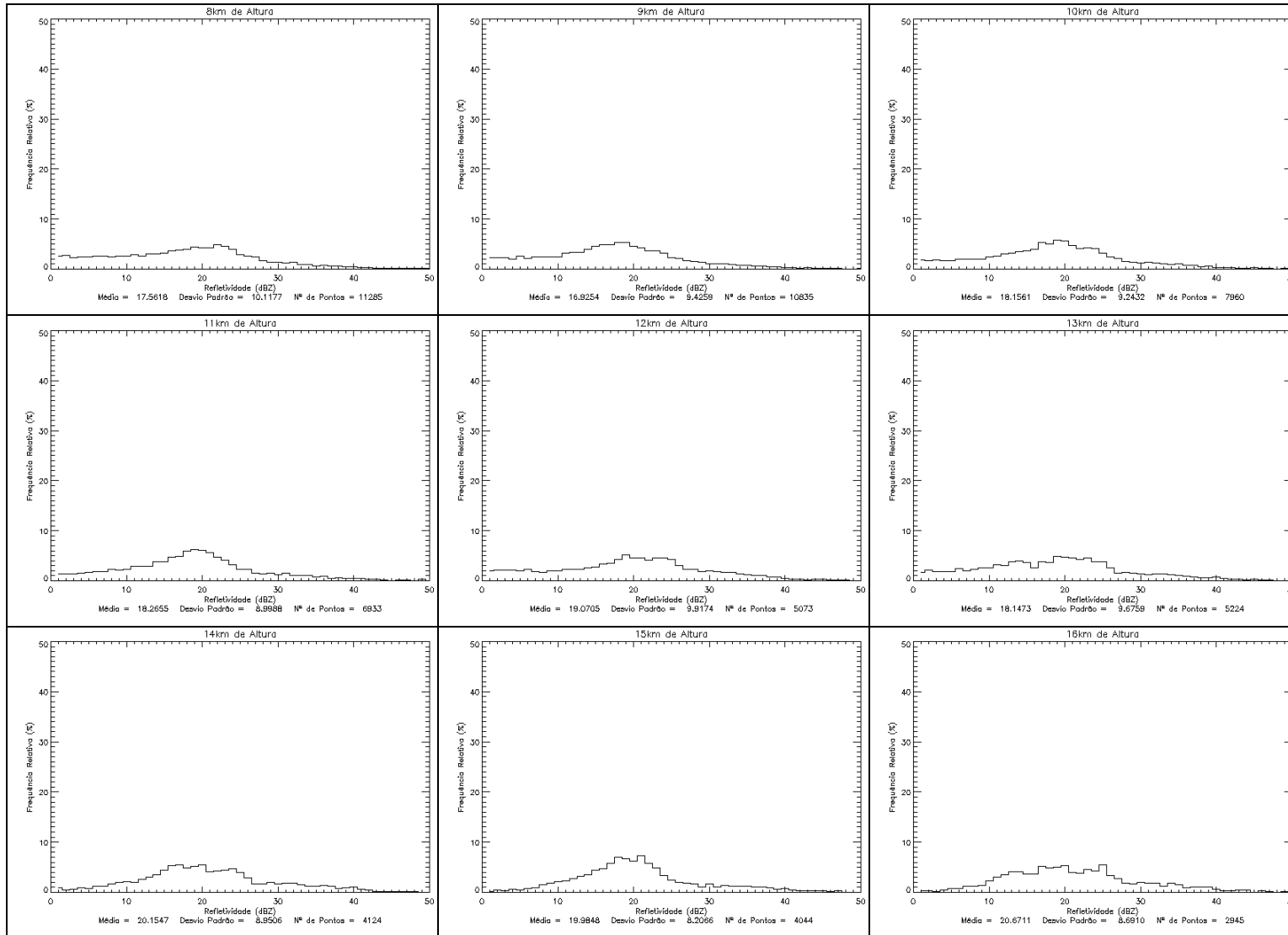
Tipo 0 – Estratos 1



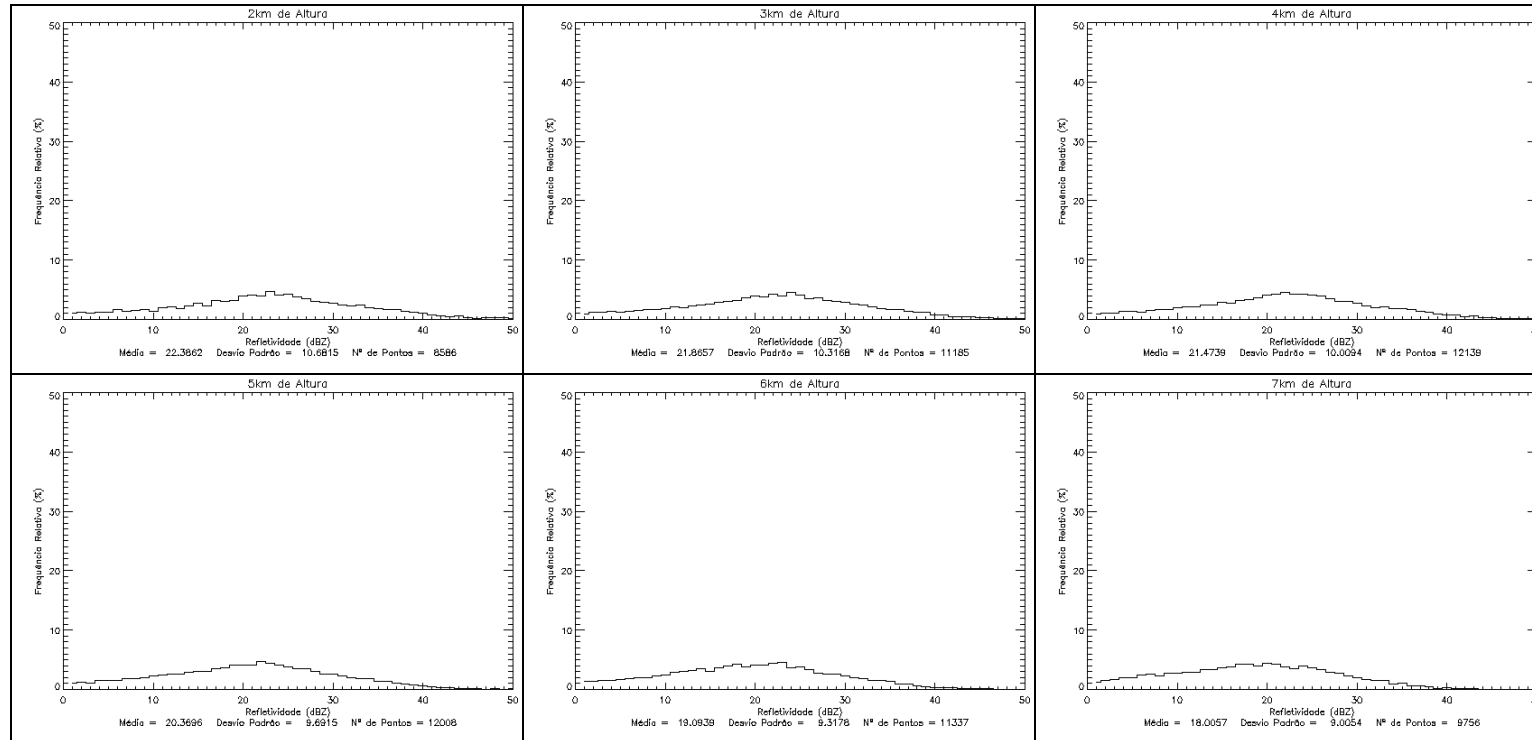


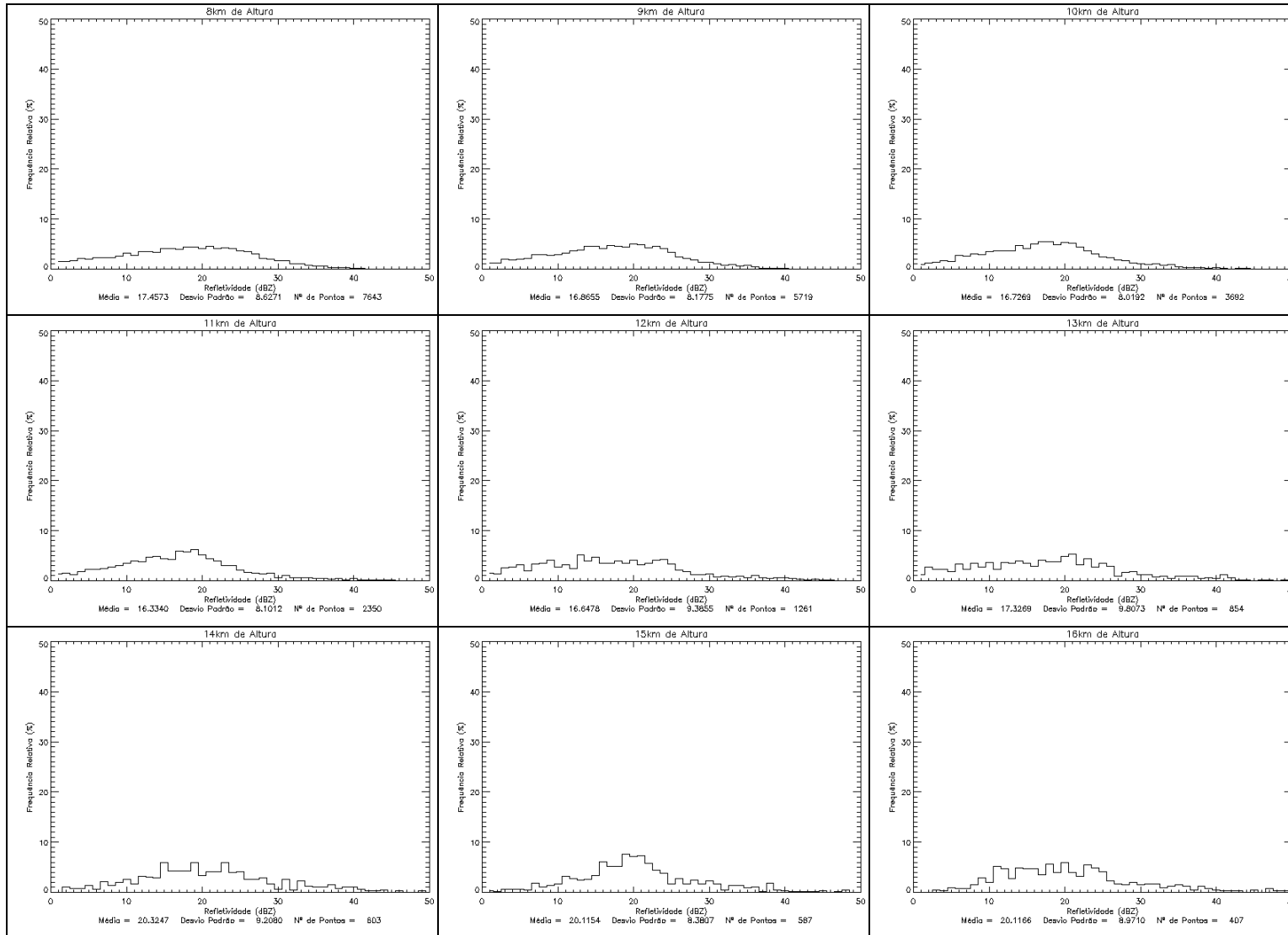
Tipo 1 – Superfície 3



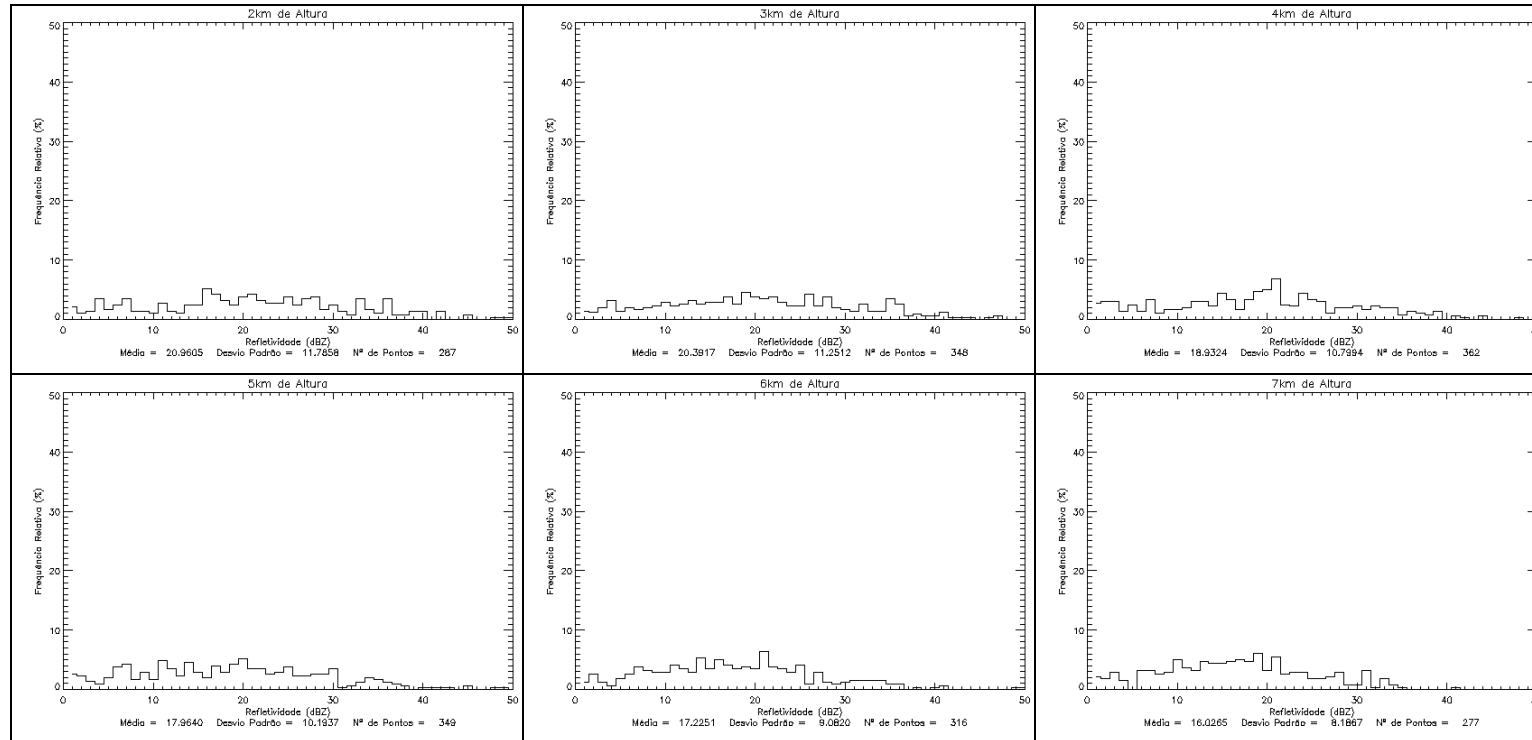


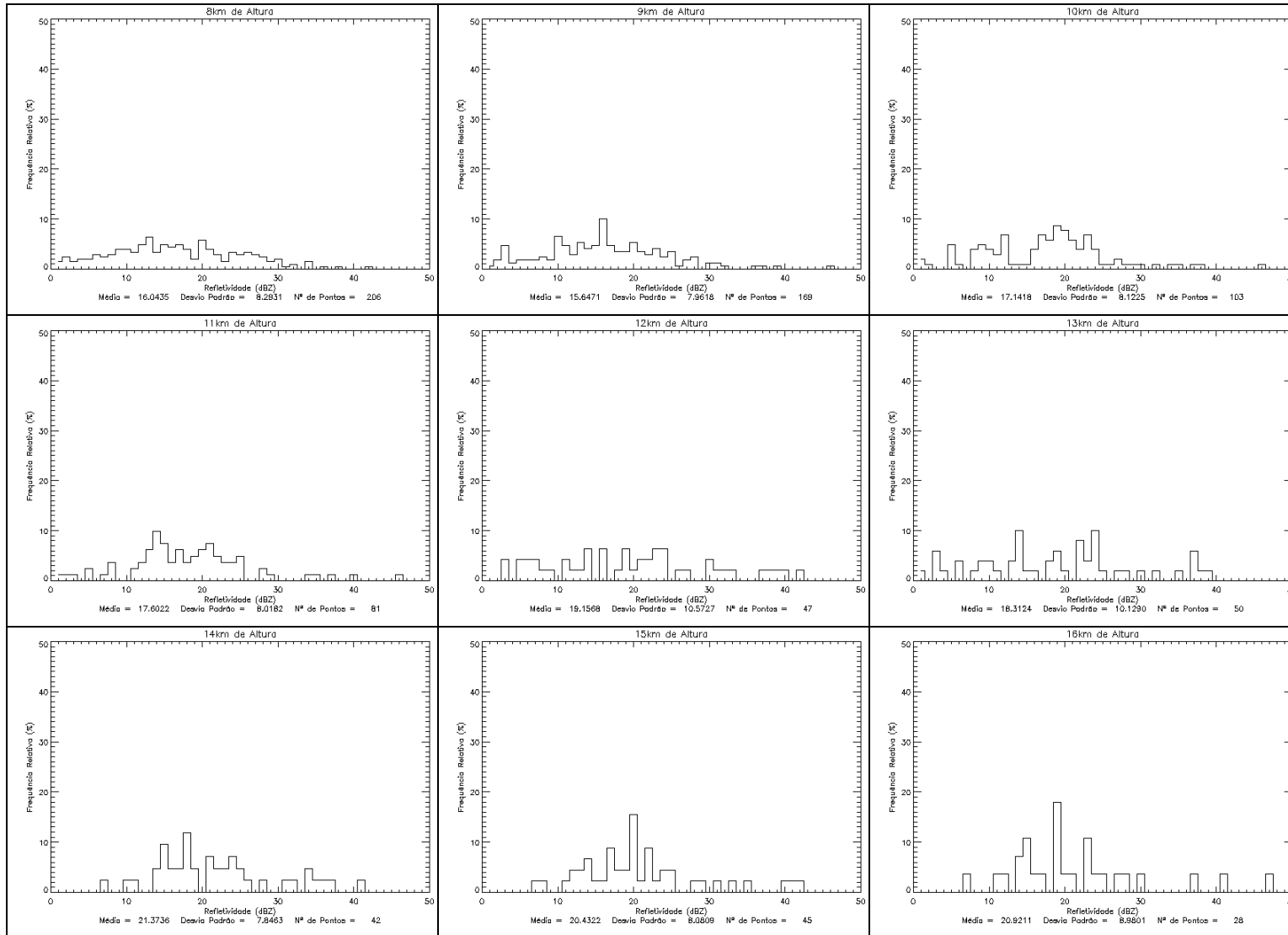
Tipo 2 – Cúmulos 1



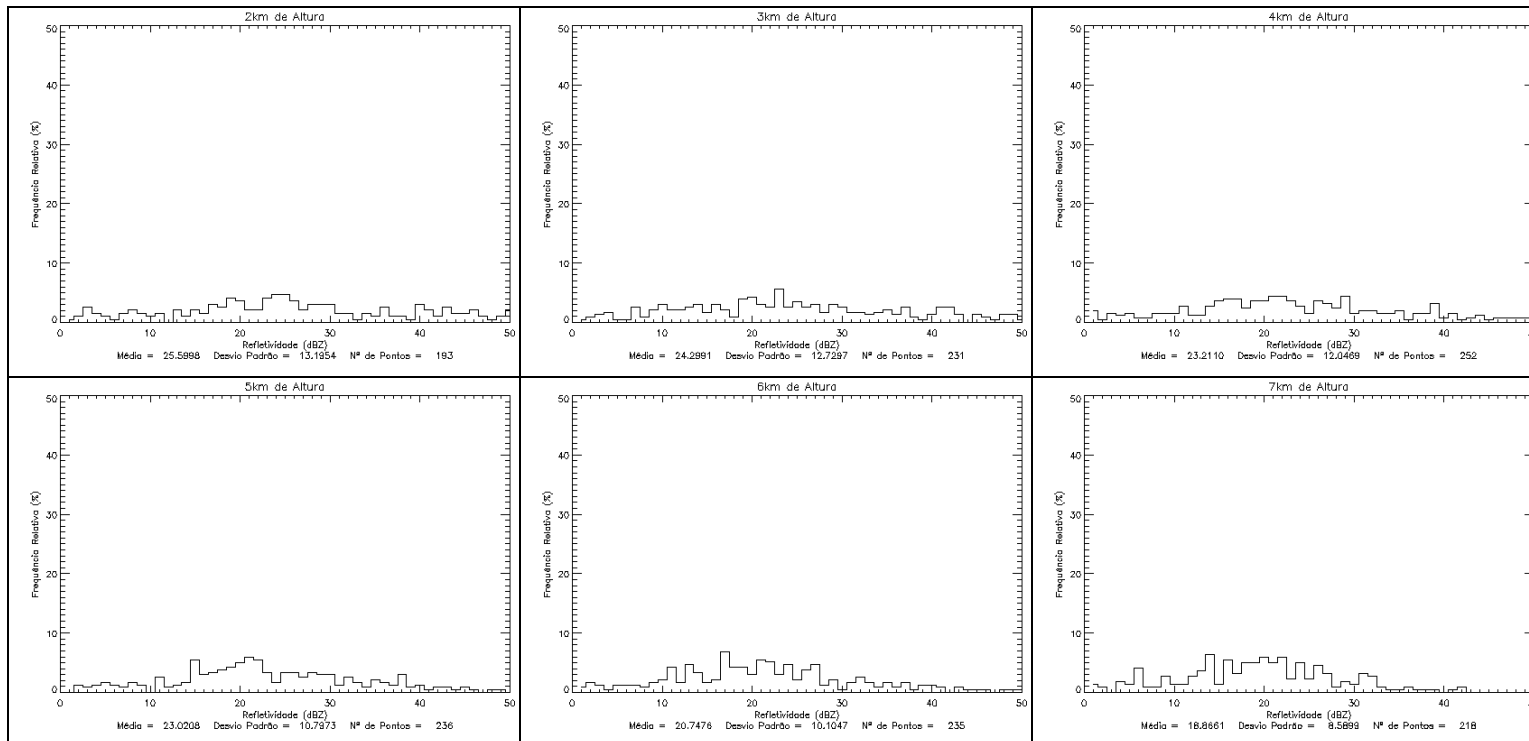


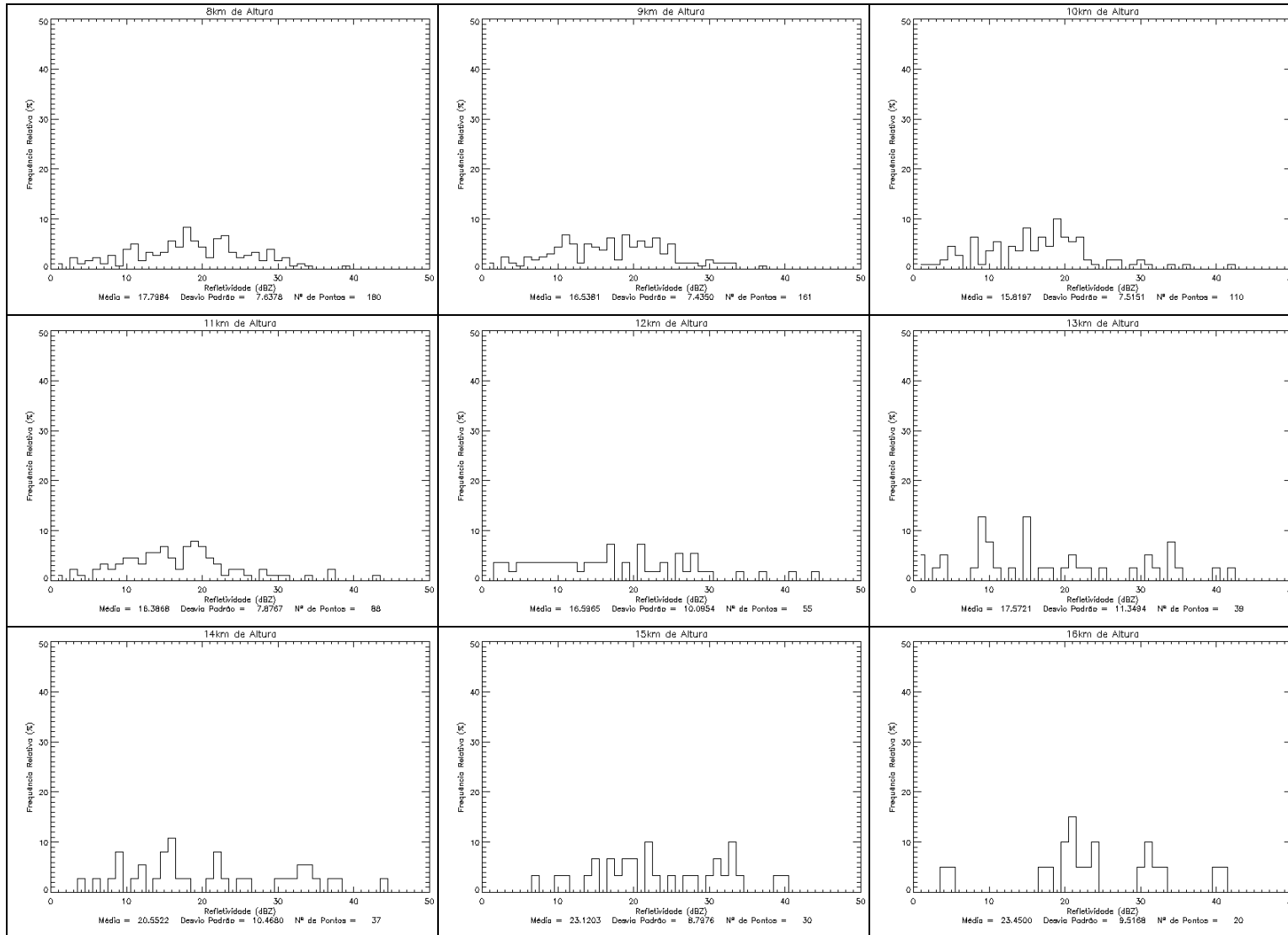
Tipo 3- Cirros 1



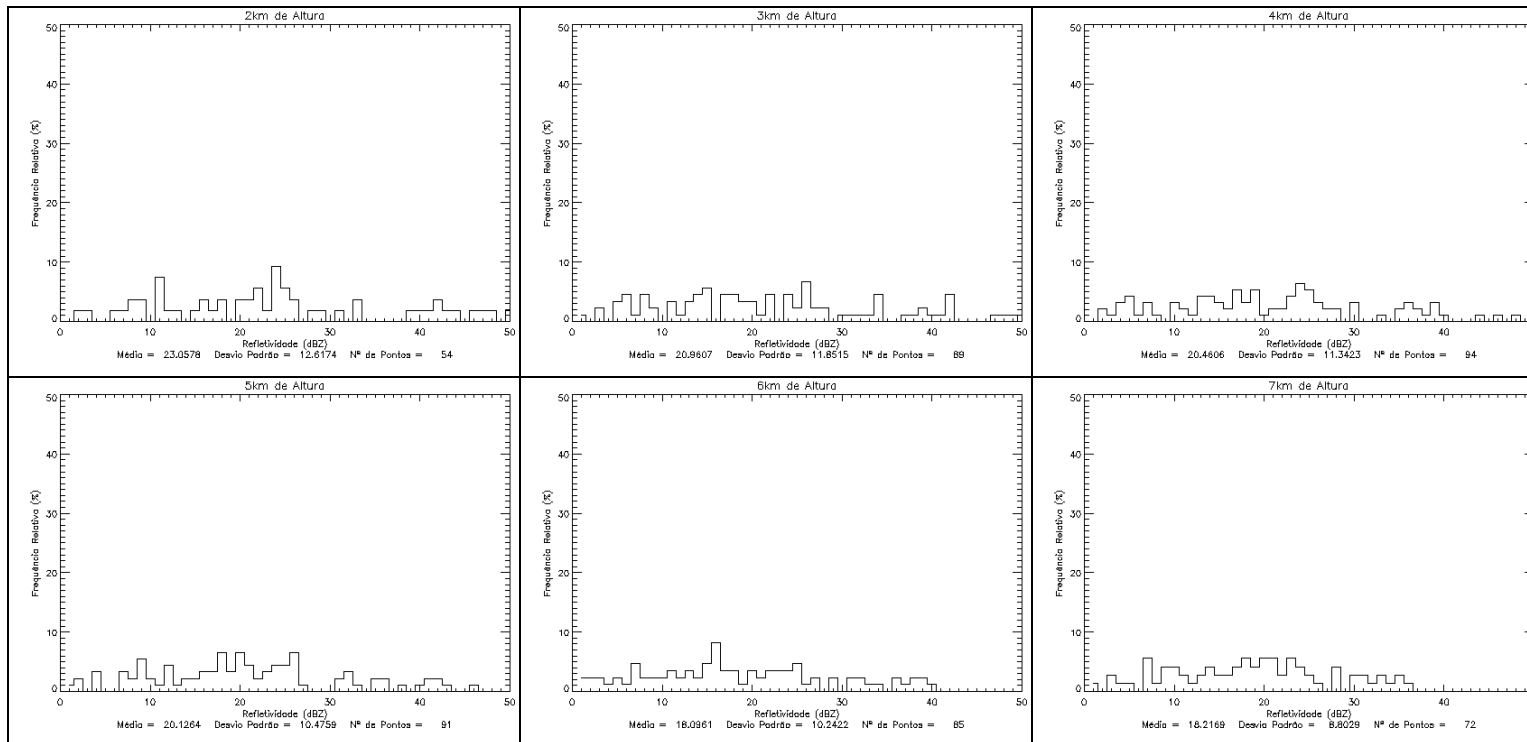


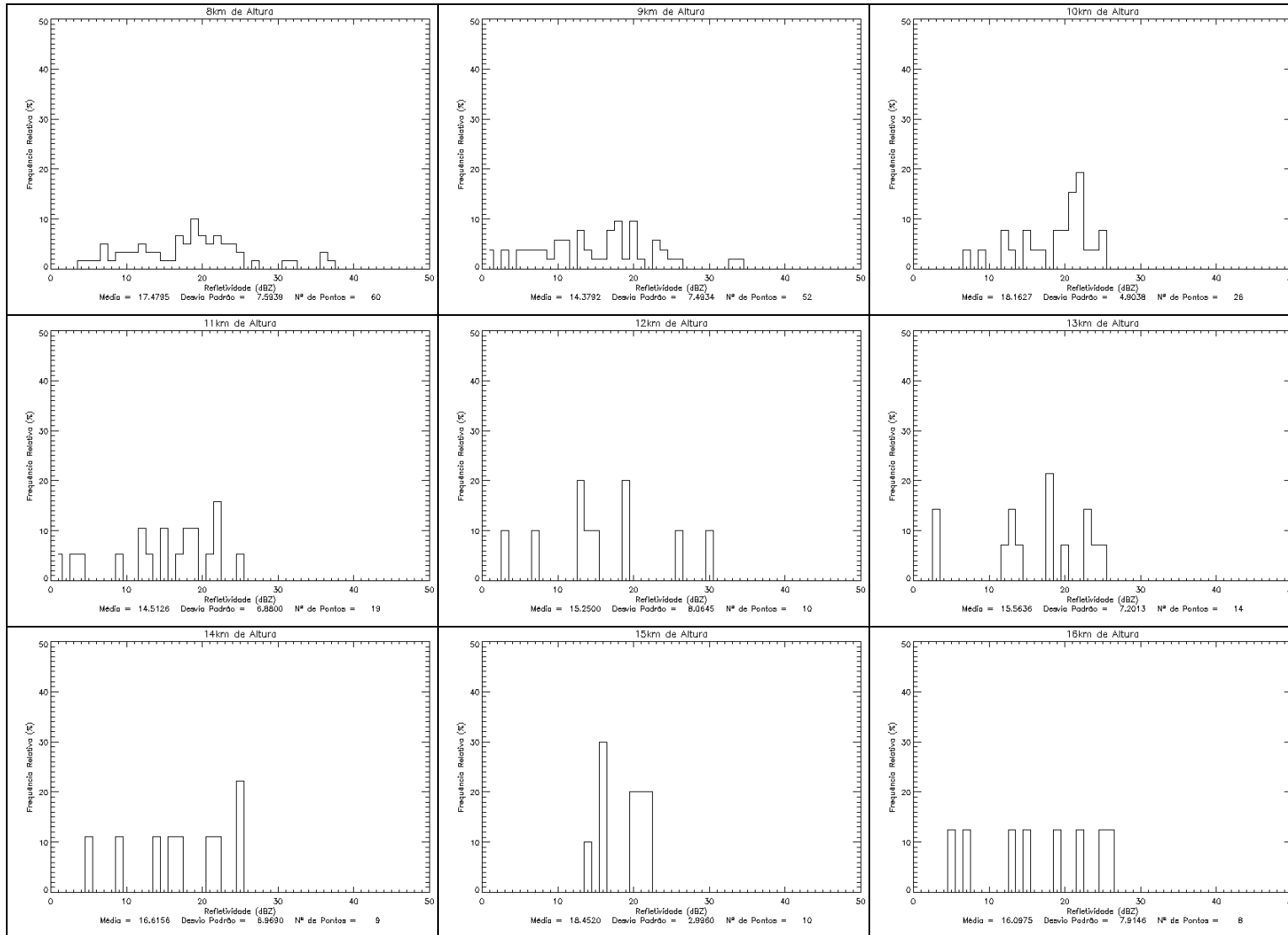
Tipo 4 – Cúmulos 2



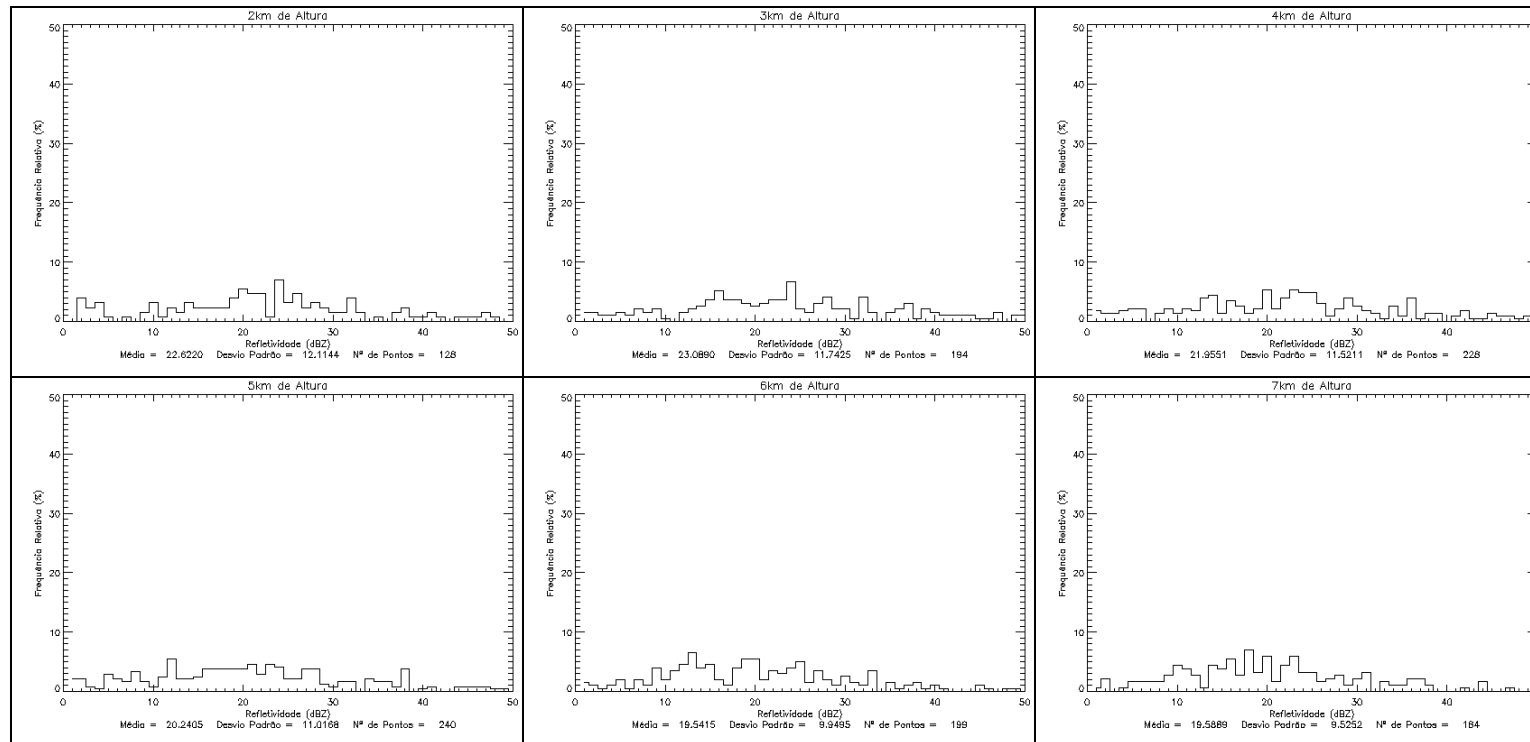


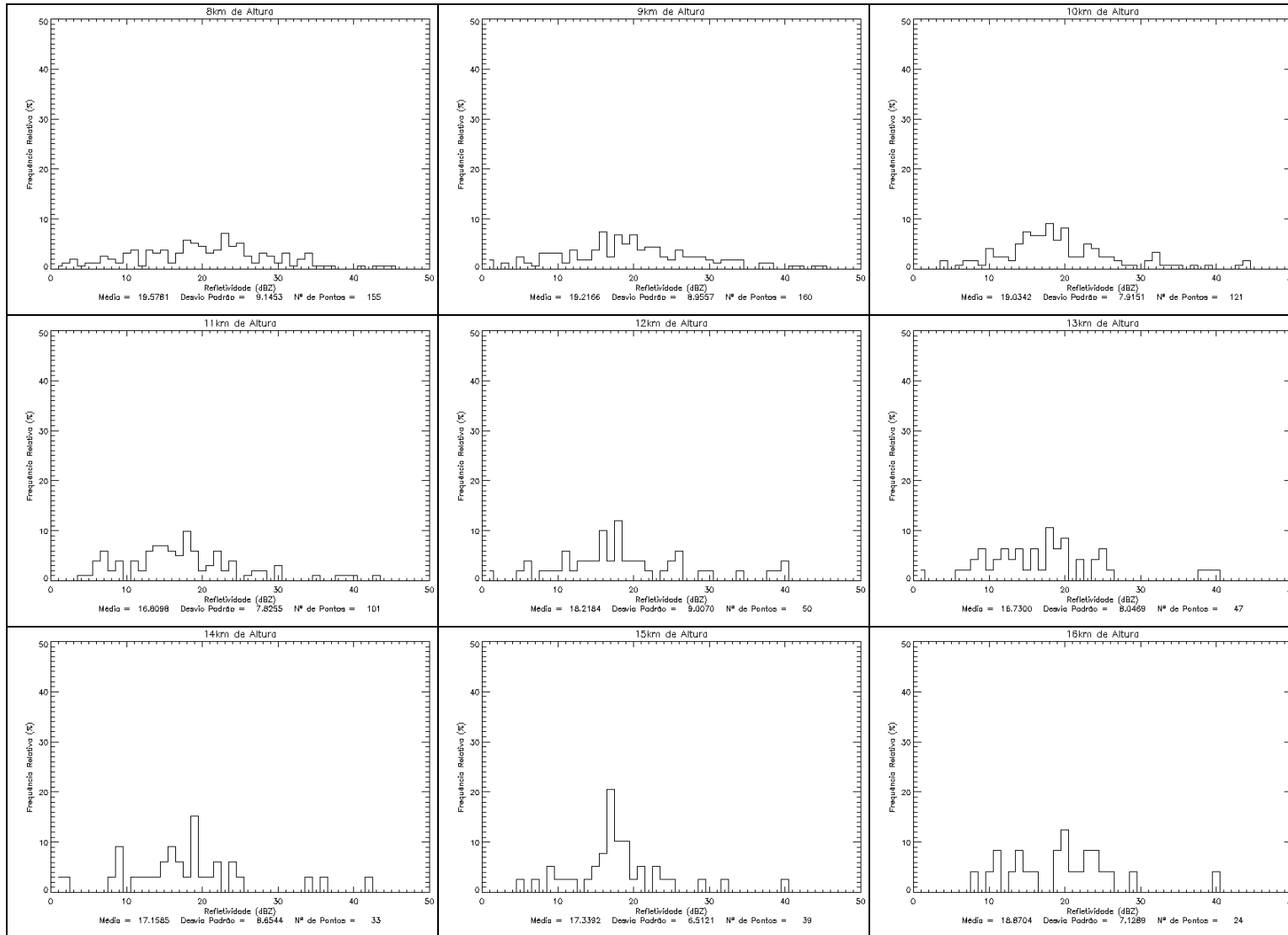
Tipo 5 – Estratos 1



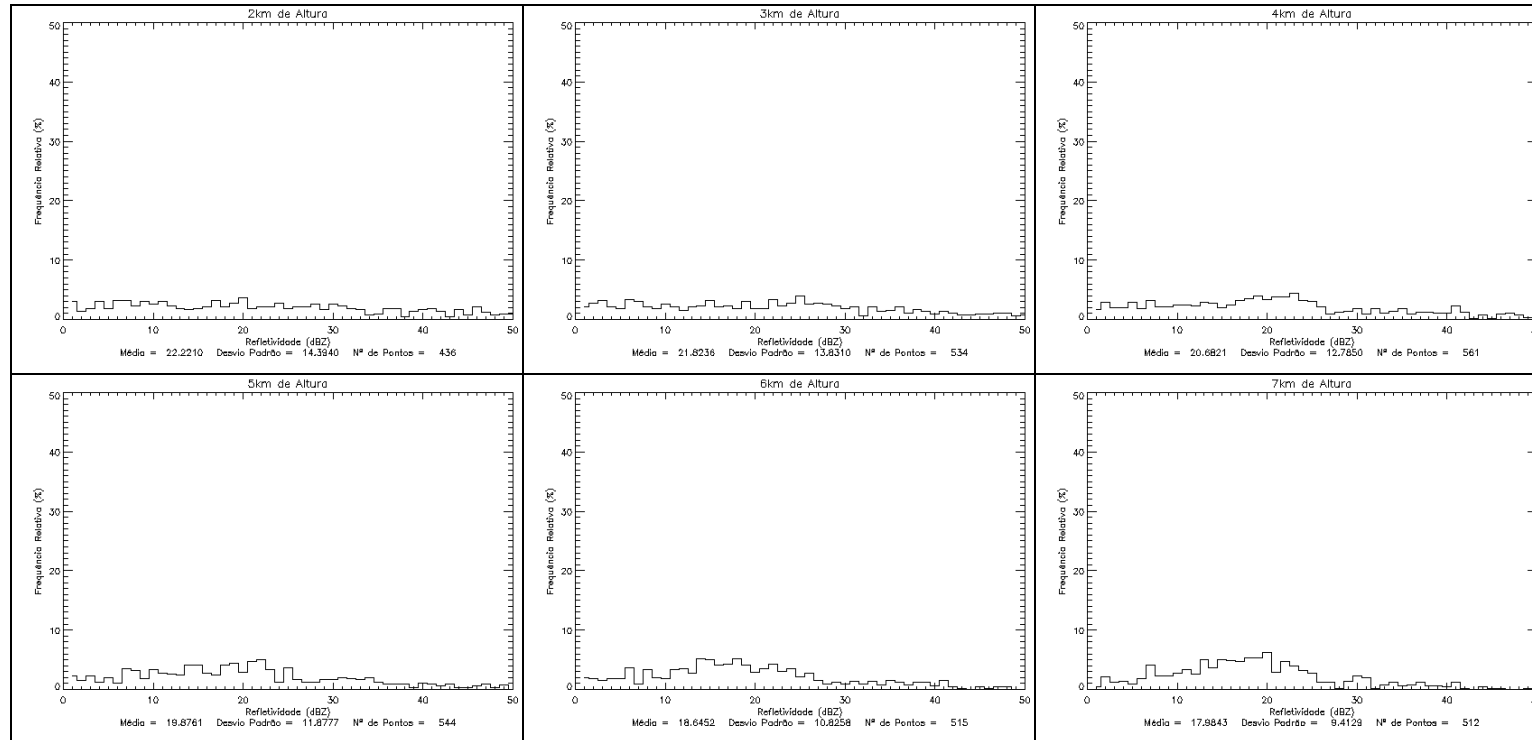


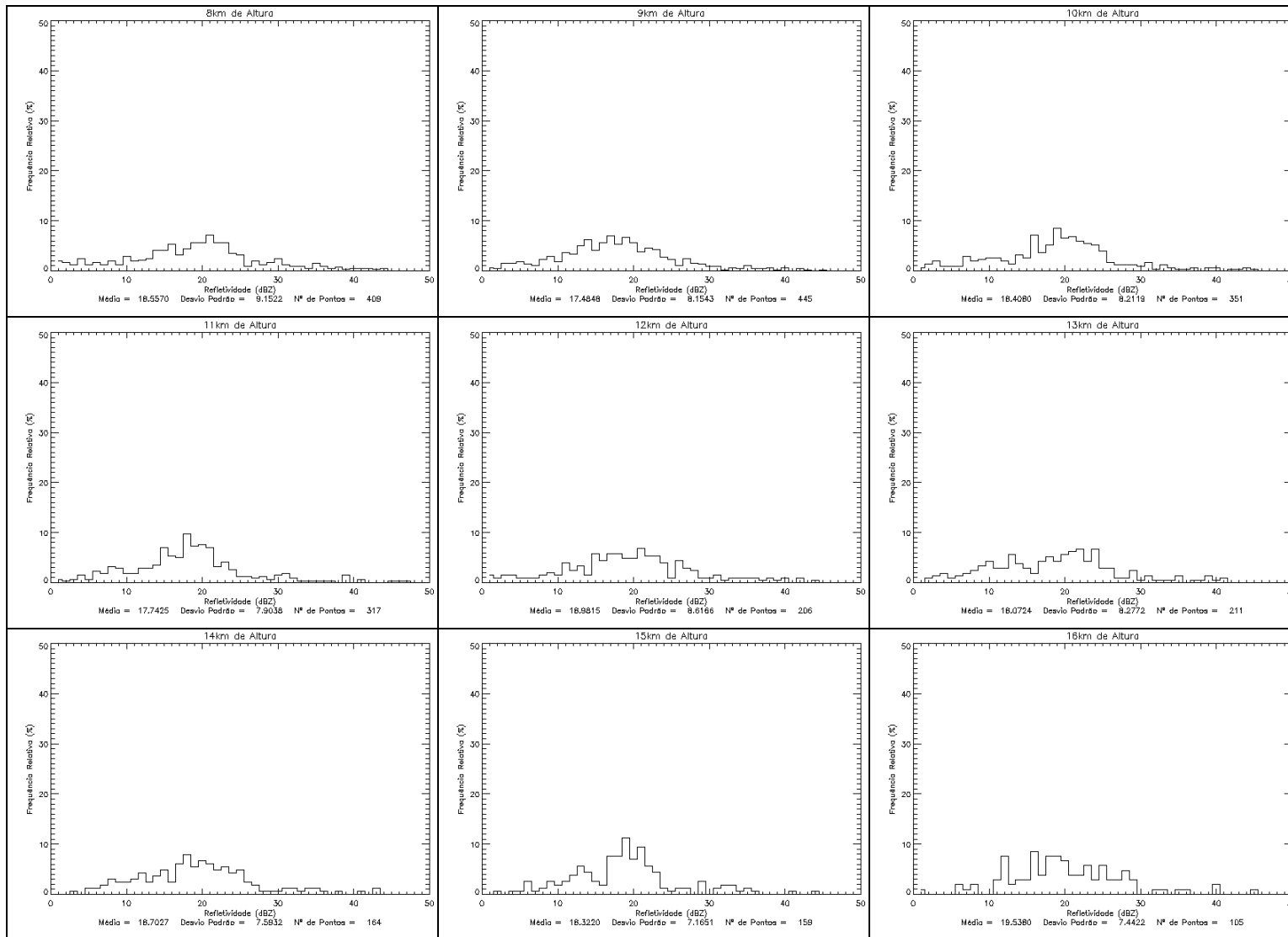
Tipo 6 – Superfície 2



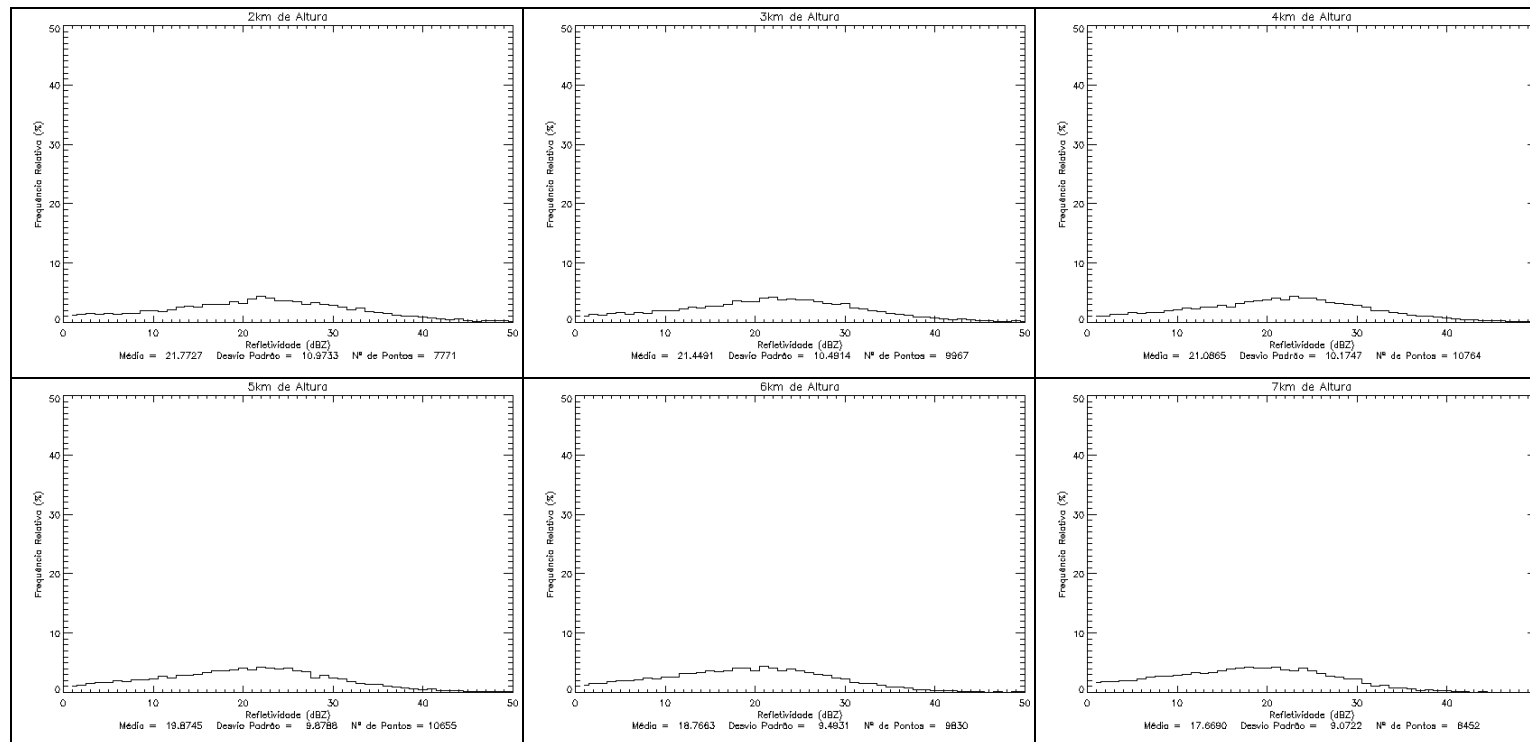


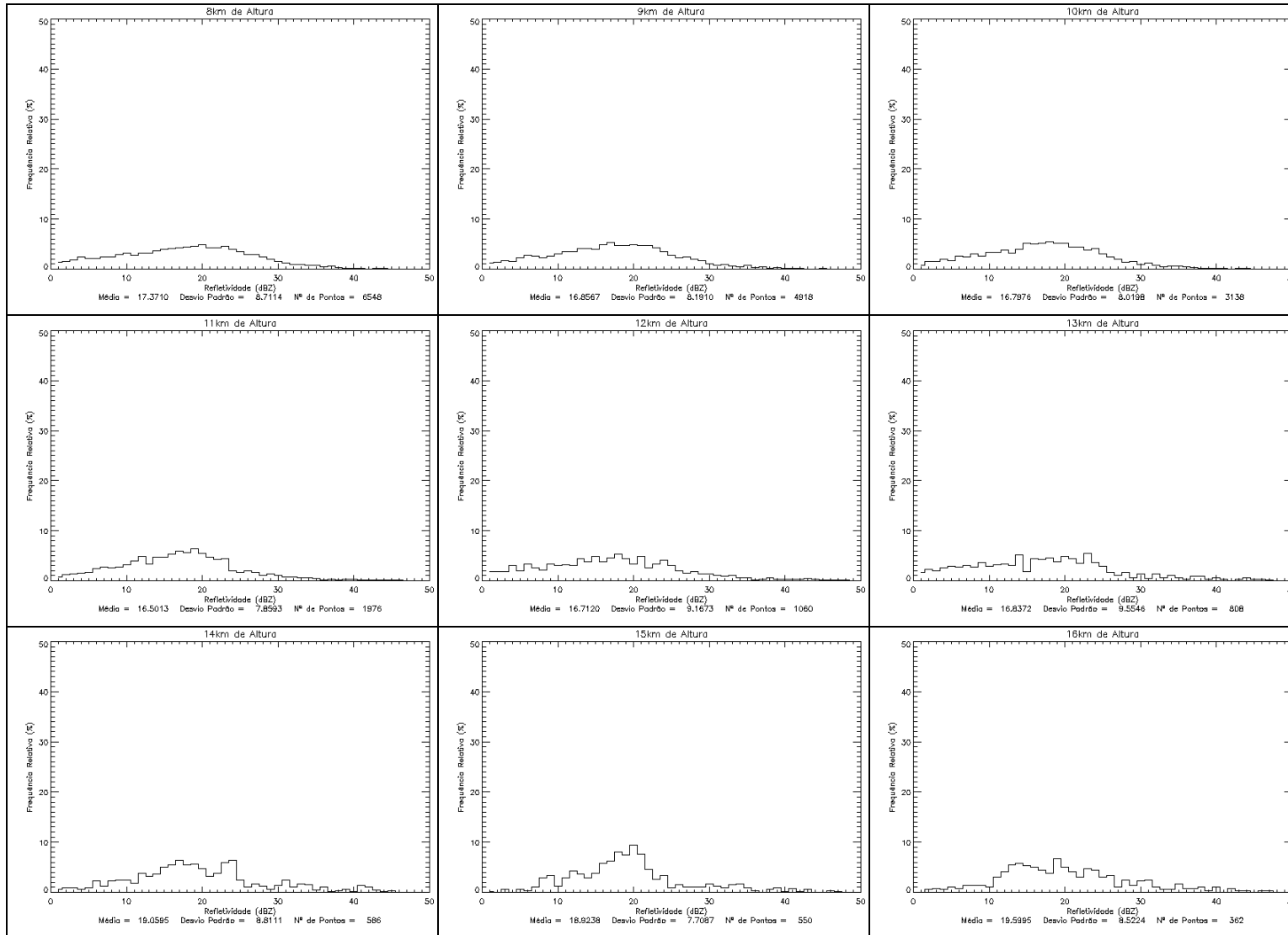
Tipo 7 – Cúmulos 4



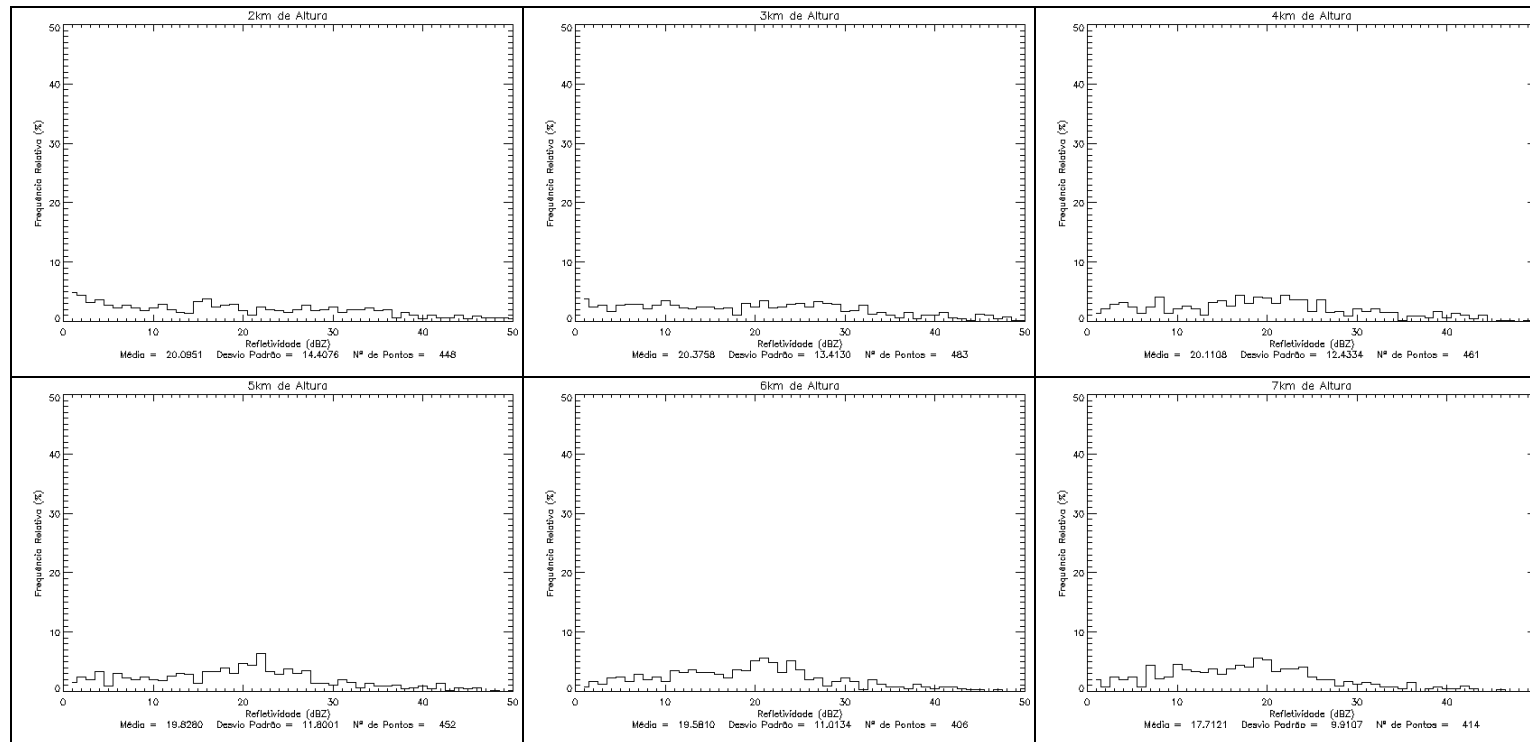


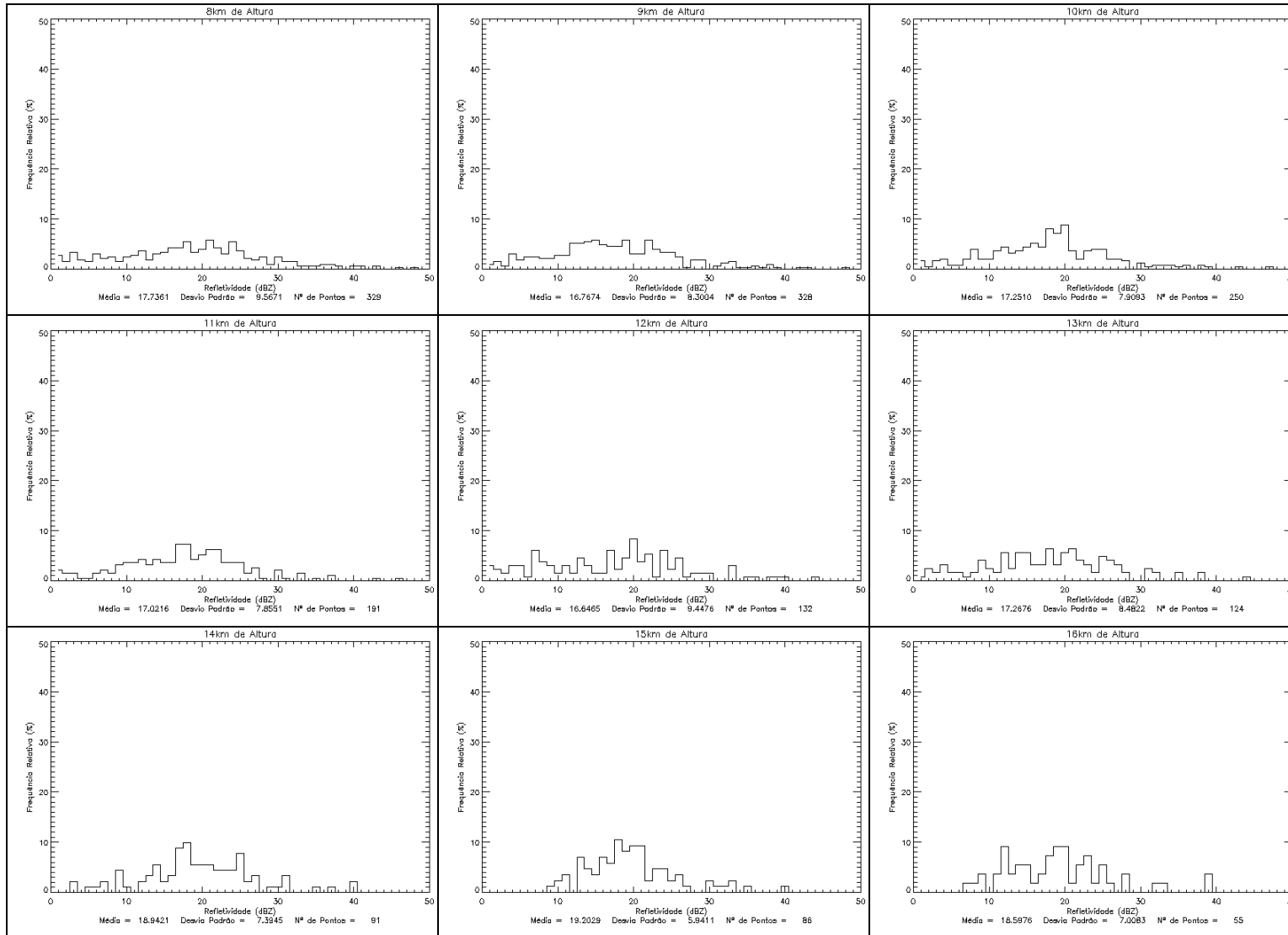
Tipo 8 – Cirros 4



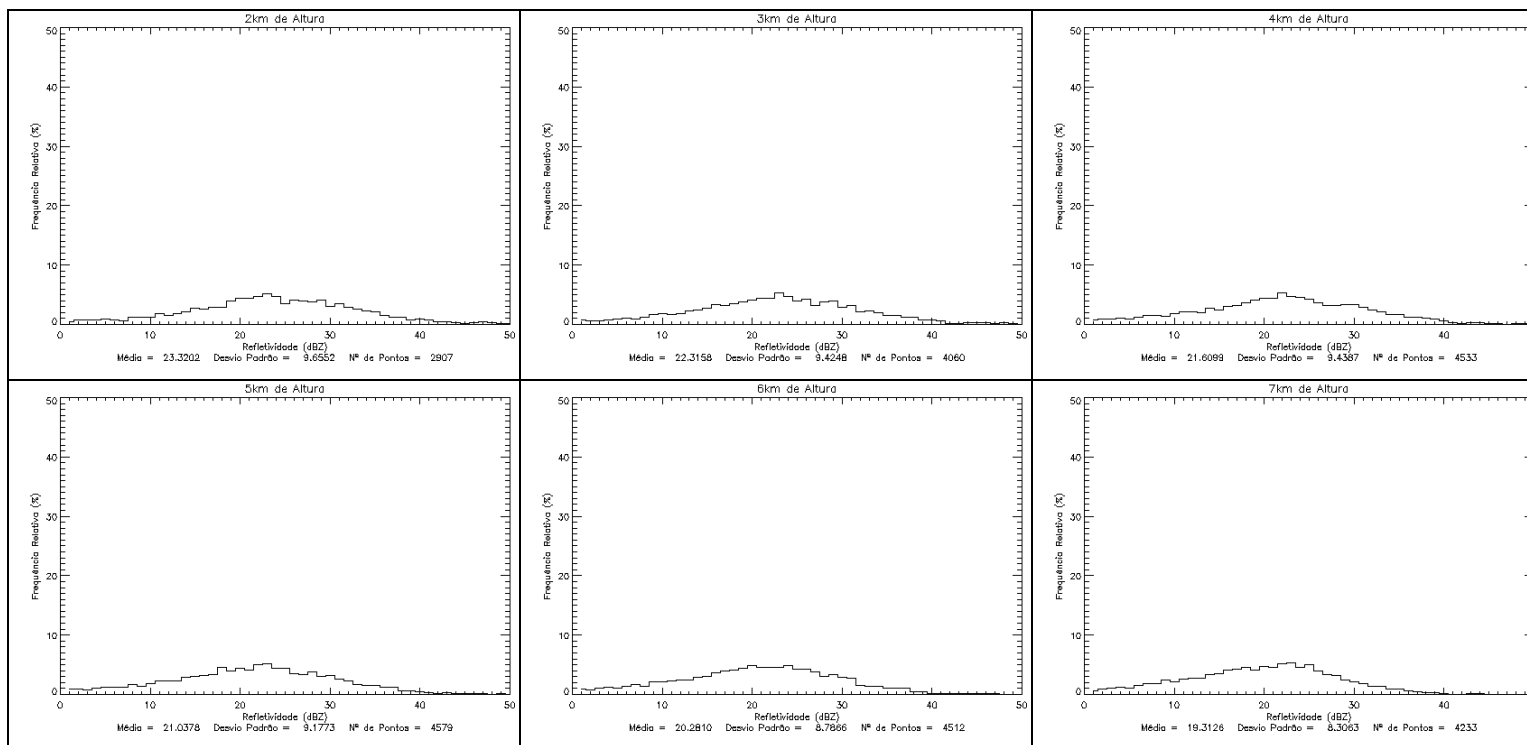


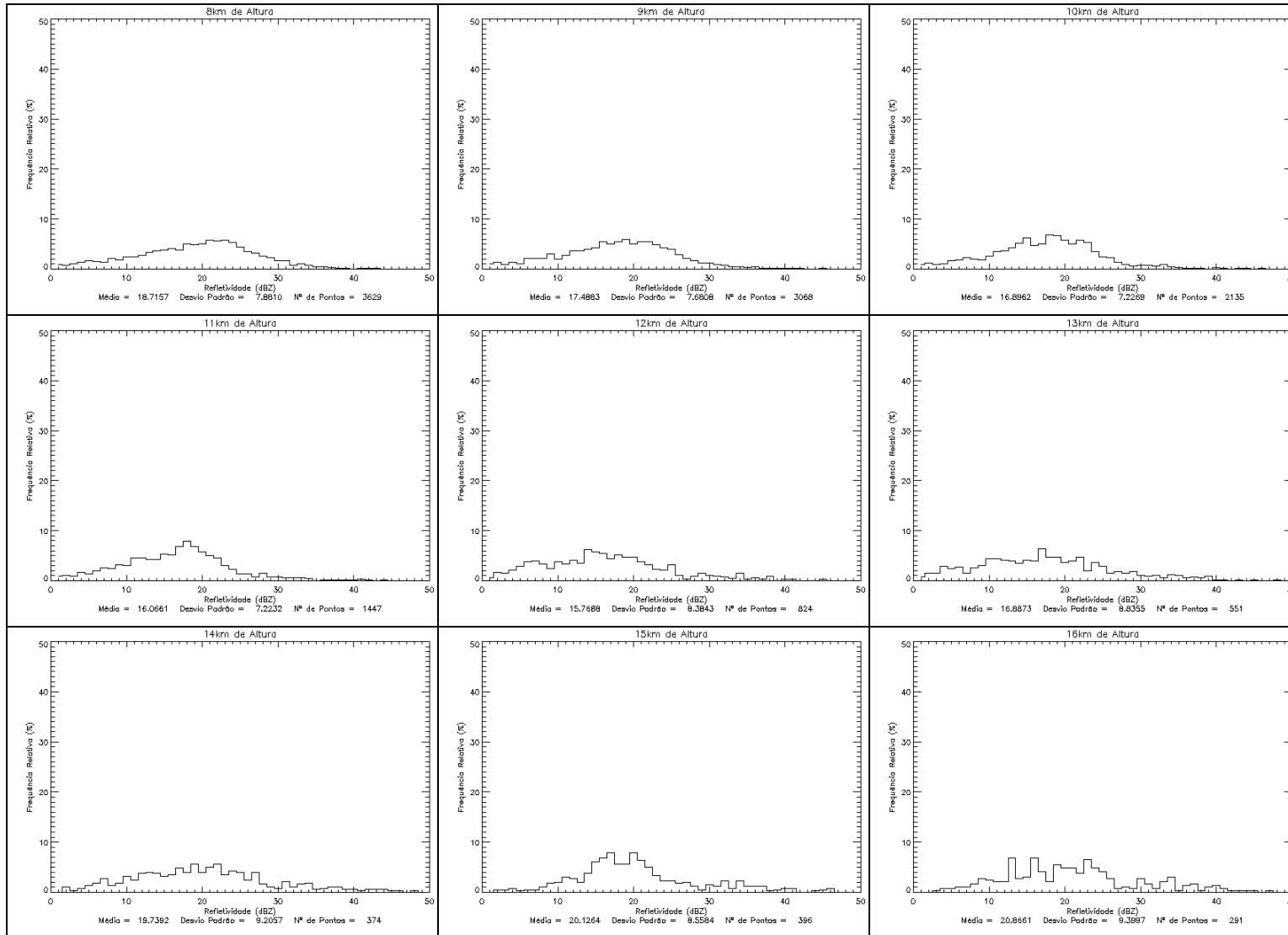
Tipo 9 – Cúmulos 3



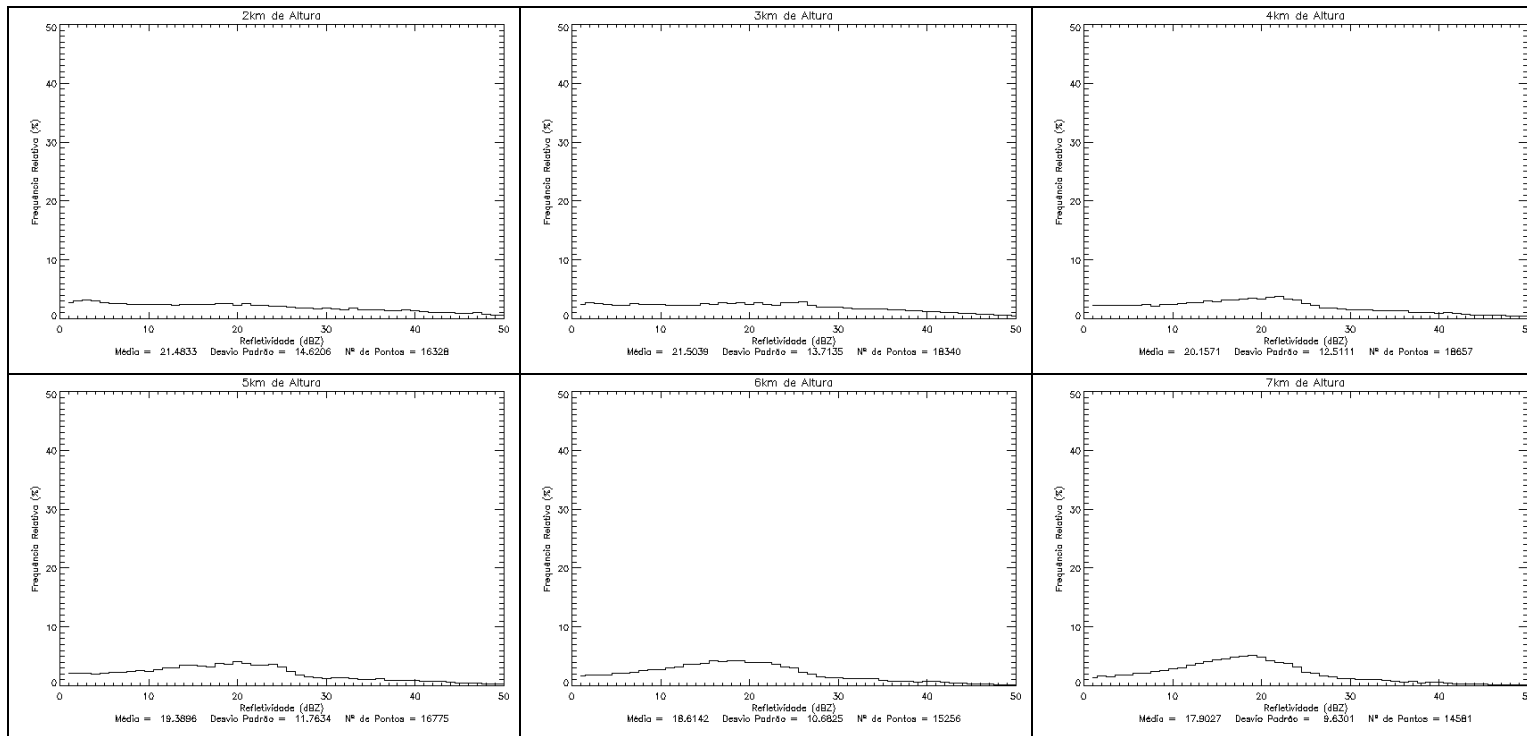


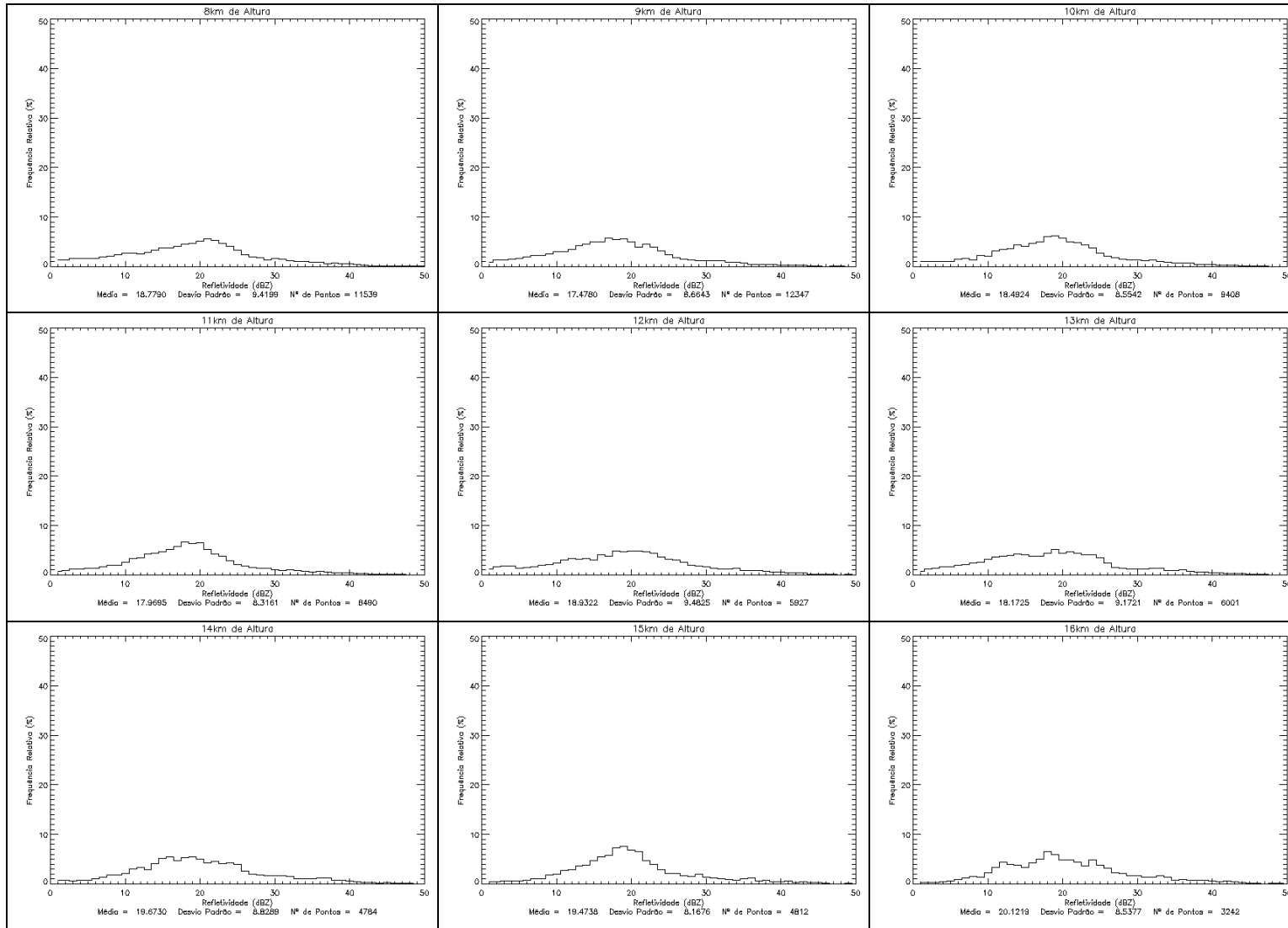
Tipo 10 – Estratos 4



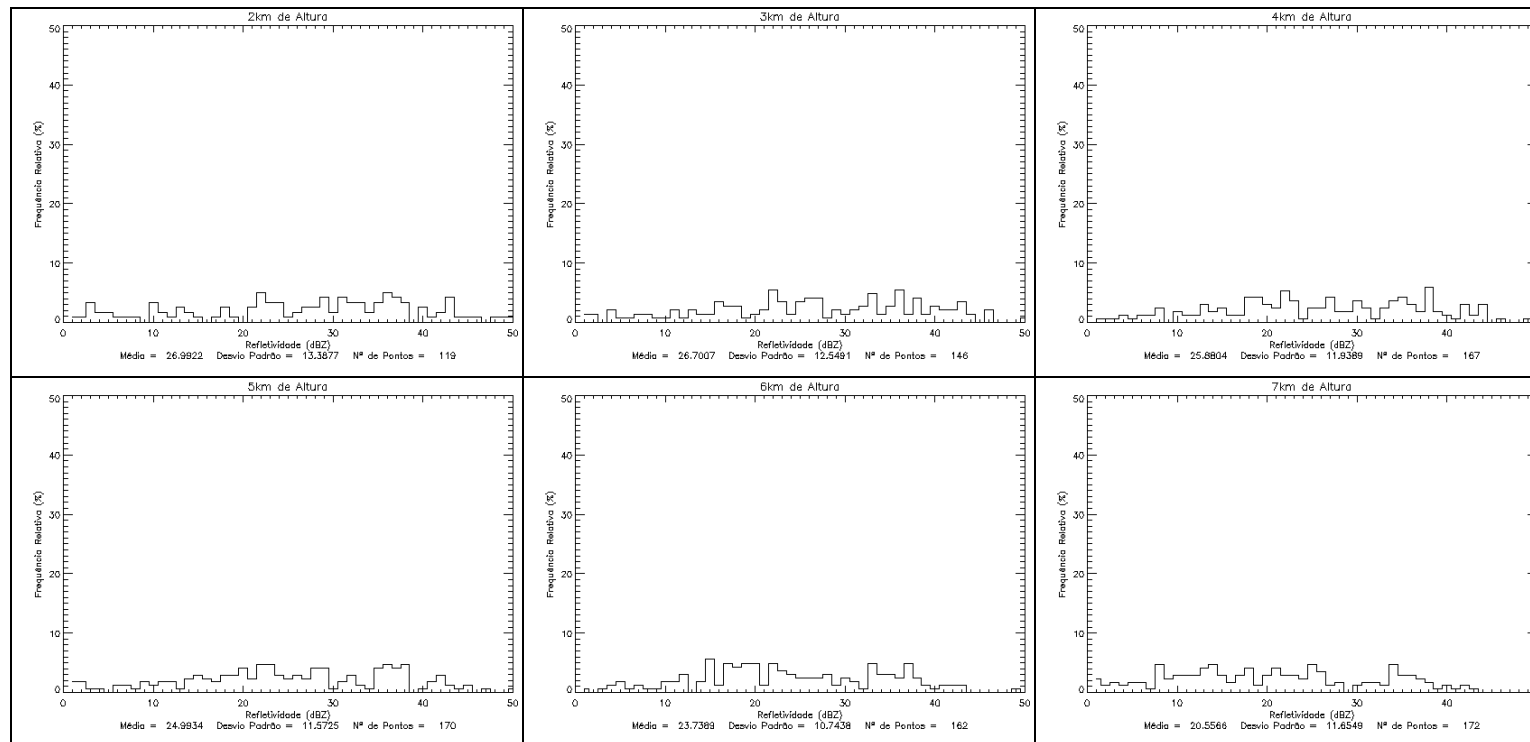


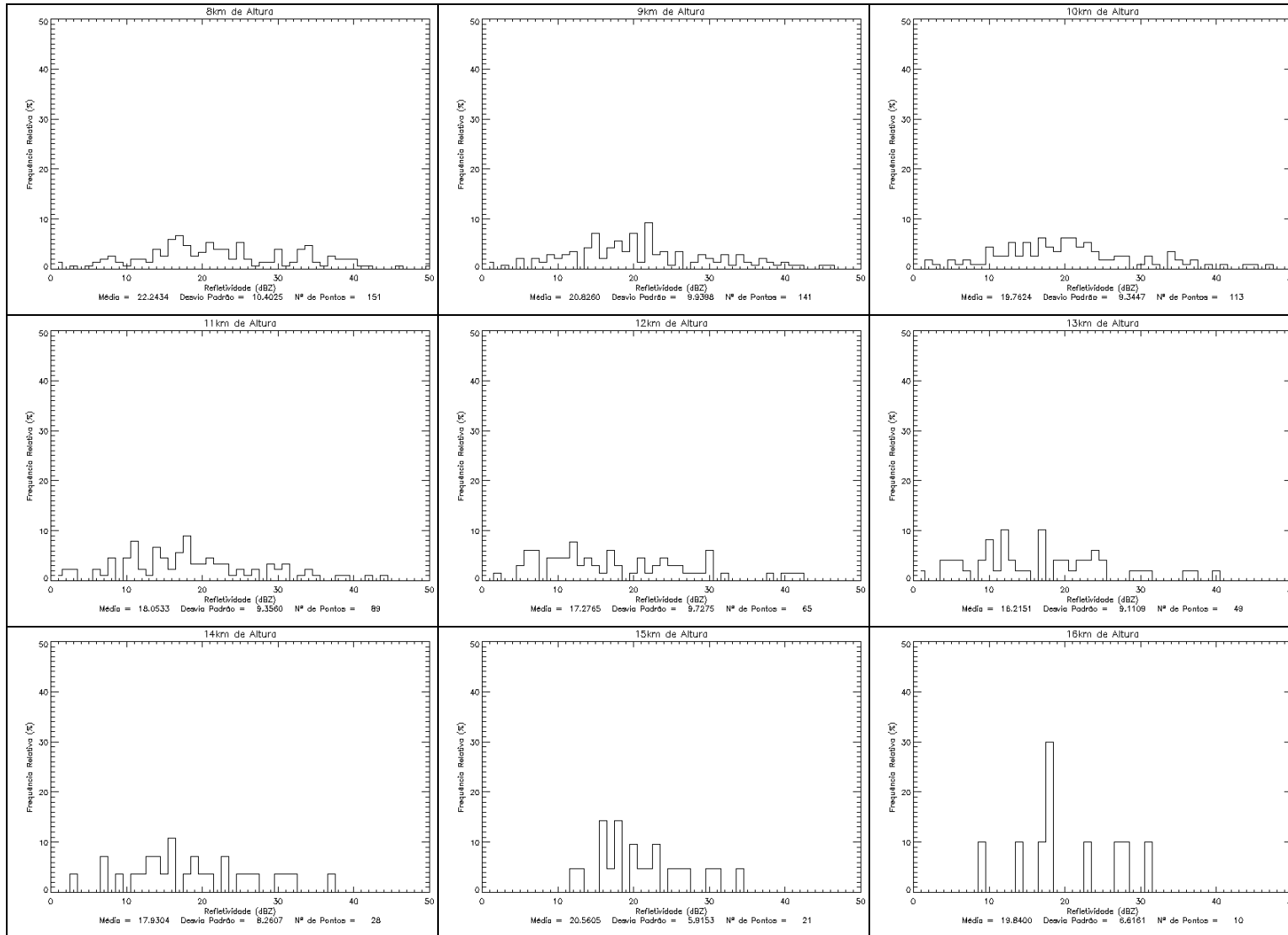
Tipo 11 – Superfície



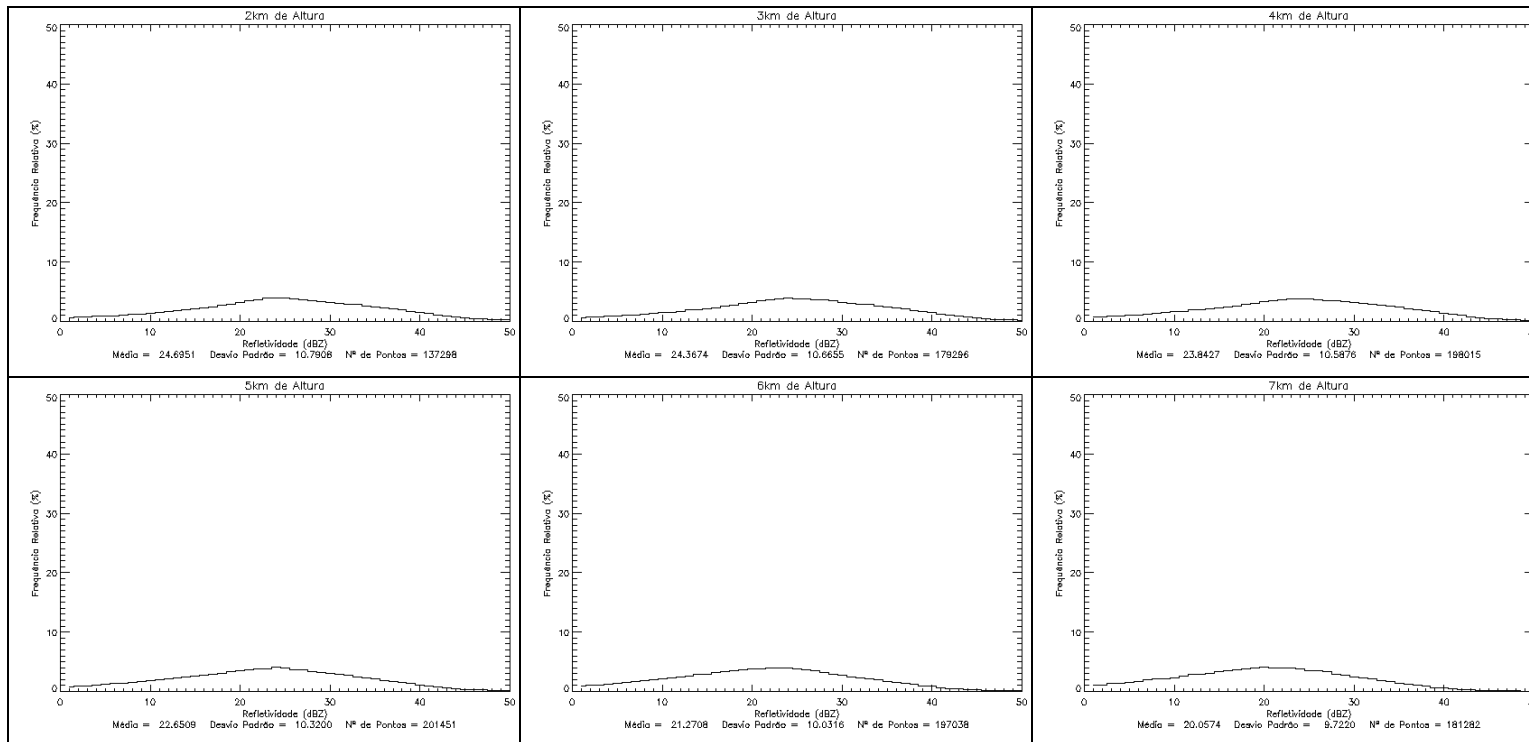


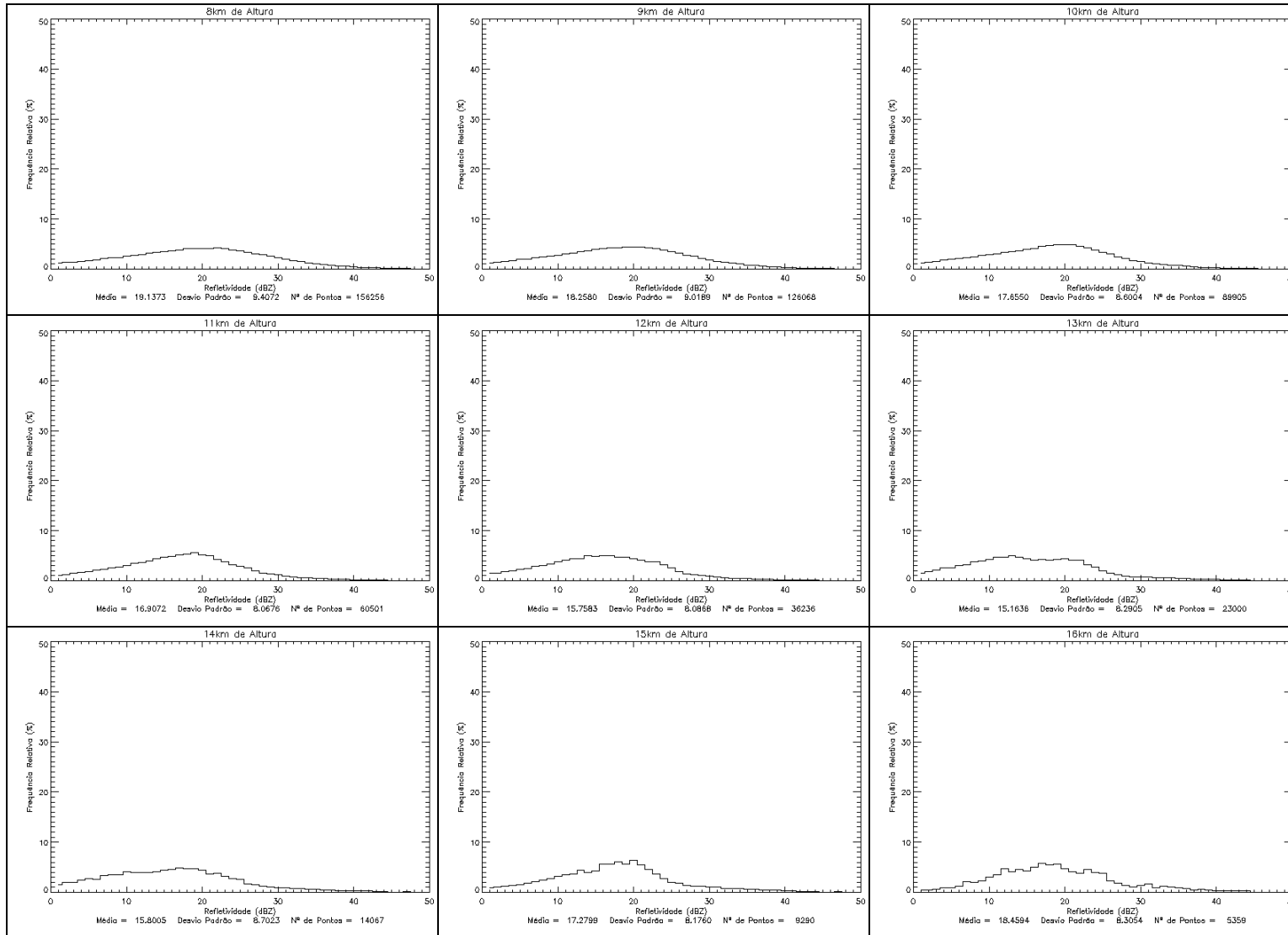
Tipo 12 – Cirros 5



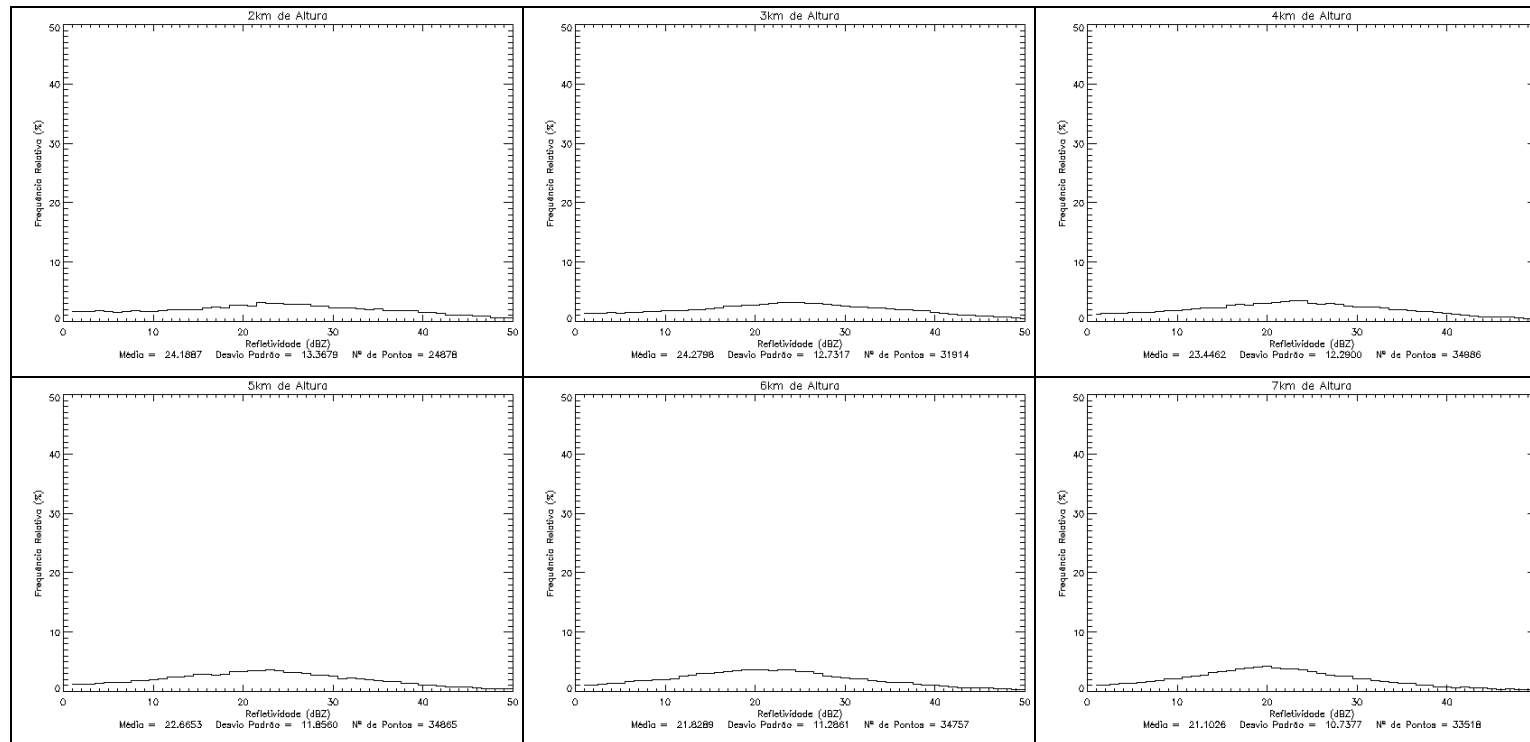


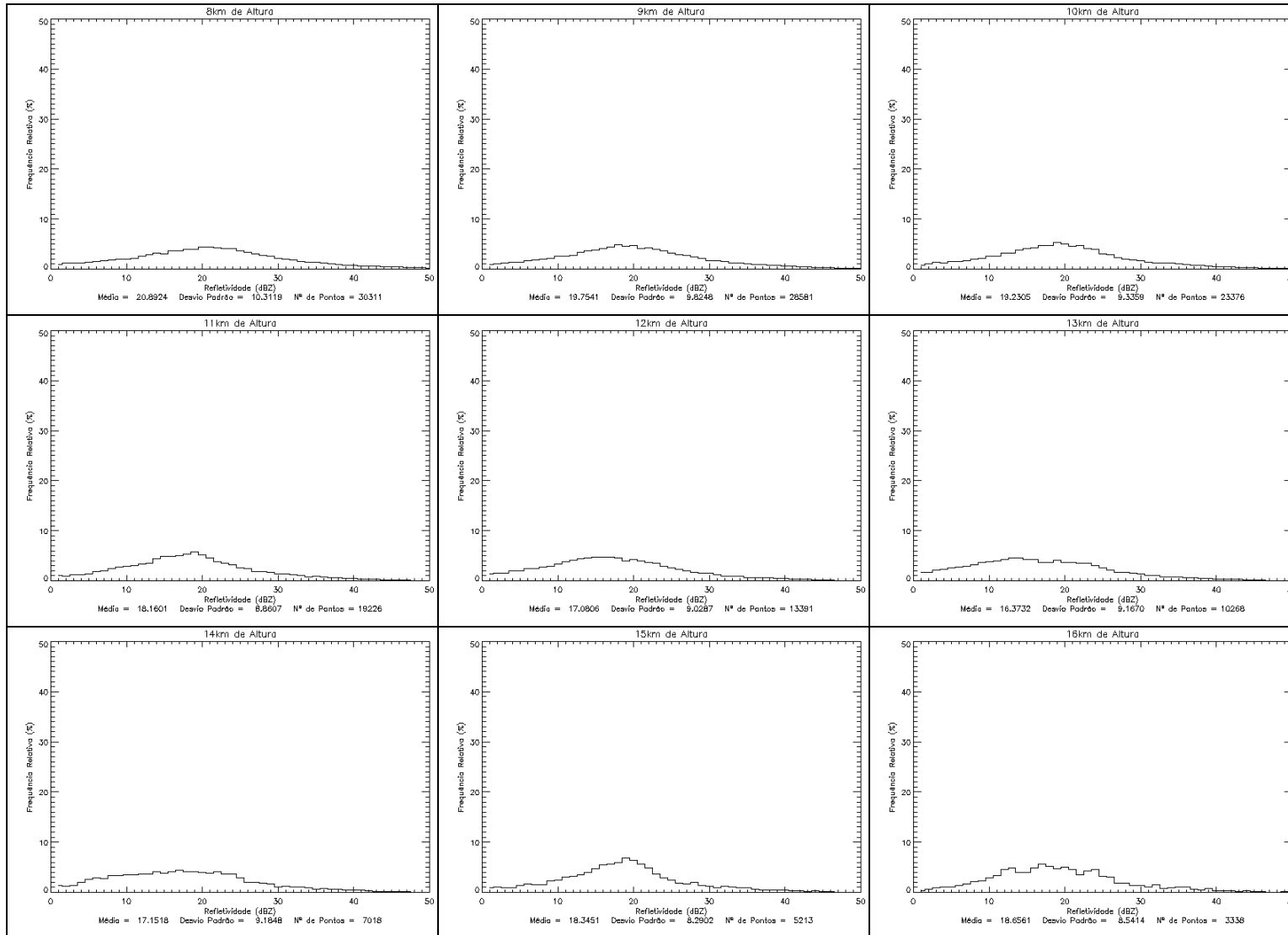
Tipo 13 – Multicamadas 3



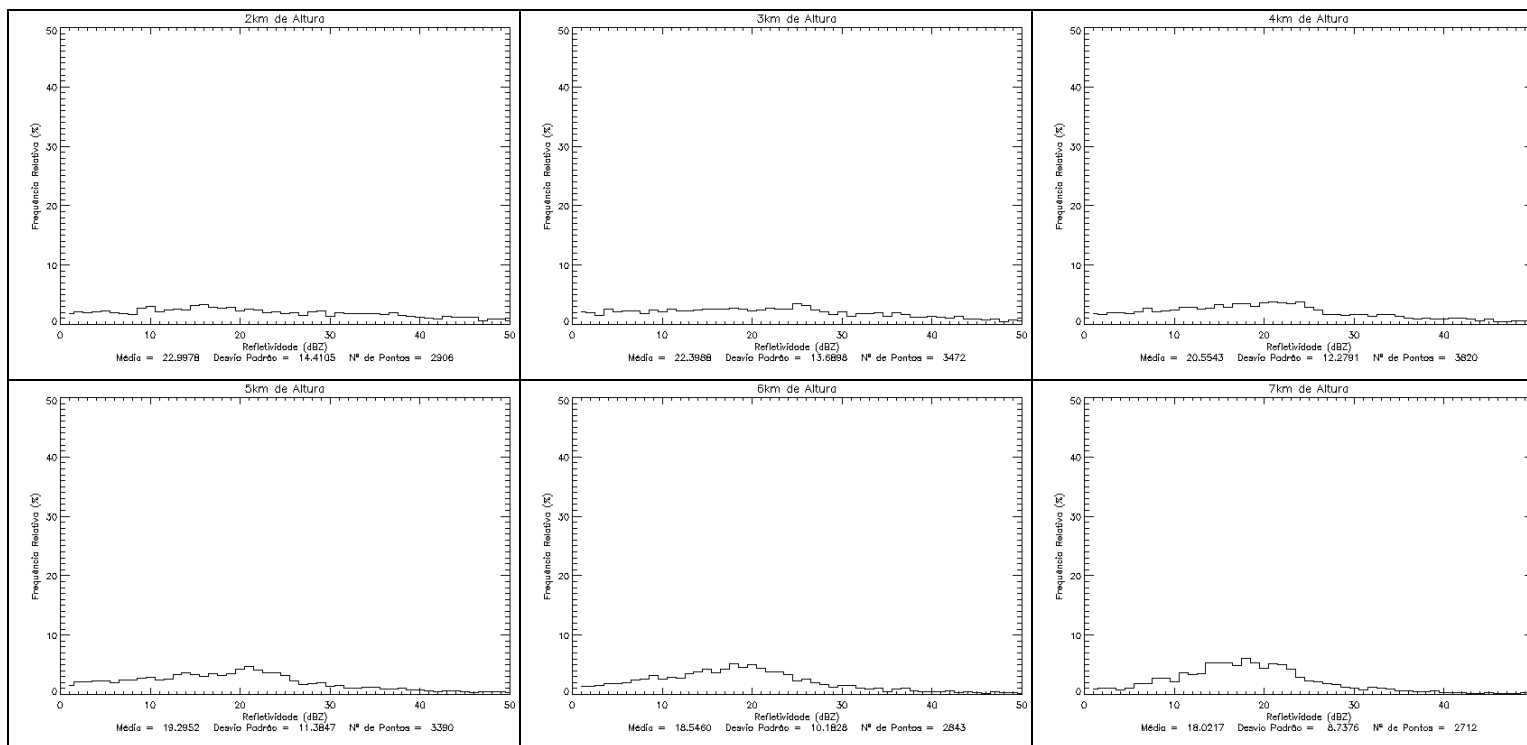


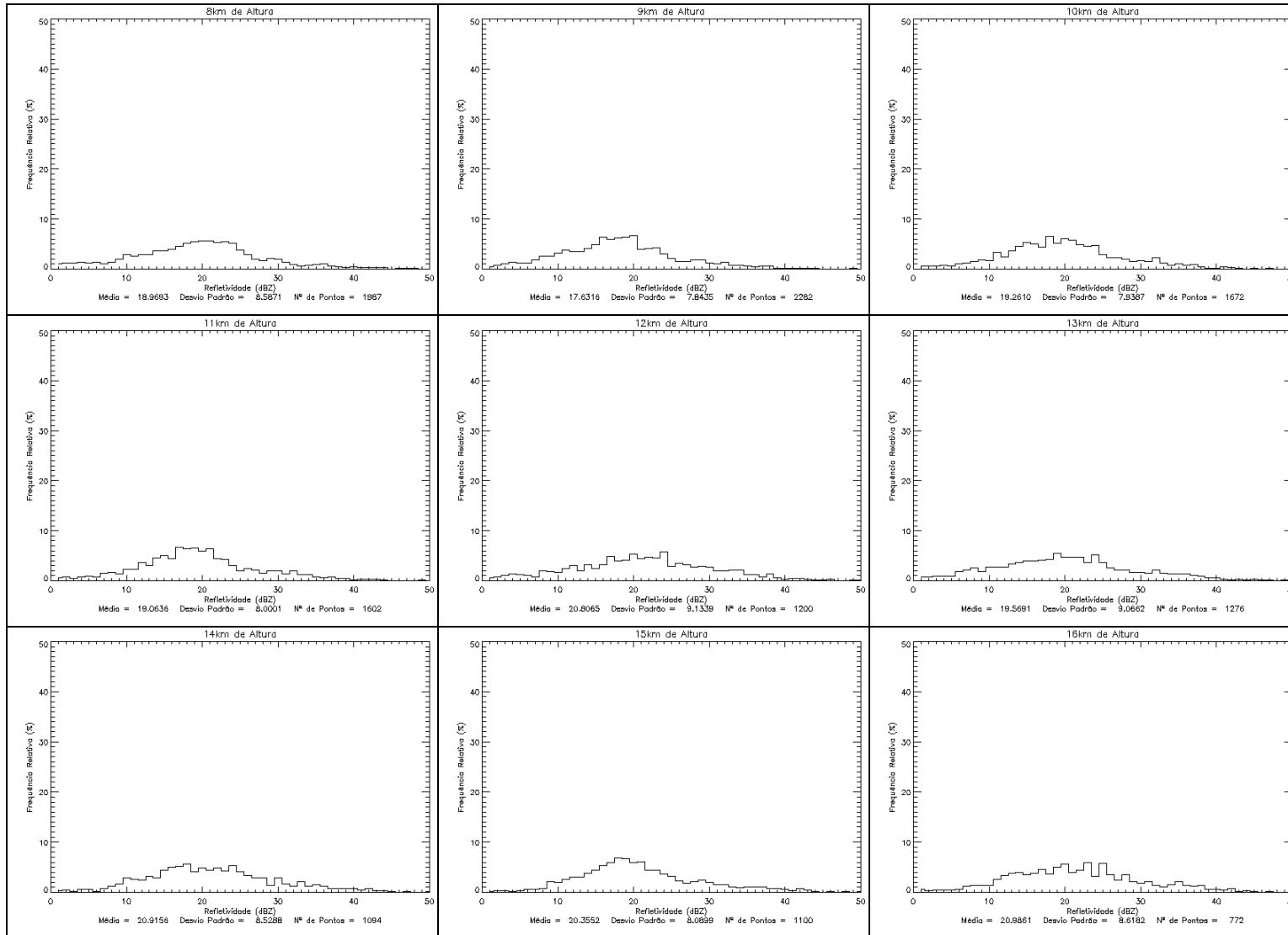
Tipo 14 – Multicamadas 1



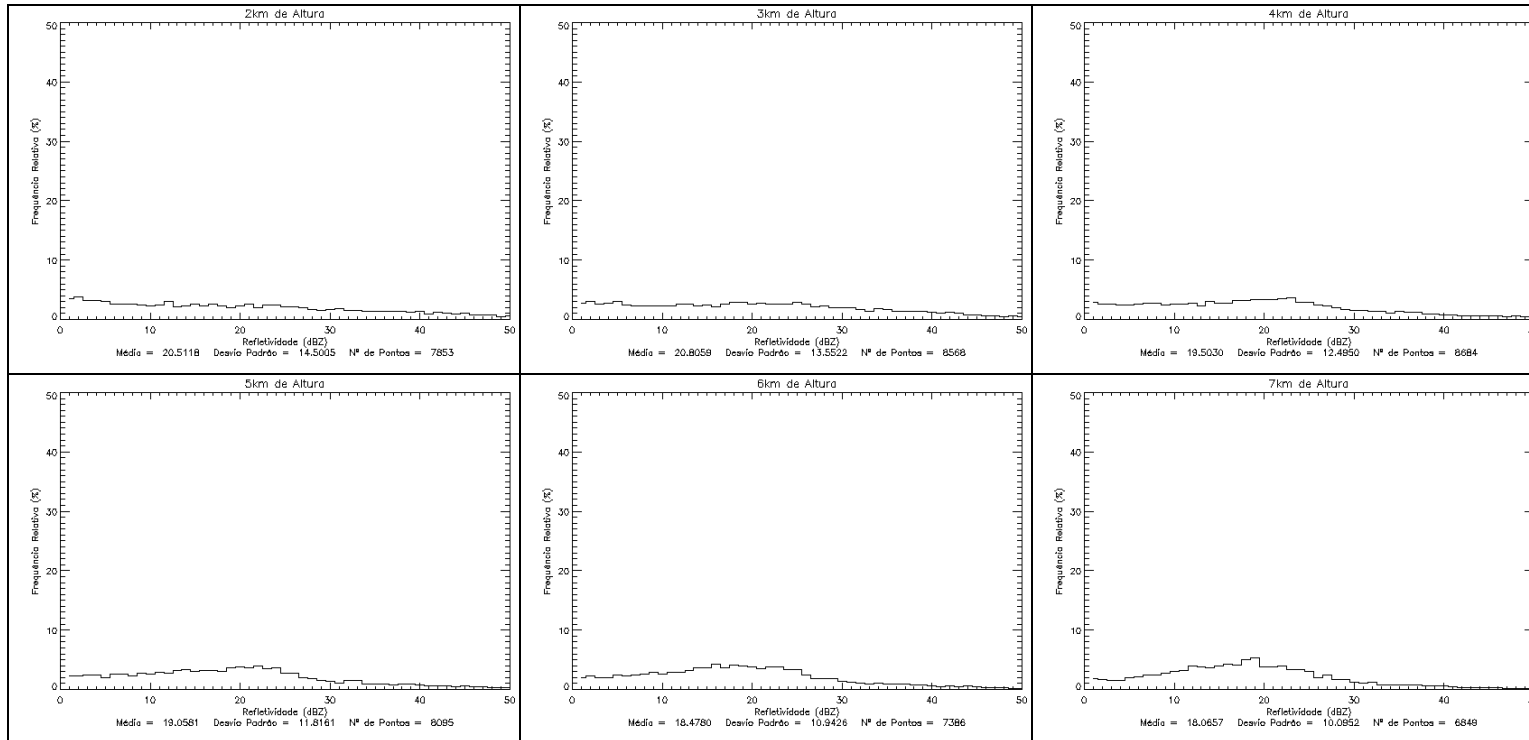


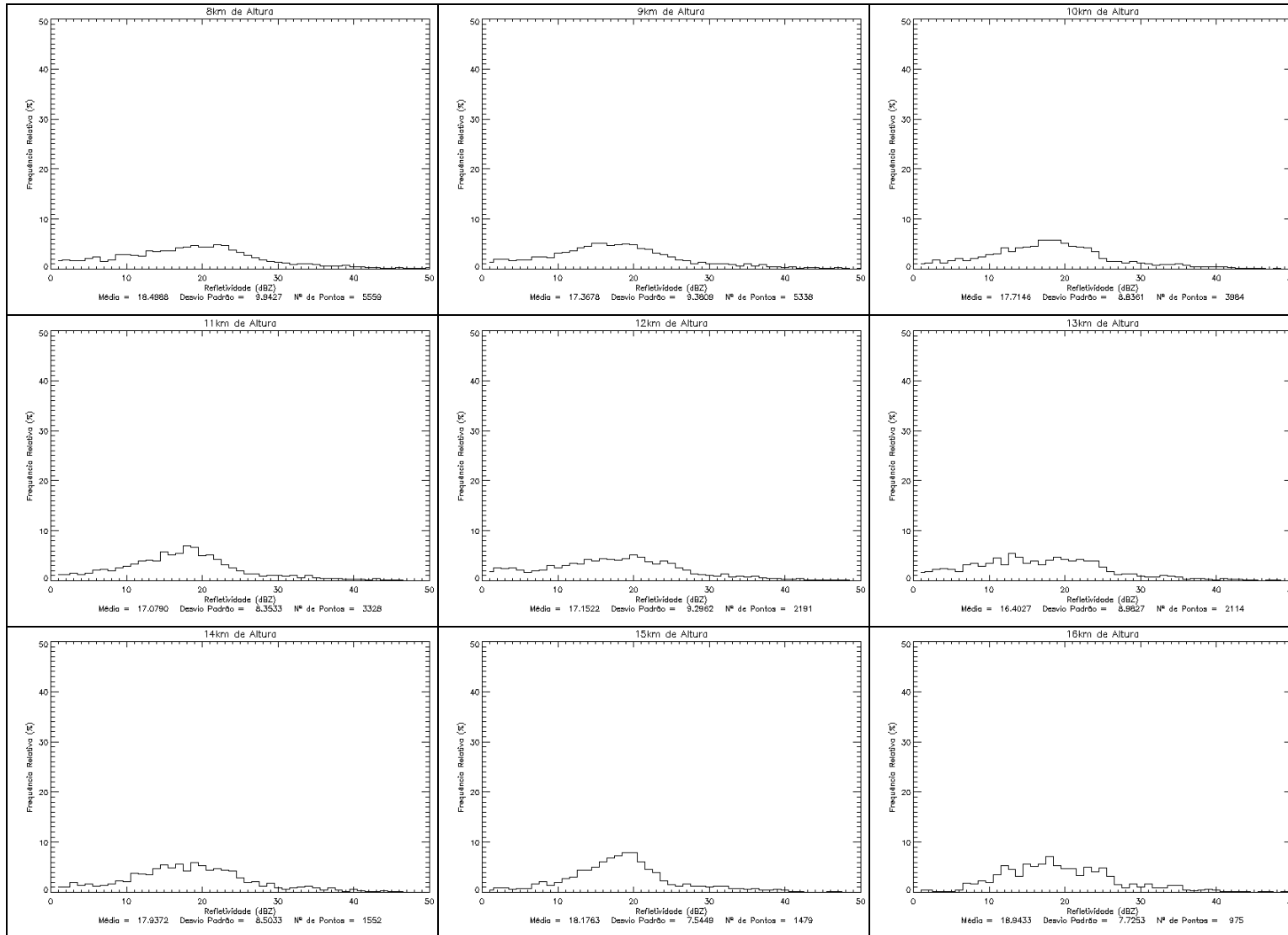
Tipo 15 – Cúmulos 1



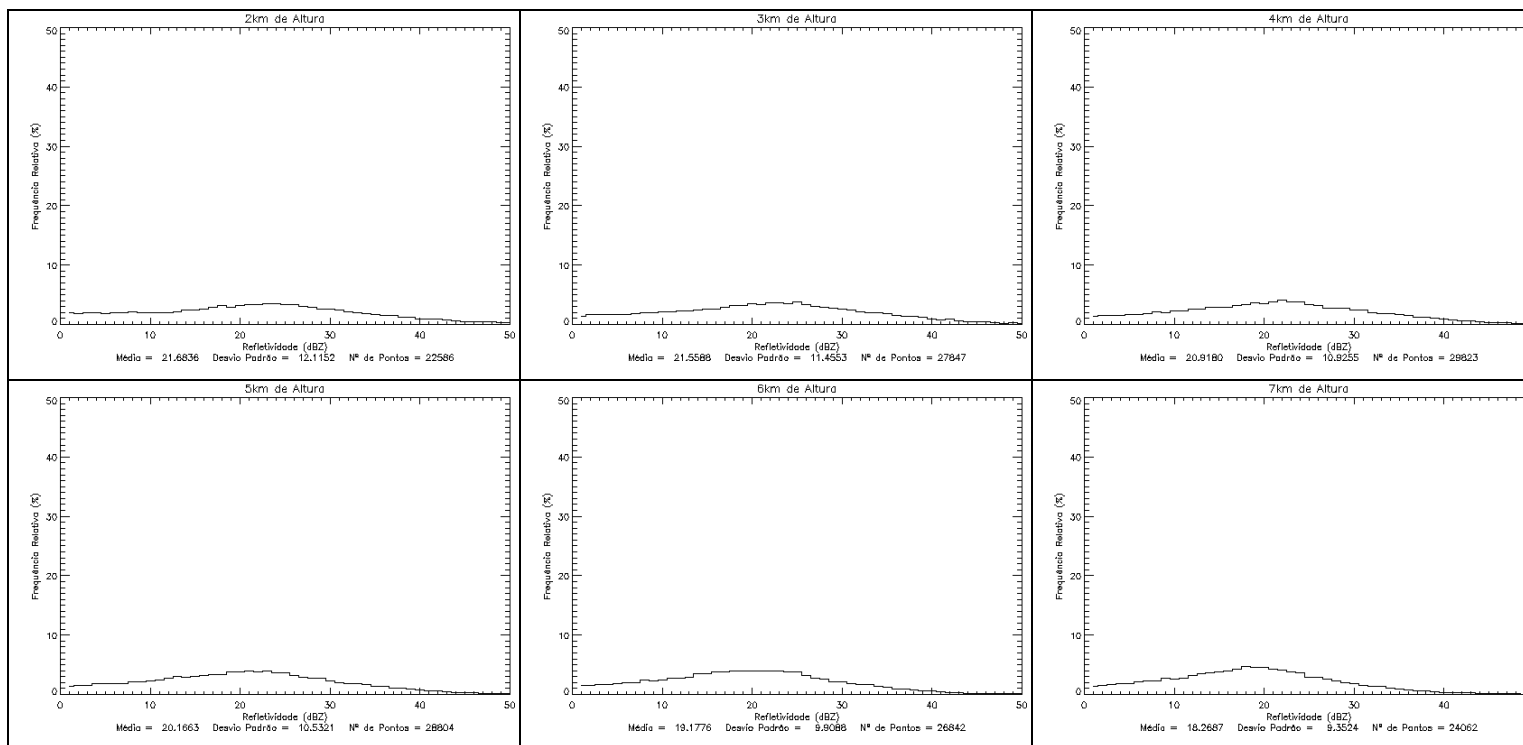


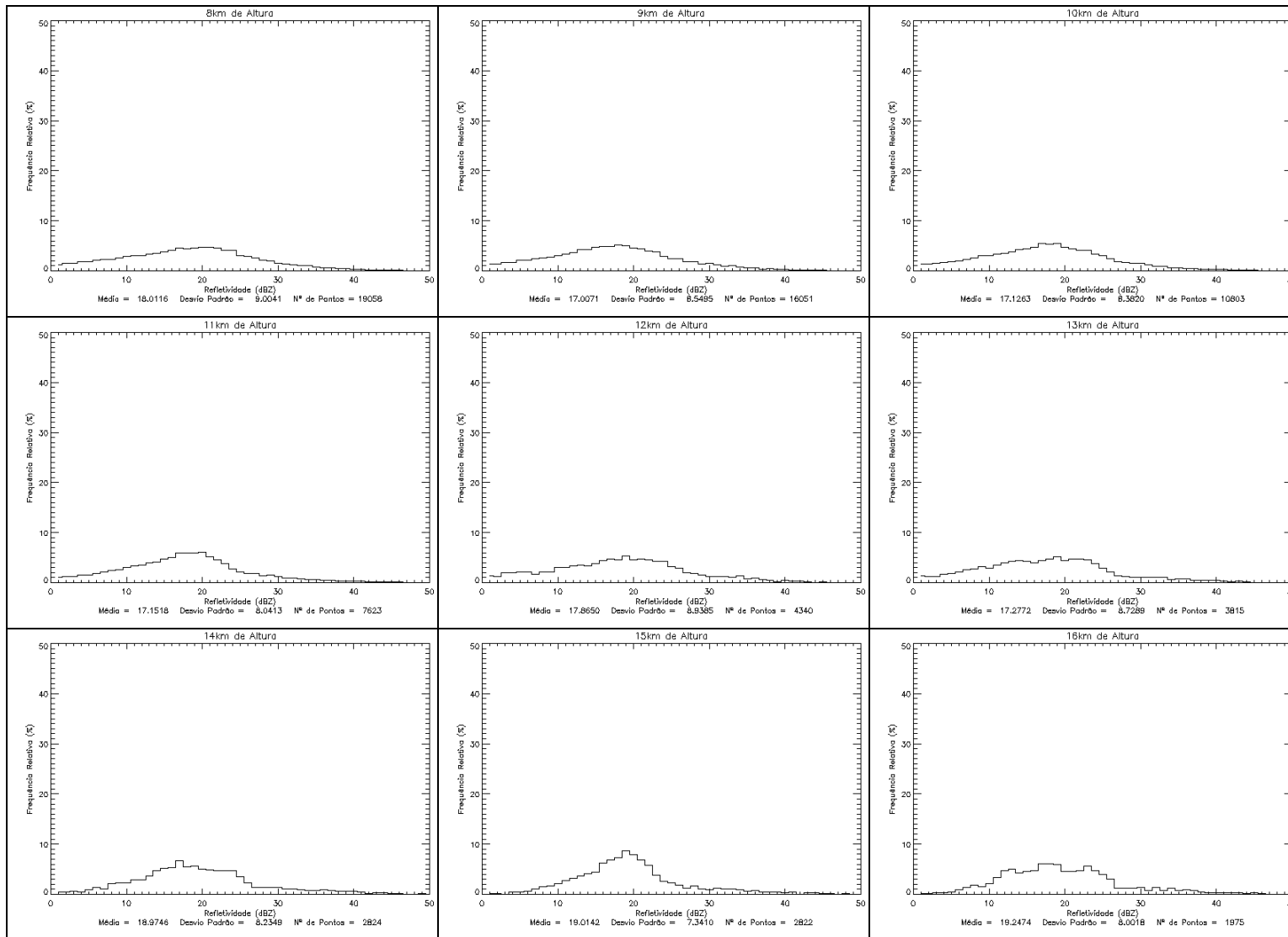
Tipo 16 – Cúmulos 1



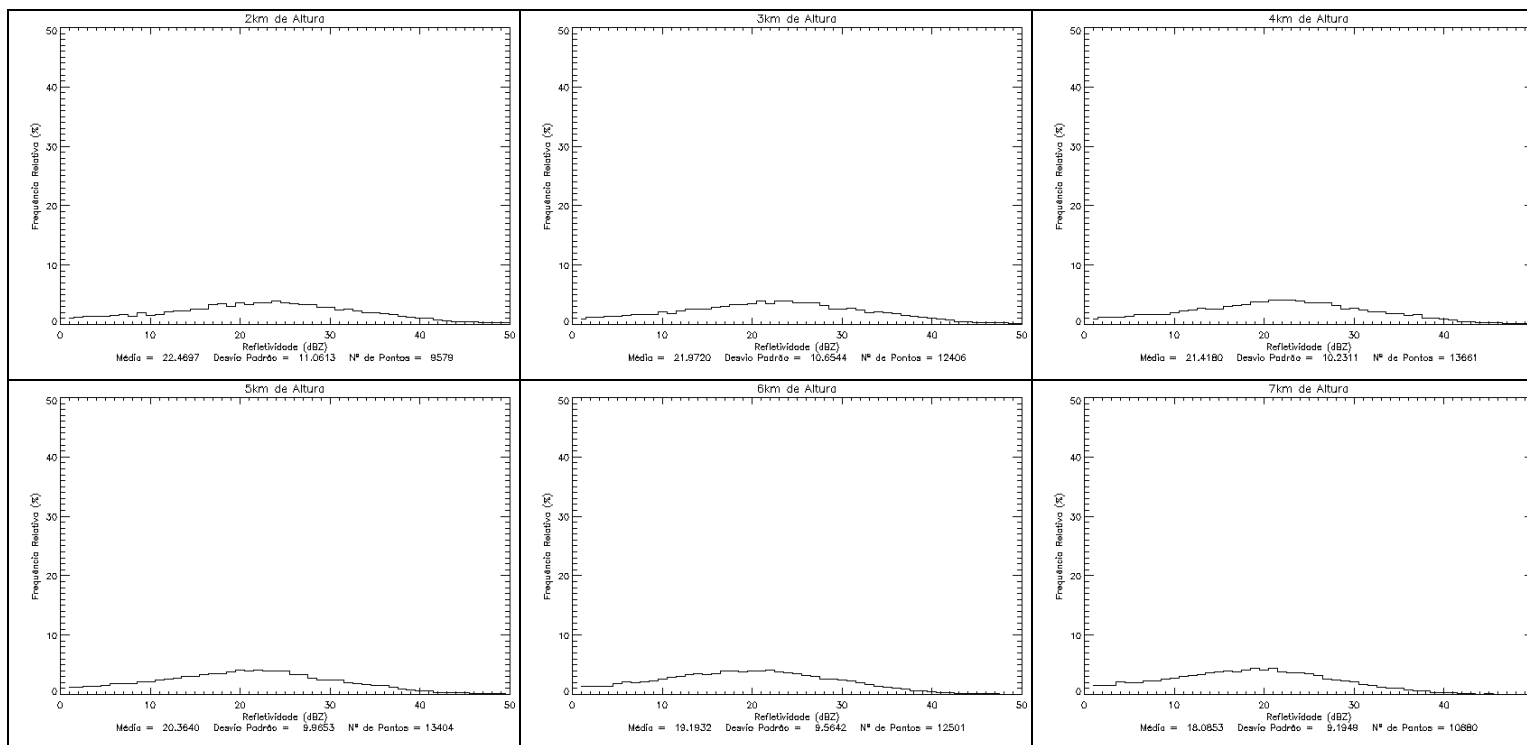


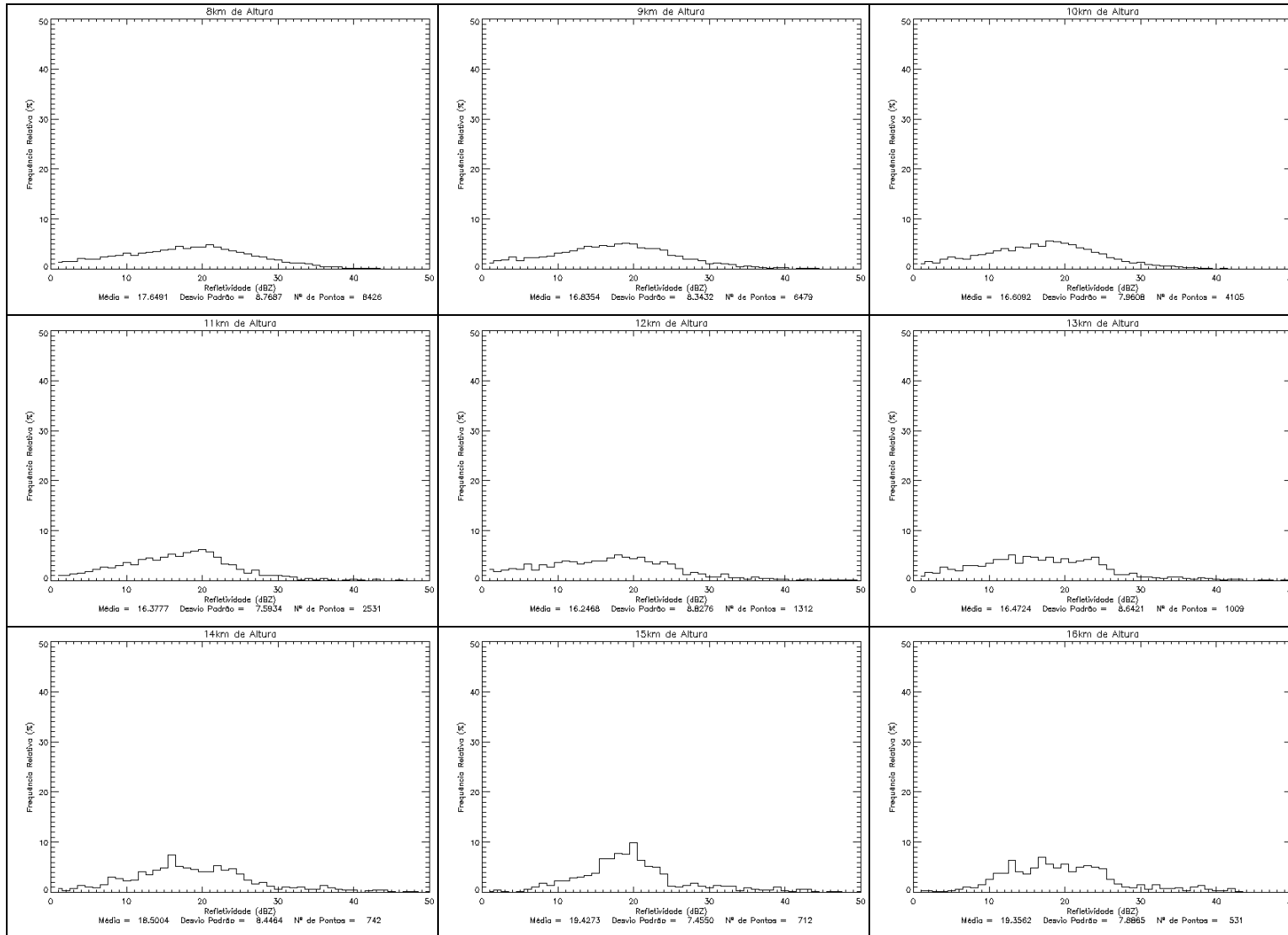
Tipo 17 – Estratos 4



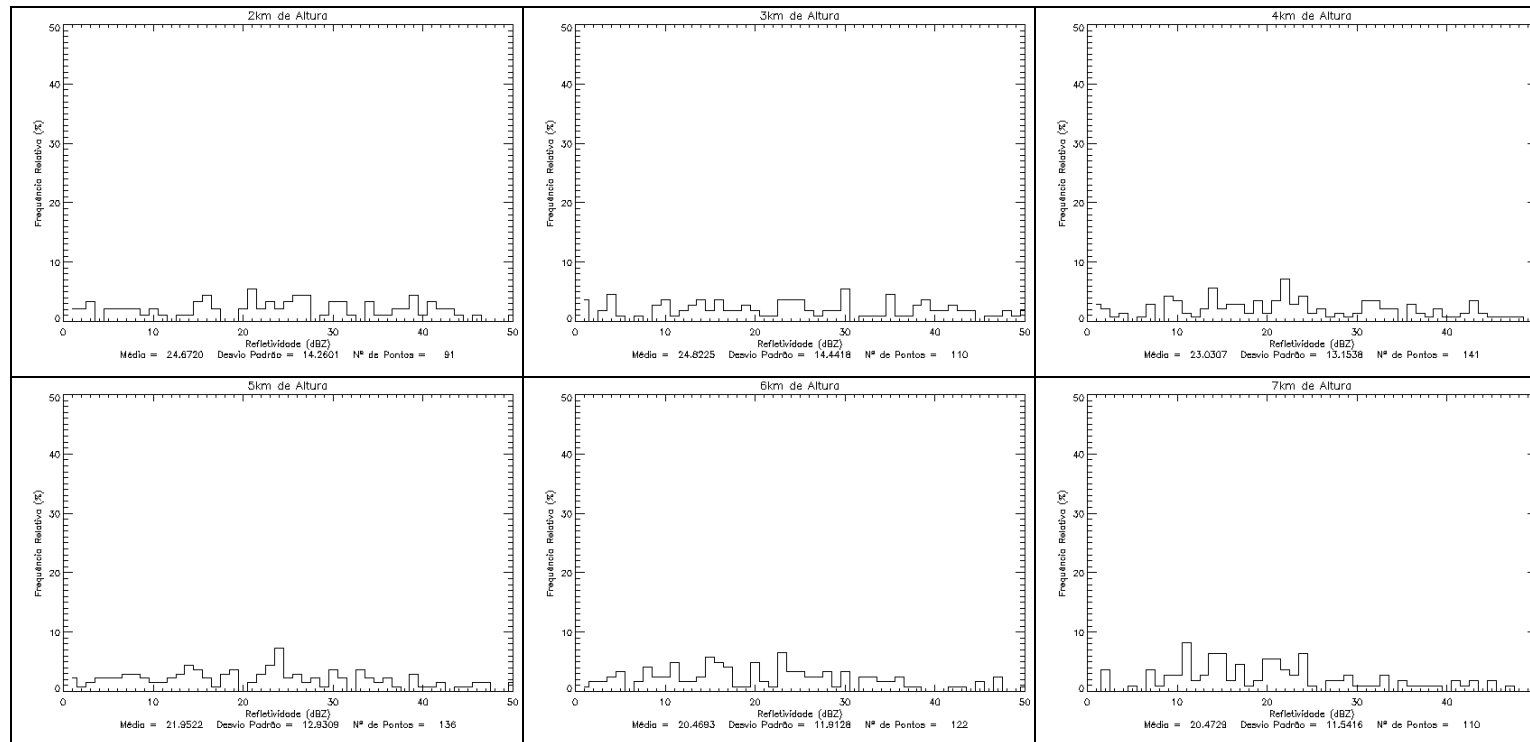


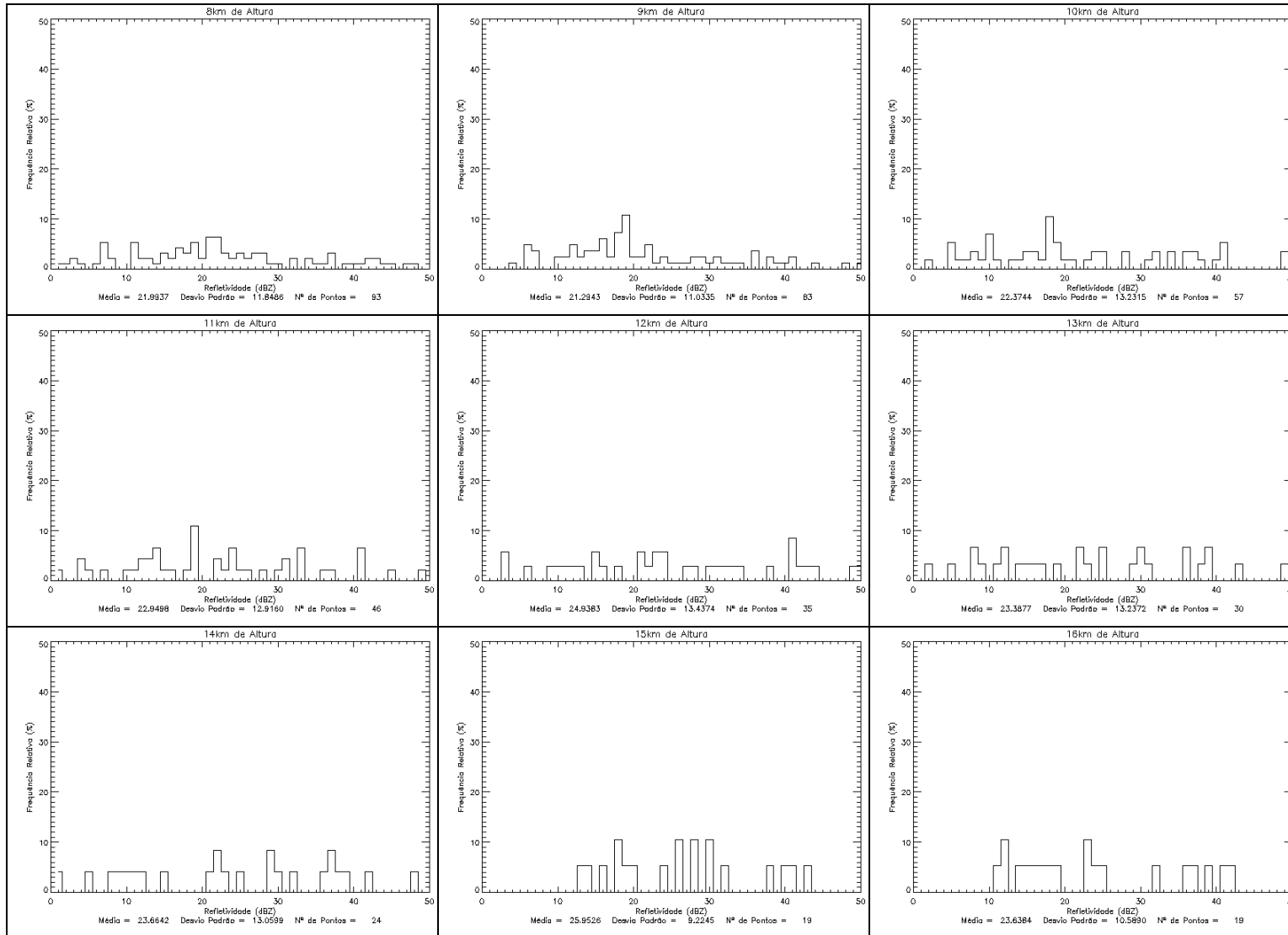
Tipo 18 – Cirros 5



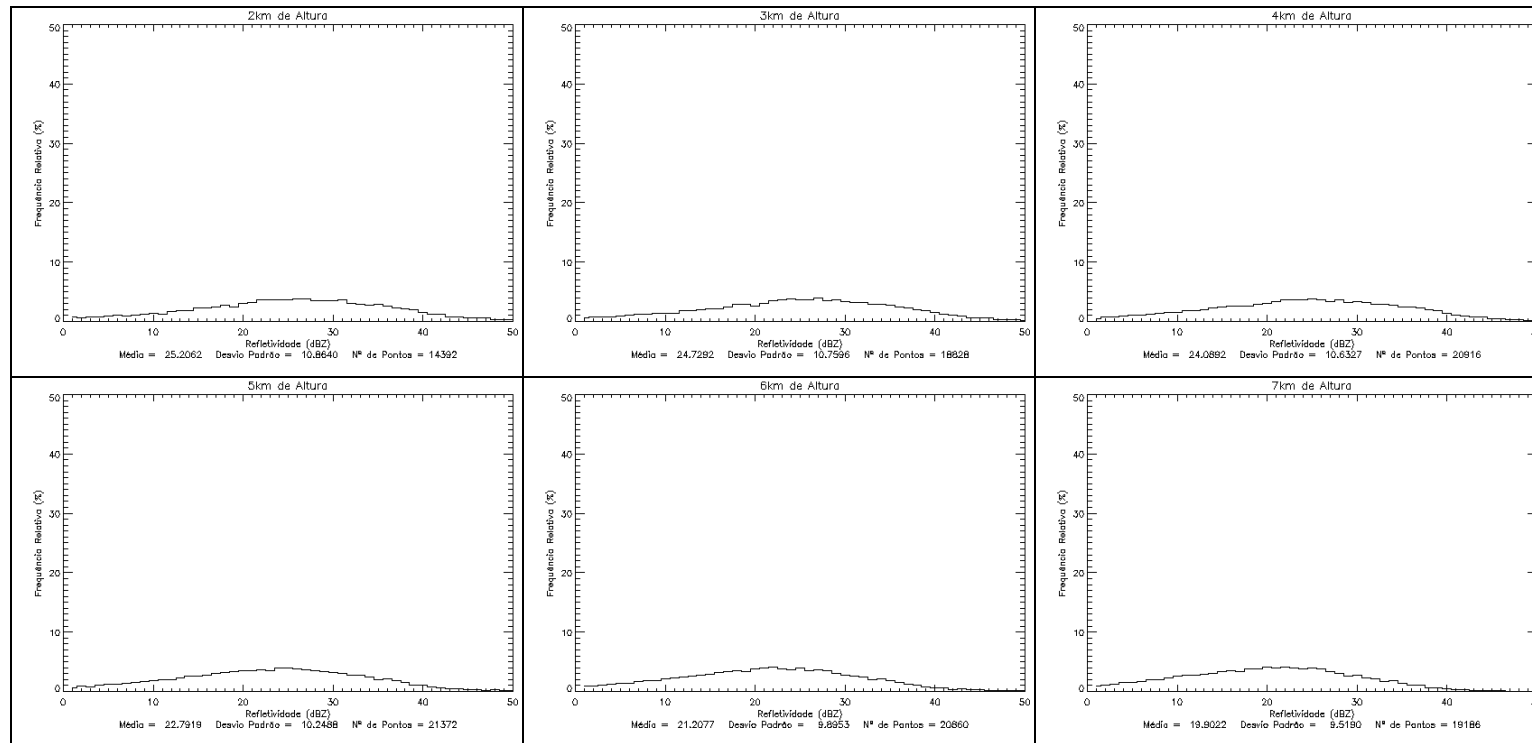


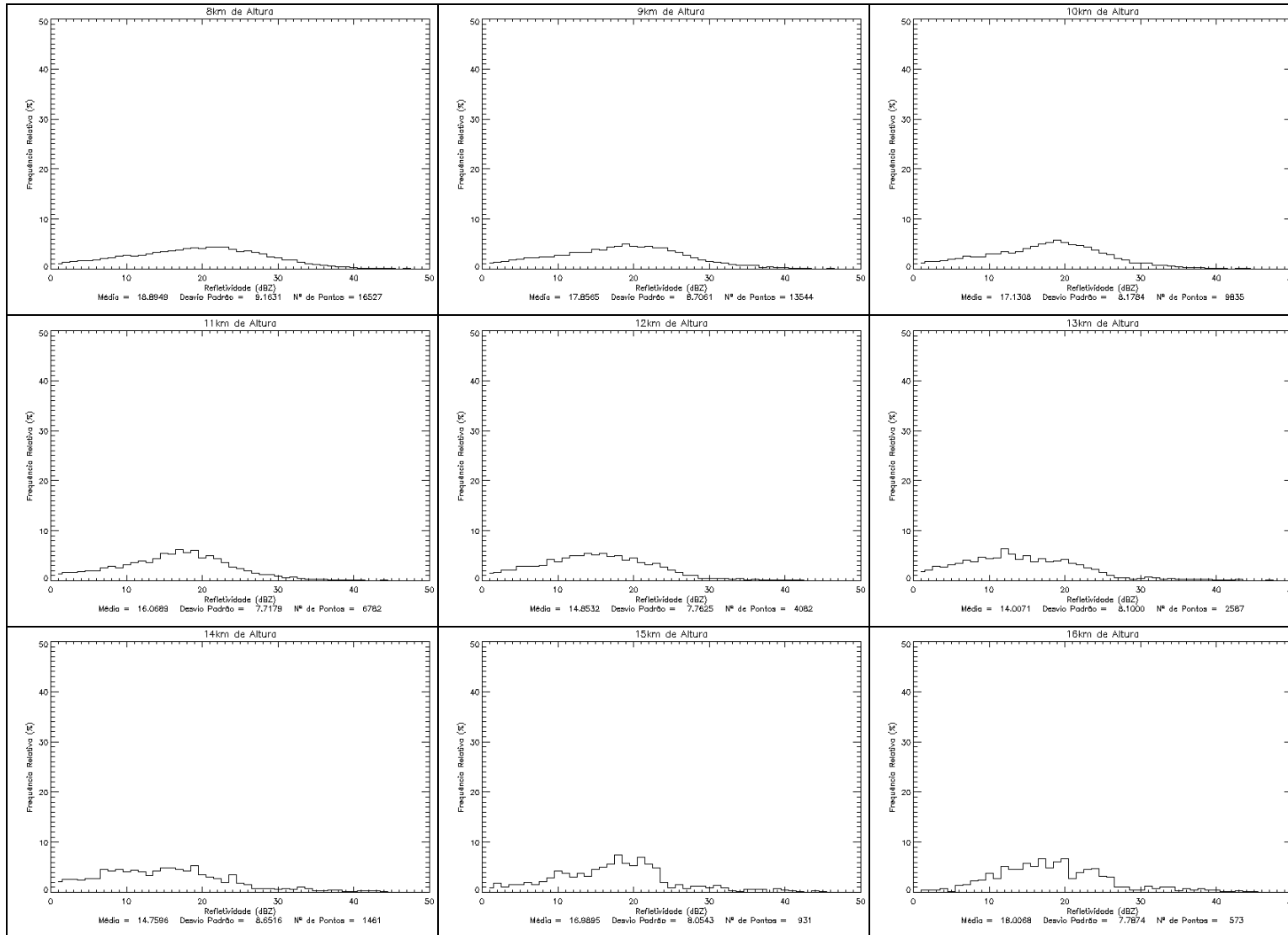
Tipo 19 – Multicamadas 2



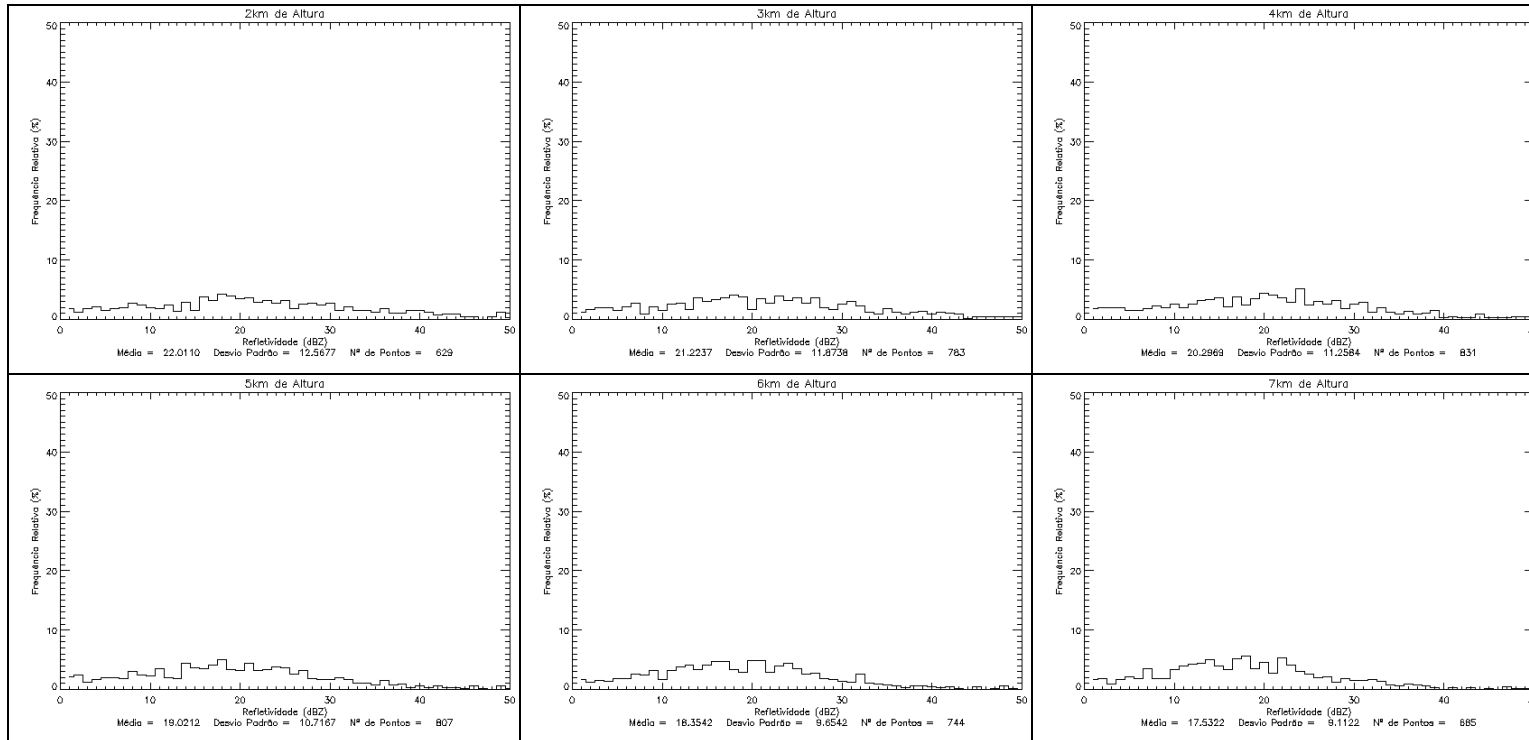


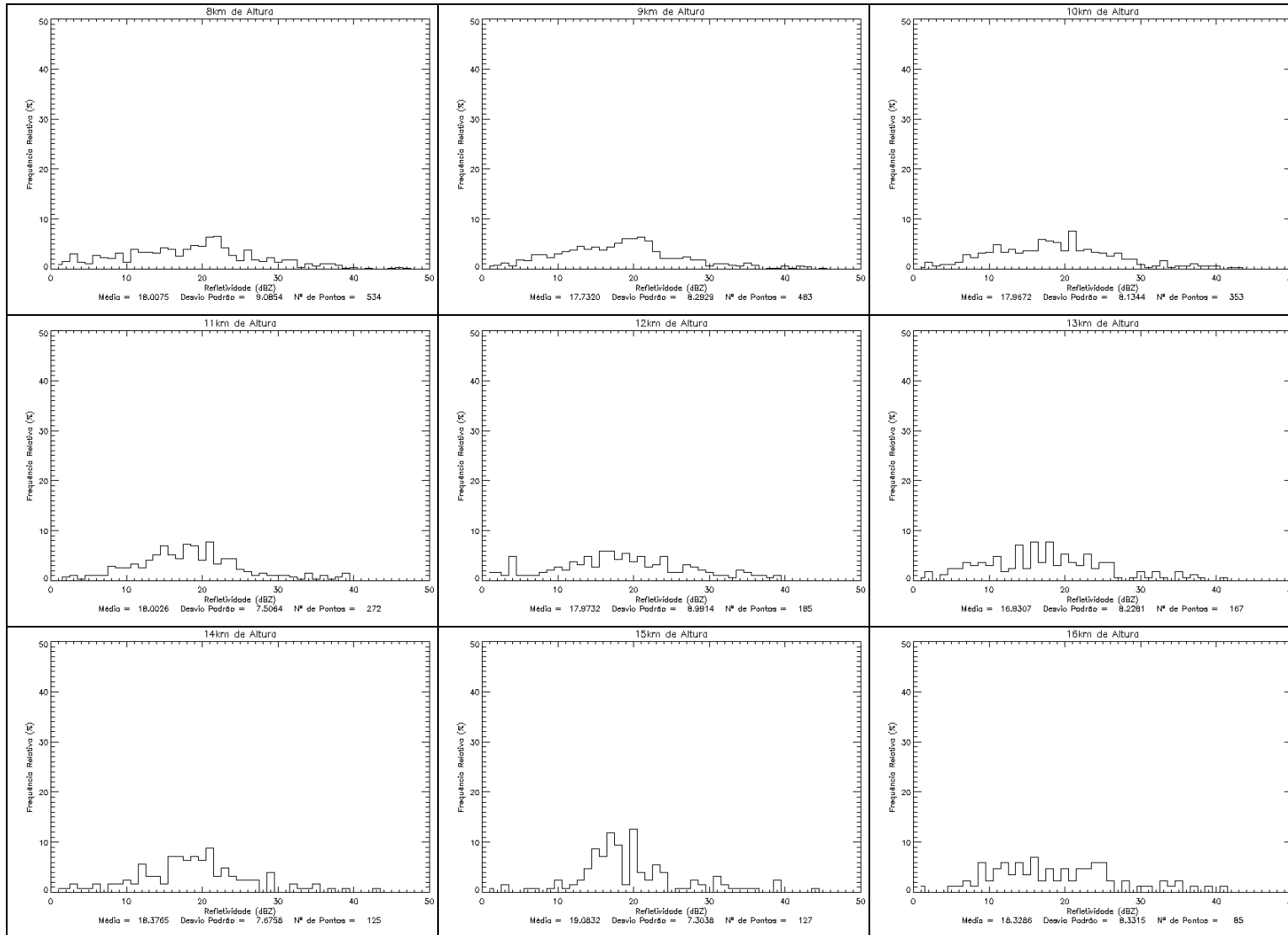
Tipo 20 – Multicamadas 1



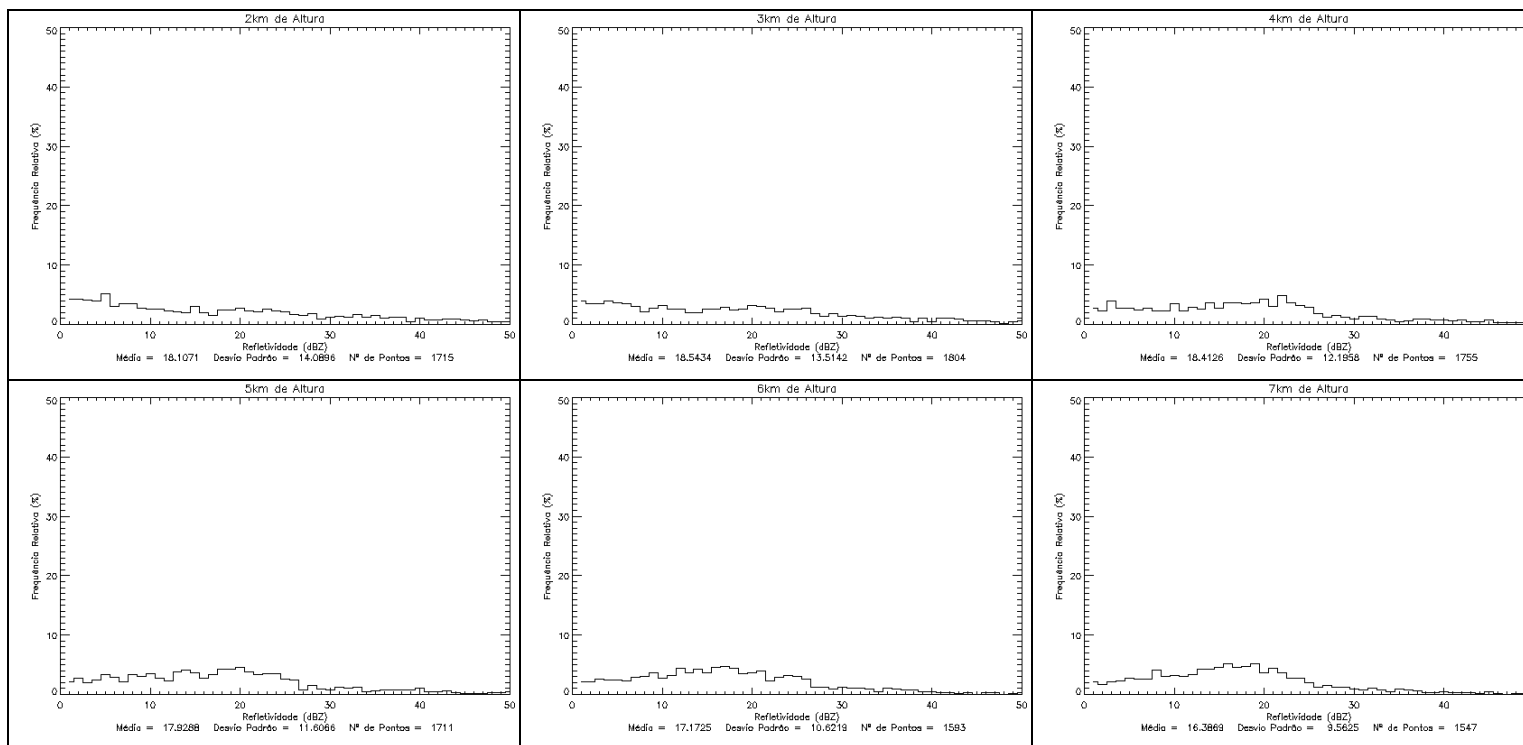


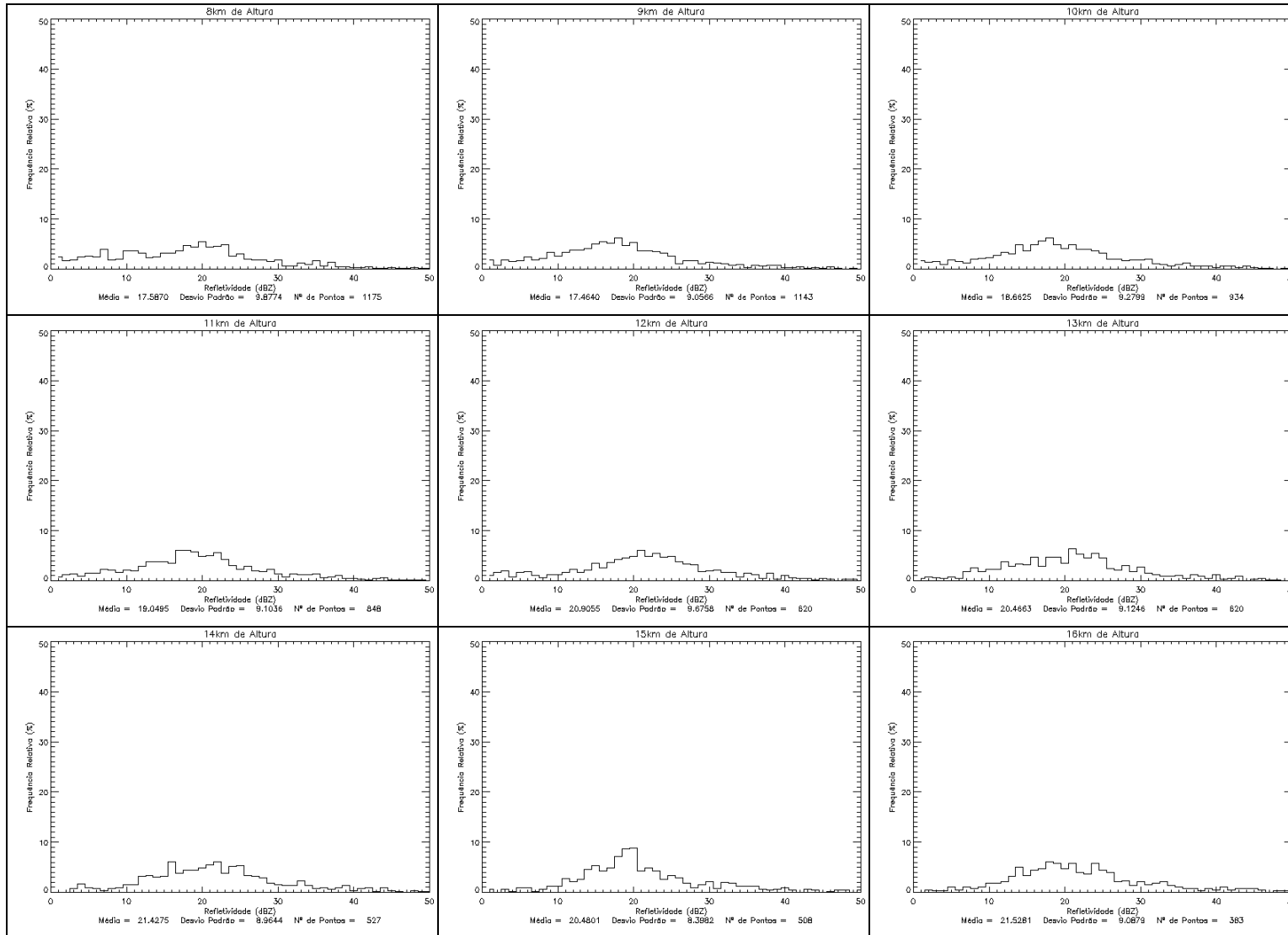
Tipo 21 – Cirros 3



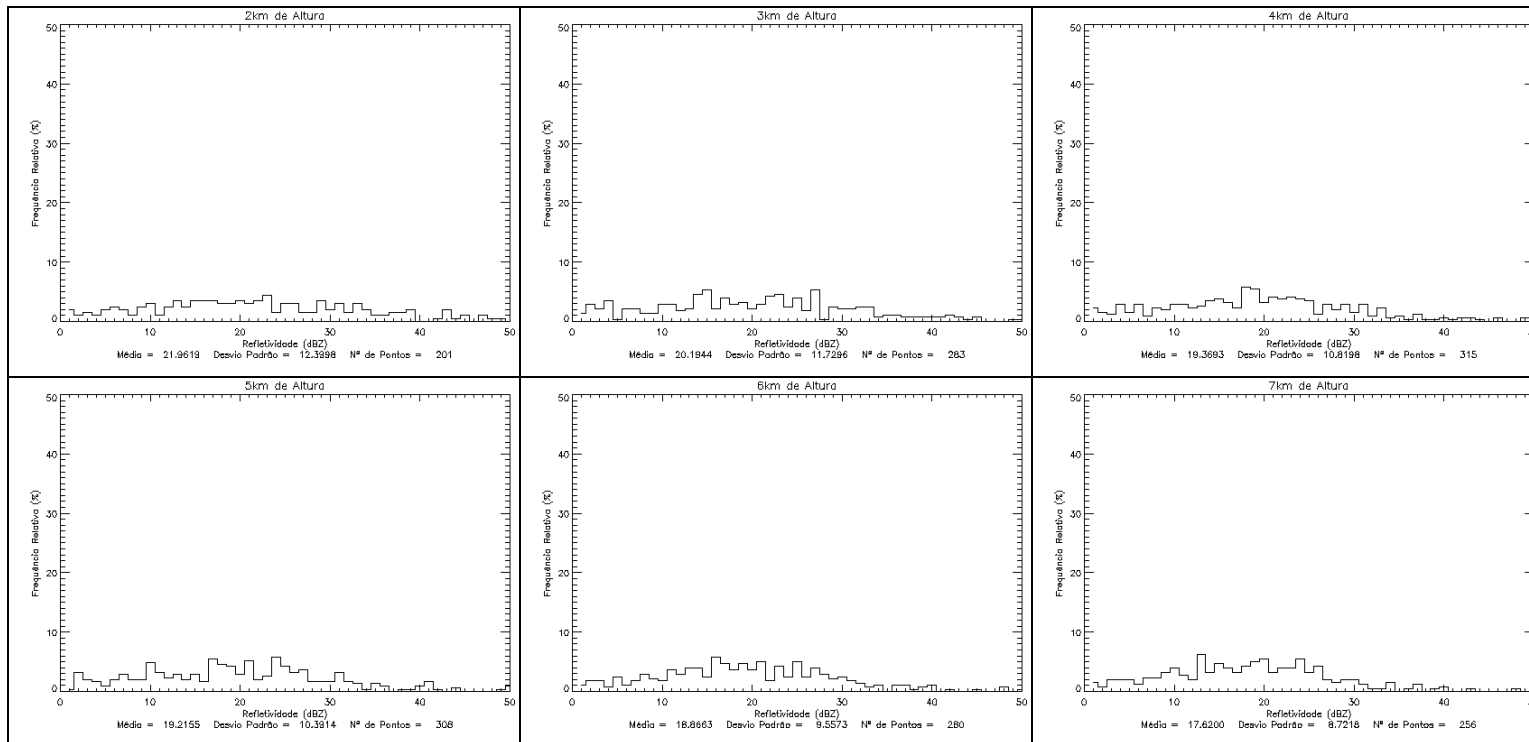


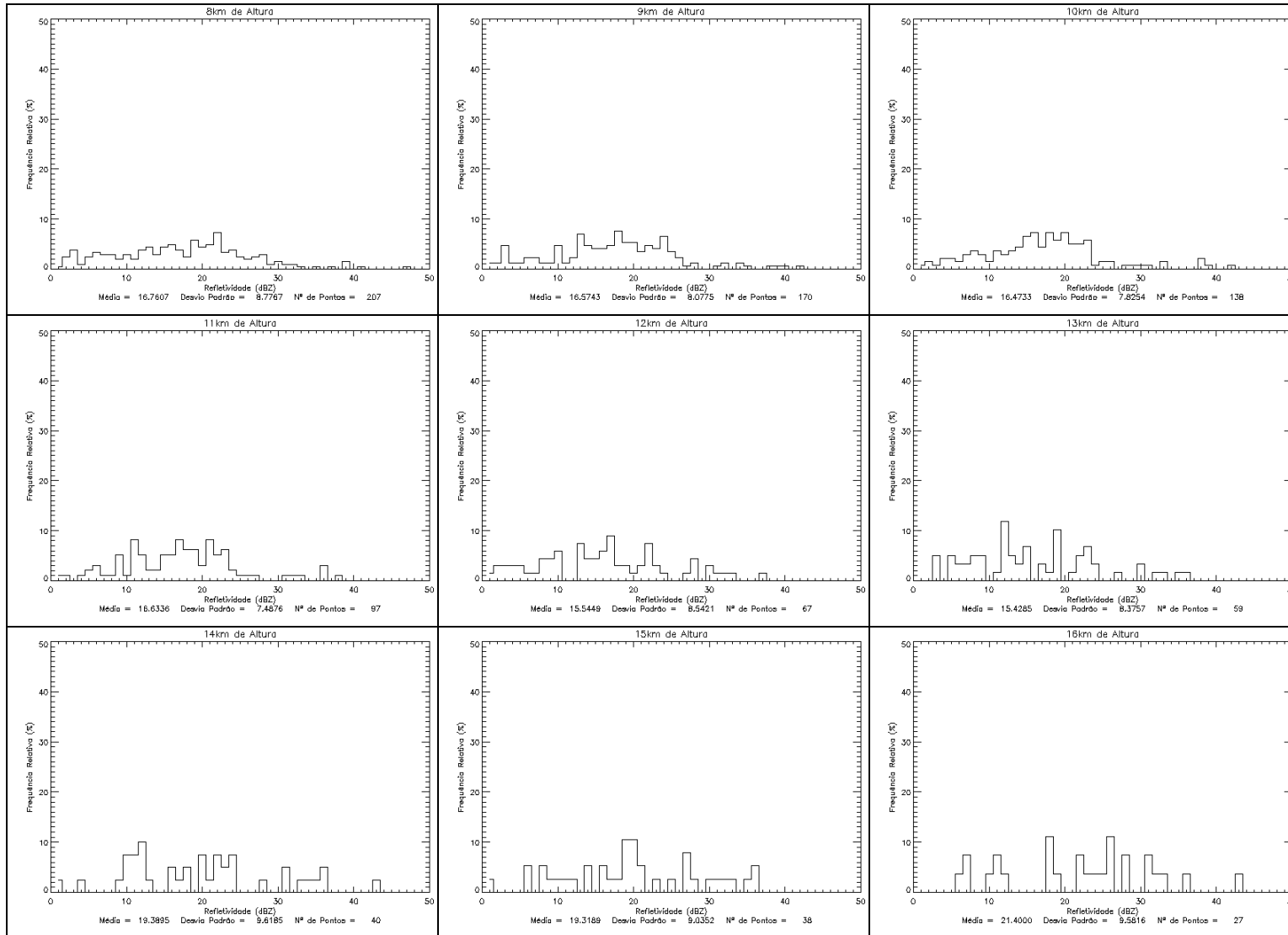
Tipo 22 – Cúmulos 6



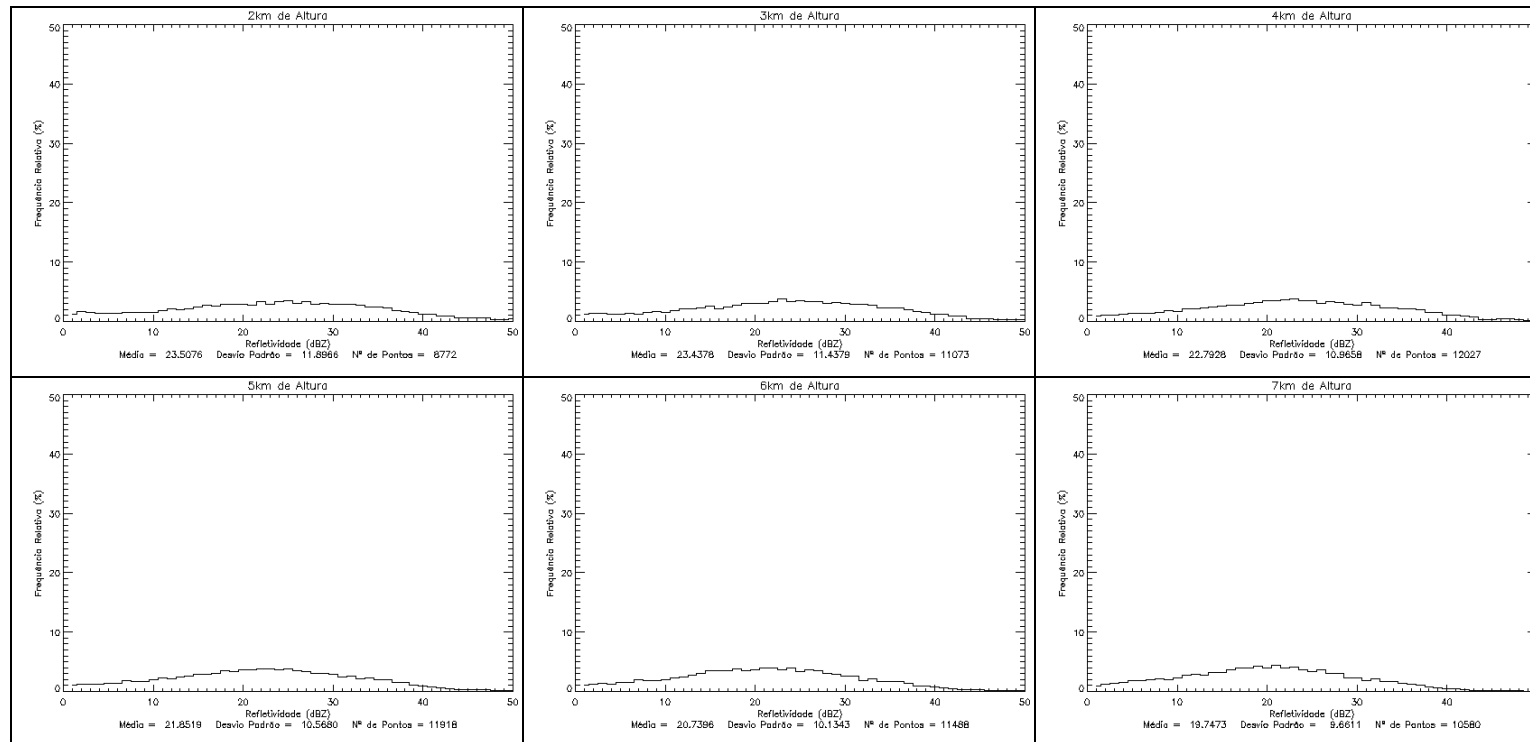


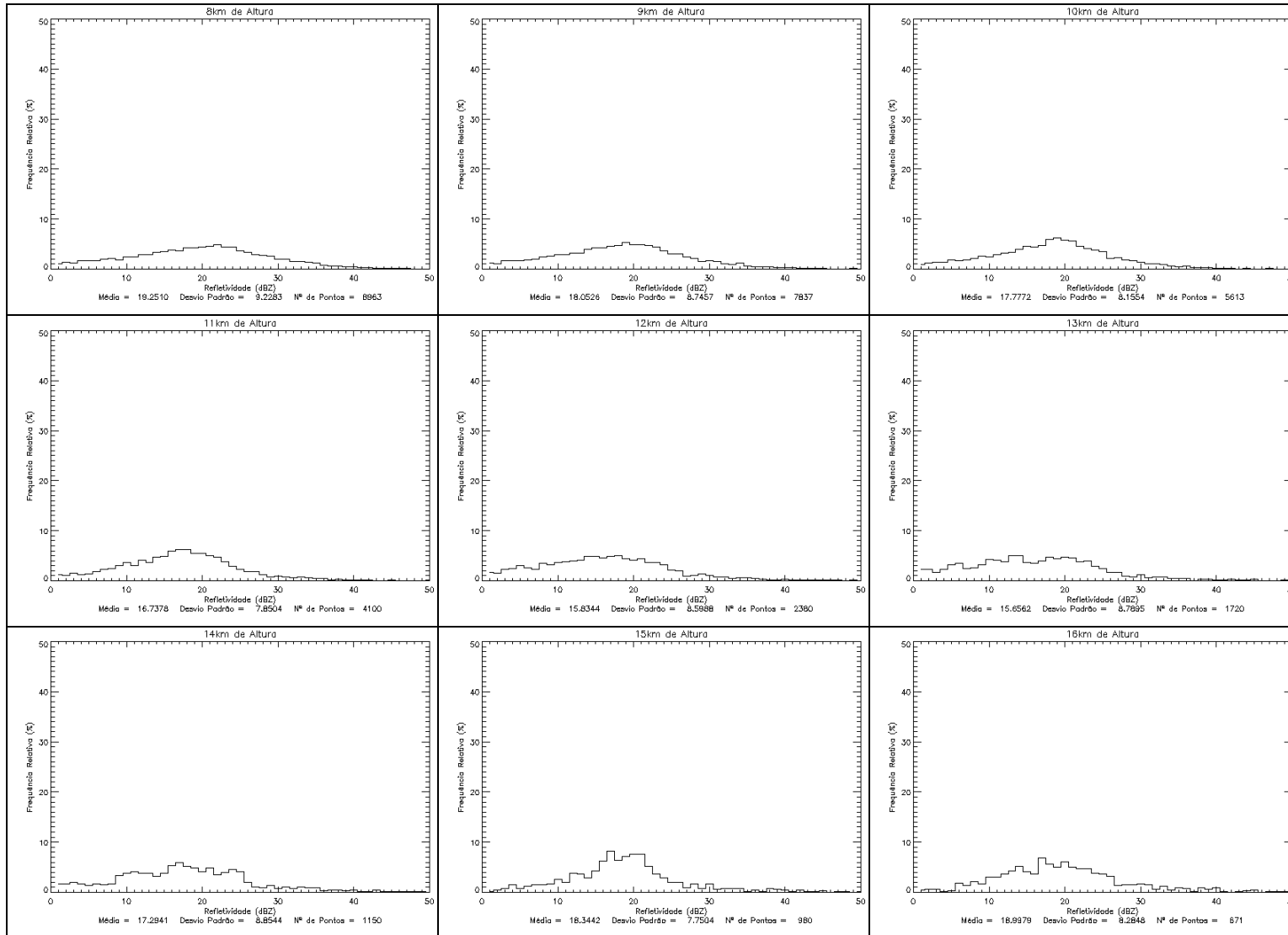
Tipo 23 – Cúmulos 2



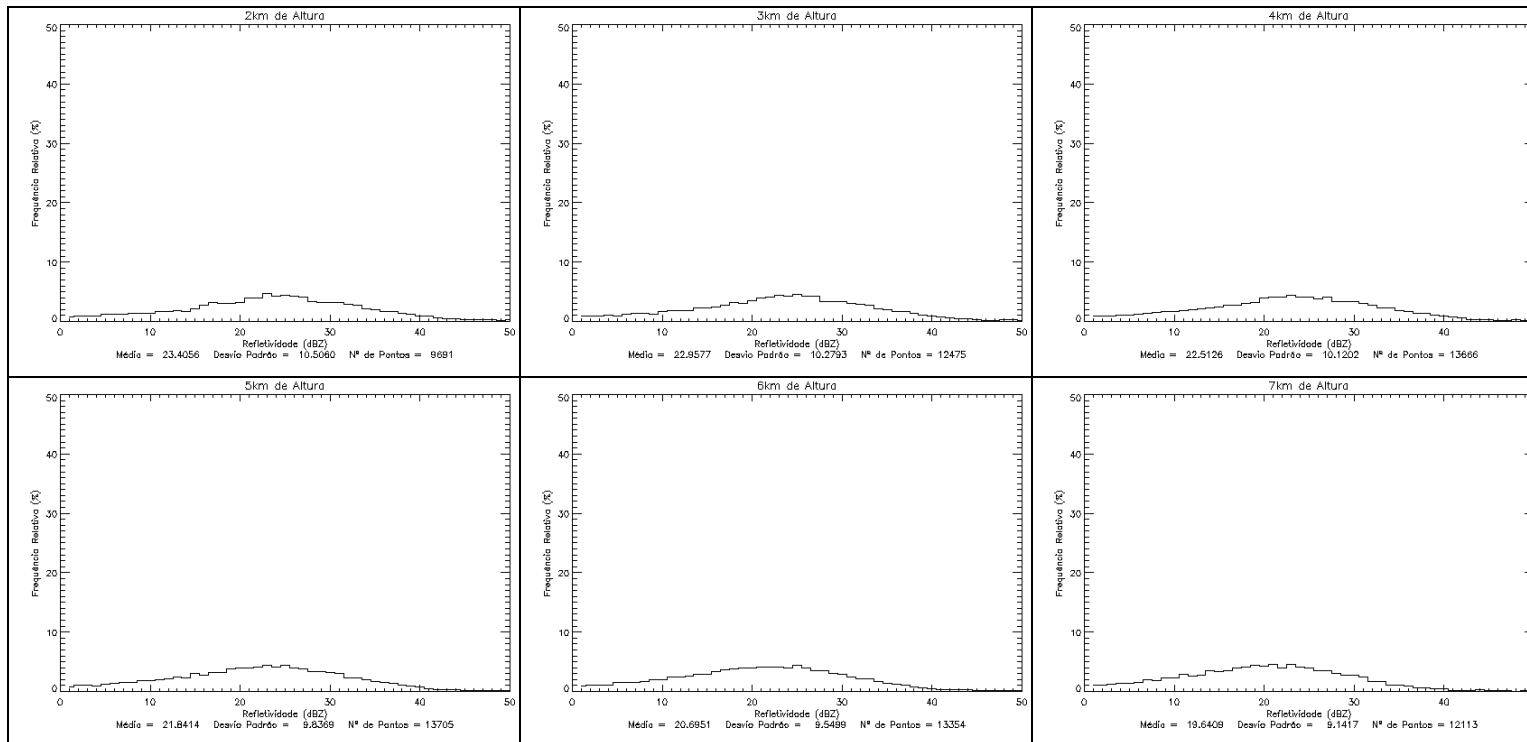


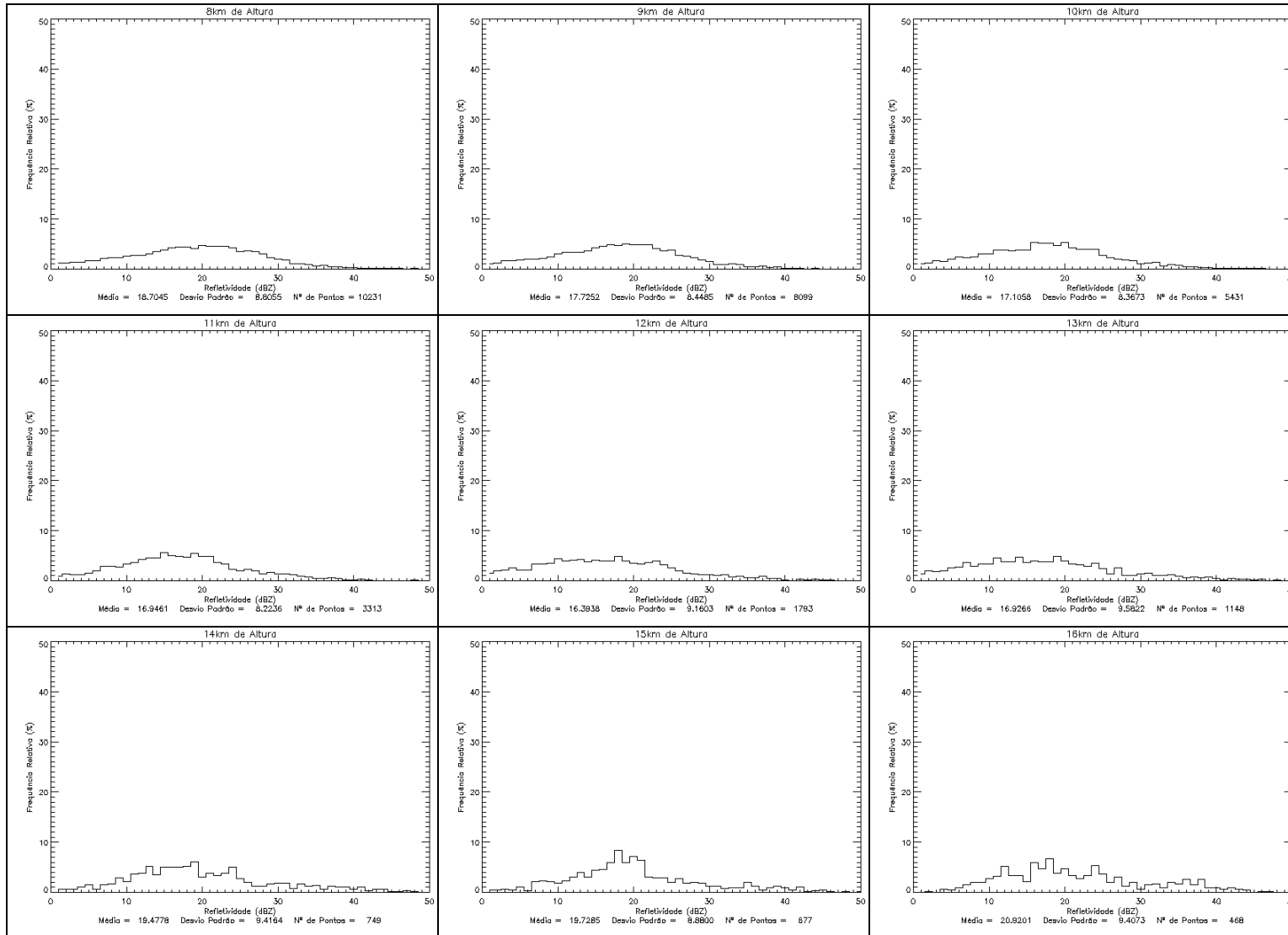
Tipo 24 – Multicamadas 2



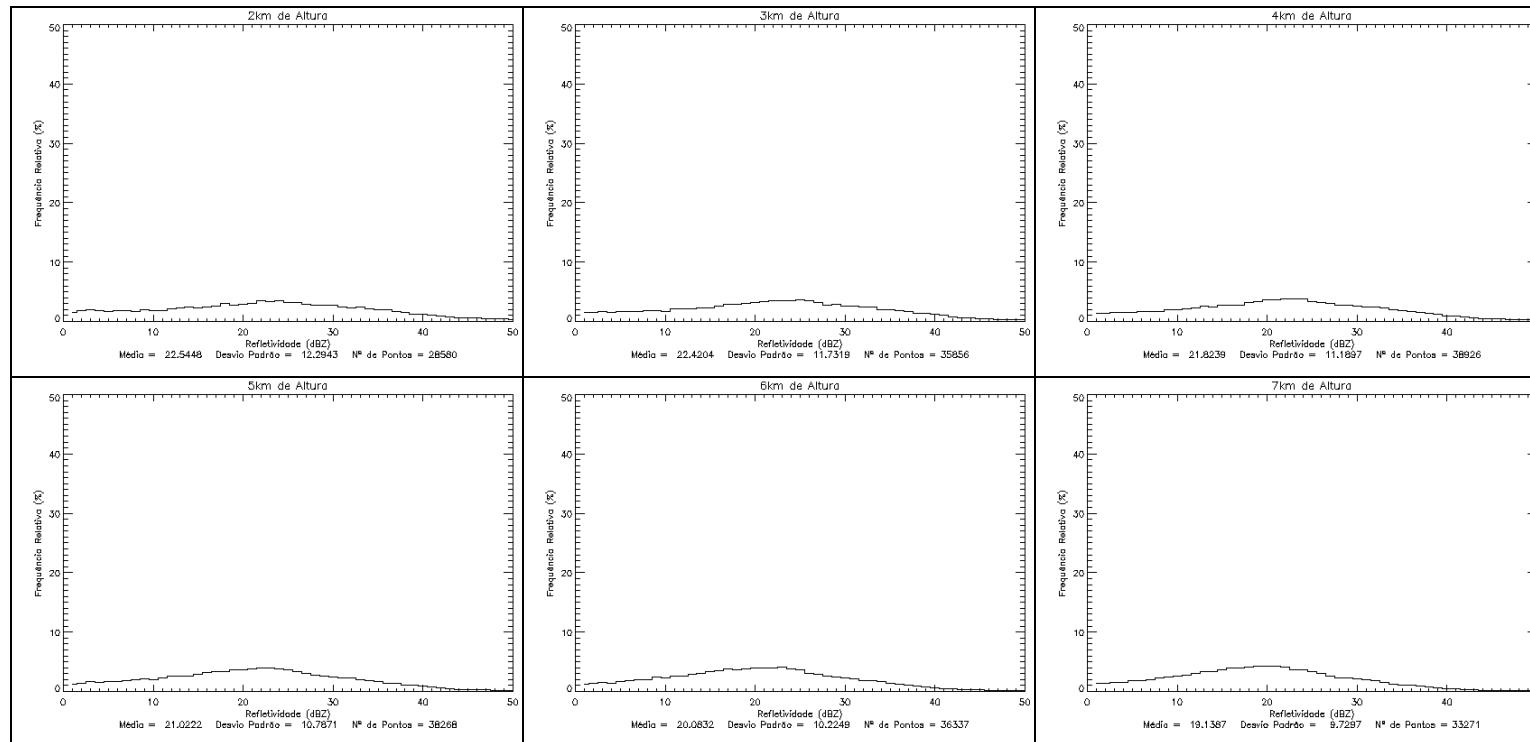


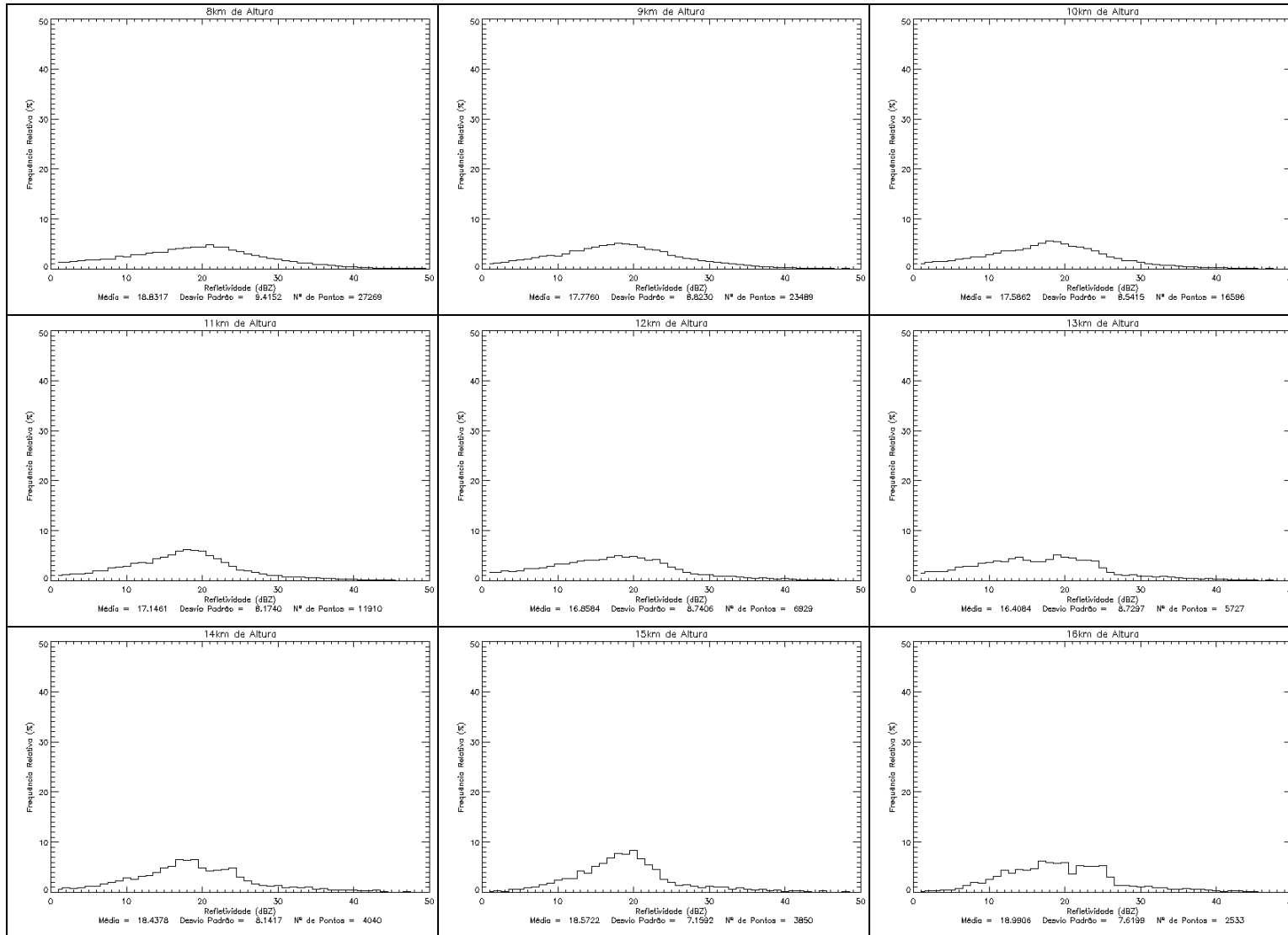
Tipo 25 – Multicamadas 2



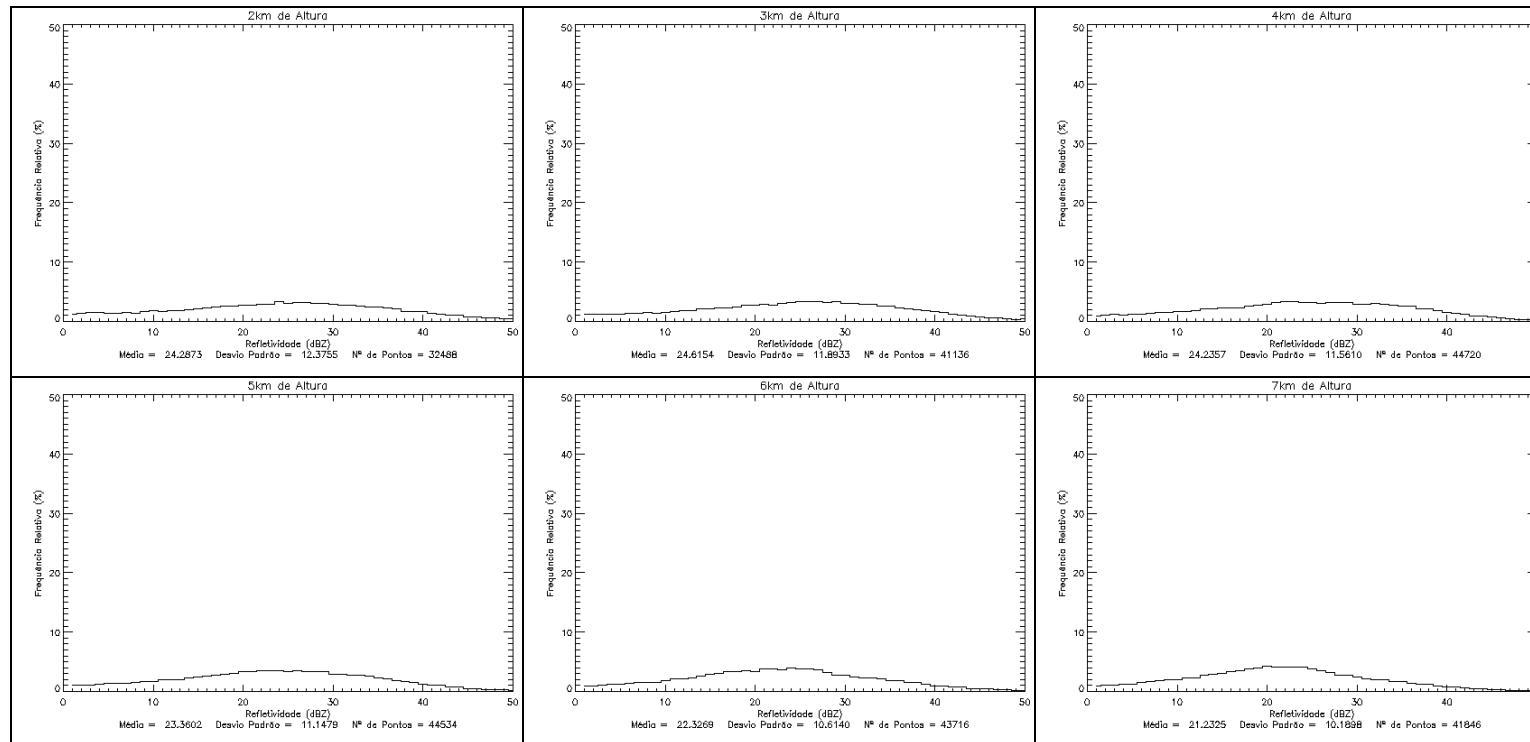


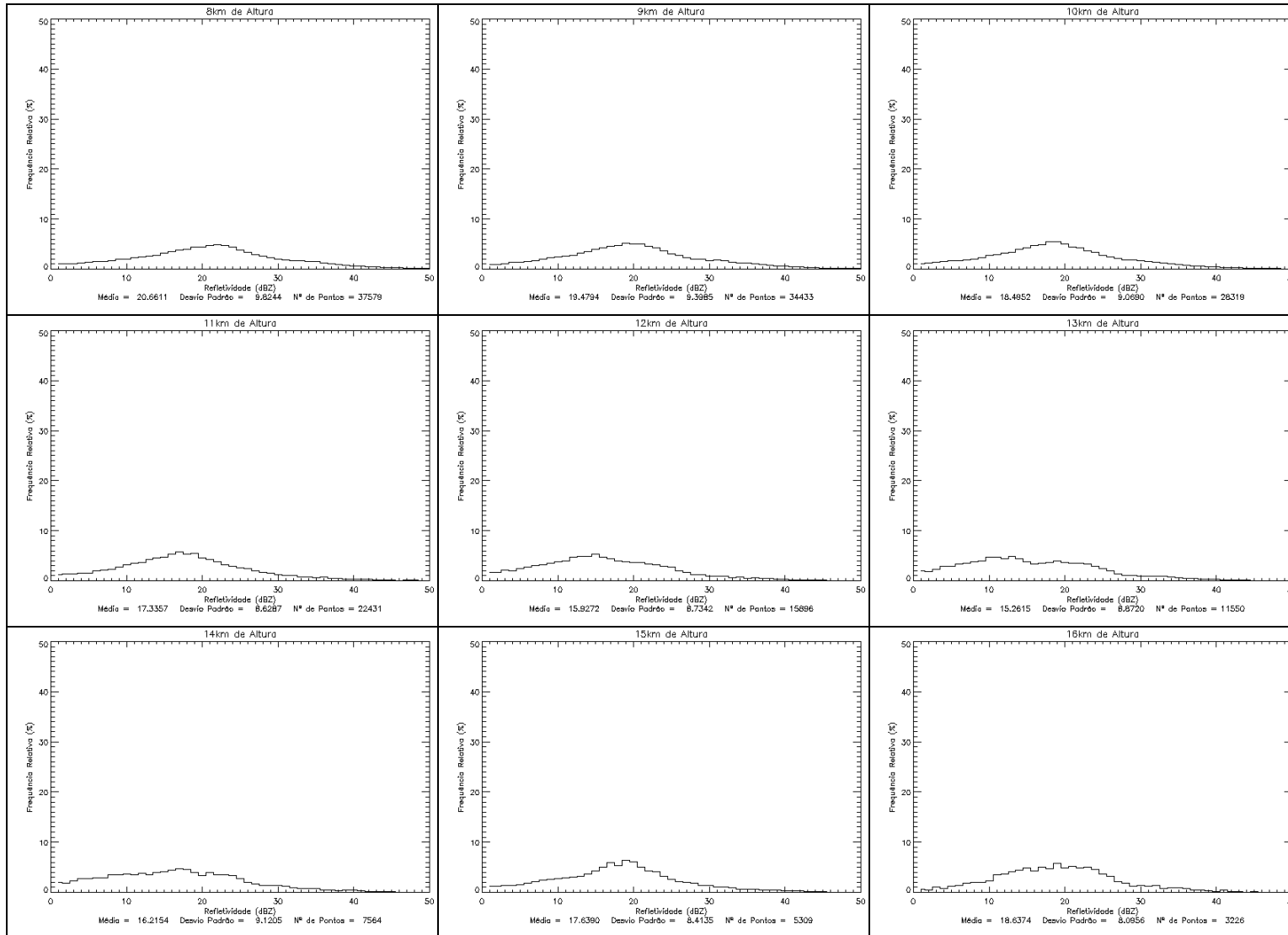
Tipo 26 – Multicamadas 2



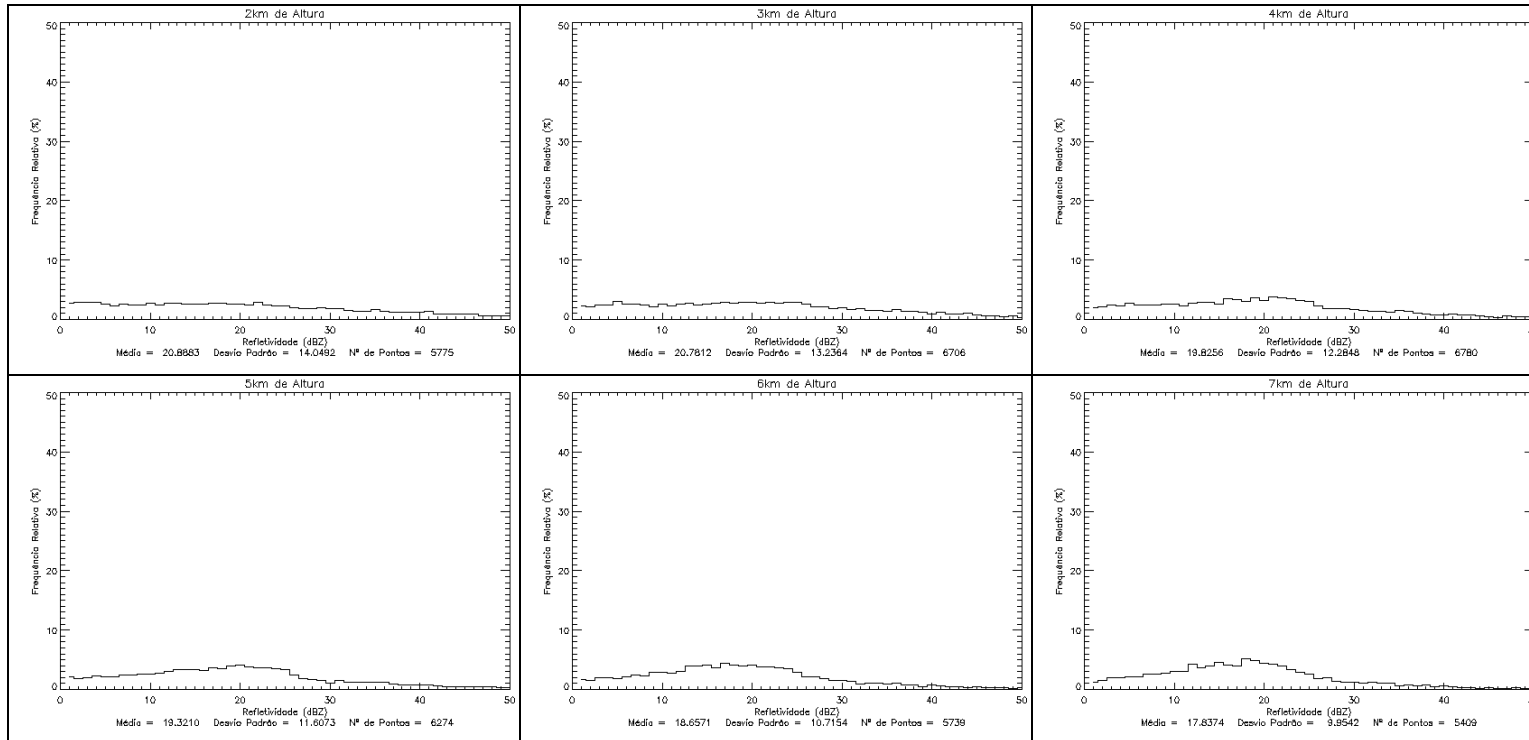


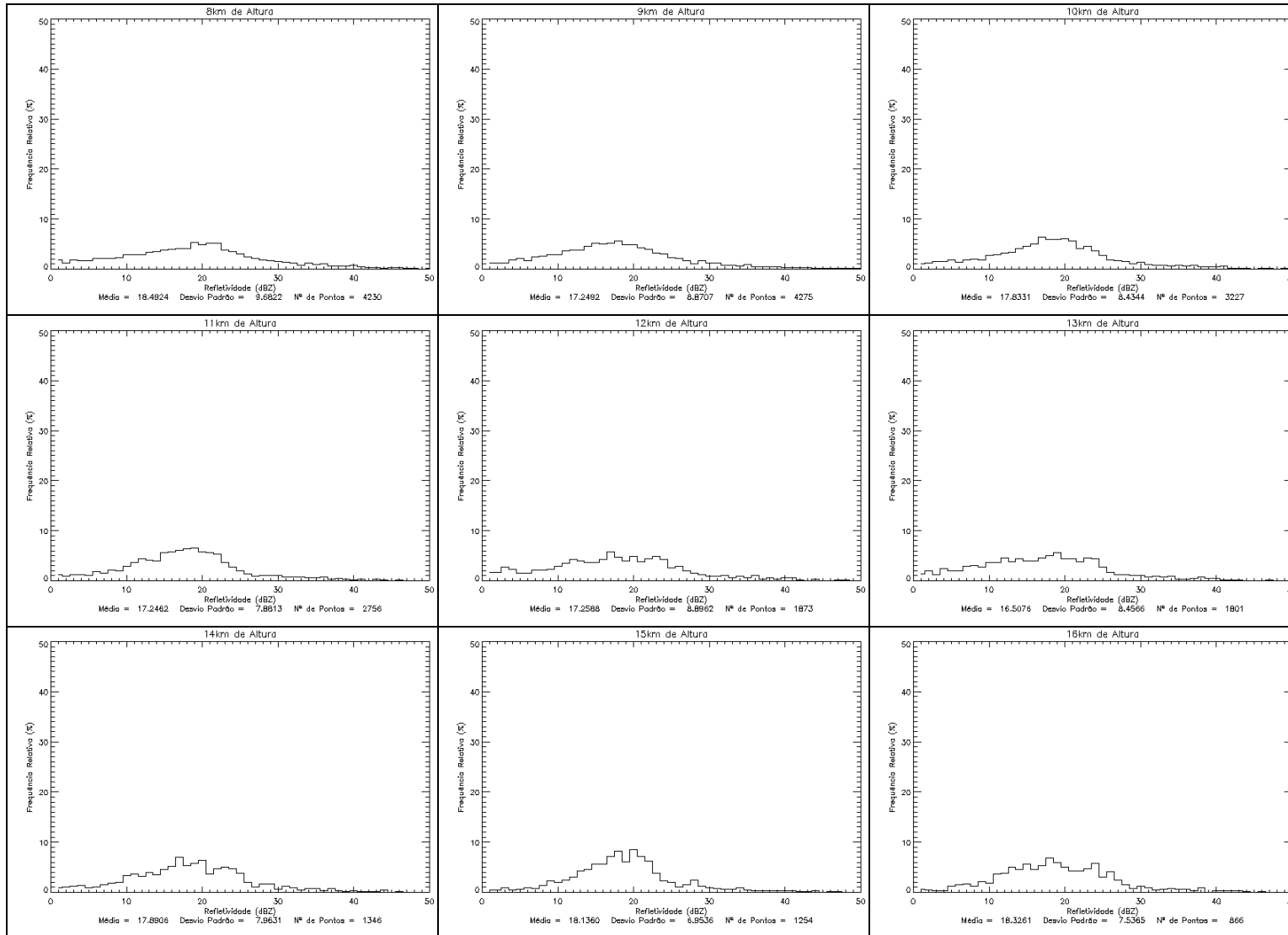
Tipo 27 – Multicamadas 4





Tipo 28 – Cirros 5





Tipo 29 – Multicamadas 4

