



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA, INOVAÇÕES E COMUNICAÇÕES
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

sid.inpe.br/mtc-m21c/2018/04.26.12.59-TDI

**INFLUÊNCIAS DAS PROPRIEDADES MICROFÍSICAS
E RADIATIVAS DAS NUVENS NAS INCERTEZAS DAS
ESTIMATIVAS DE PRECIPITAÇÃO POR SENSORES
REMOTOS PASSIVOS**

Izabelly Carvalho da Costa

Tese de Doutorado do Curso de
Pós-Graduação em Meteorologia,
orientada pelo Dr. Luiz Augusto
Toledo Machado, aprovada em 28
de maio de 2018.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP3W34R/3R25CS5>>

INPE
São José dos Campos
2018

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE

Gabinete do Diretor (GBDIR)

Serviço de Informação e Documentação (SESID)

CEP 12.227-010

São José dos Campos - SP - Brasil

Tel.:(012) 3208-6923/7348

E-mail: pubtc@inpe.br

COMISSÃO DO CONSELHO DE EDITORAÇÃO E PRESERVAÇÃO DA PRODUÇÃO INTELECTUAL DO INPE (DE/DIR-544):

Presidente:

Dr. Marley Cavalcante de Lima Moscati - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CGCPT)

Membros:

Dra. Carina Barros Mello - Coordenação de Laboratórios Associados (COCTE)

Dr. Alisson Dal Lago - Coordenação-Geral de Ciências Espaciais e Atmosféricas (CGCEA)

Dr. Evandro Albiach Branco - Centro de Ciência do Sistema Terrestre (COCST)

Dr. Evandro Marconi Rocco - Coordenação-Geral de Engenharia e Tecnologia Espacial (CGETE)

Dr. Hermann Johann Heinrich Kux - Coordenação-Geral de Observação da Terra (CGOBT)

Dra. Ieda Del Arco Sanches - Conselho de Pós-Graduação - (CPG)

Silvia Castro Marcelino - Serviço de Informação e Documentação (SESID)

BIBLIOTECA DIGITAL:

Dr. Gerald Jean Francis Banon

Clayton Martins Pereira - Serviço de Informação e Documentação (SESID)

REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:

Simone Angélica Del Ducca Barbedo - Serviço de Informação e Documentação (SESID)

André Luis Dias Fernandes - Serviço de Informação e Documentação (SESID)

EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:

Marcelo de Castro Pazos - Serviço de Informação e Documentação (SESID)

Murilo Luiz Silva Gino - Serviço de Informação e Documentação (SESID)



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA, INOVAÇÕES E COMUNICAÇÕES
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

sid.inpe.br/mtc-m21c/2018/04.26.12.59-TDI

**INFLUÊNCIAS DAS PROPRIEDADES MICROFÍSICAS
E RADIATIVAS DAS NUVENS NAS INCERTEZAS DAS
ESTIMATIVAS DE PRECIPITAÇÃO POR SENSORES
REMOTOS PASSIVOS**

Izabelly Carvalho da Costa

Tese de Doutorado do Curso de
Pós-Graduação em Meteorologia,
orientada pelo Dr. Luiz Augusto
Toledo Machado, aprovada em 28
de maio de 2018.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP3W34R/3R25CS5>>

INPE
São José dos Campos
2018

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Costa, Izabelly Carvalho da.

C823i Influências das propriedades microfísicas e radiativas das nuvens nas incertezas das estimativas de precipitação por sensores remotos passivos / Izabelly Carvalho da Costa. – São José dos Campos : INPE, 2018.

xxiv + 103 p. ; (sid.inpe.br/mtc-m21c/2018/04.26.12.59-TDI)

Tese (Doutorado em Meteorologia) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2018.

Orientador : Dr. Luiz Augusto Toledo Machado.

1. Estimativa de precipitação por satélite. 2. Sensores remotos passivos. 3. Erros na estimativa de precipitação por satélite. 4. Parâmetros microfísicos. 5. Conteúdo Integrado de Gelo. I.Título.

CDU 551.577:528.8



Esta obra foi licenciada sob uma Licença [Creative Commons Atribuição-NãoComercial 3.0 Não Adaptada](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 3.0 Unported License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

Aluno (a): *Izabelly Carvalho da Costa*
Título: "INFLUENCIAS DAS PROPRIEDADES MICROFÍSICAS E RADIATIVAS DAS NUVENS NAS INCERTEZAS DAS ESTIMATIVAS DE PRECIPITAÇÃO POR SENSORES REMOTOS PASSIVOS".

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

Dr. Daniel Alejandro Vila



Presidente / INPE / Cachoeira Paulista - SP

() Participação por Vídeo - Conferência

Aprovado () Reprovado

Dr. Luiz Augusto Toledo Machado

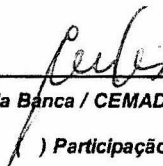


Orientador(a) / INPE / Cachoeira Paulista - SP

() Participação por Vídeo - Conferência

Aprovado () Reprovado

Dr. Carlos Frederico de Angelis



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

() Participação por Vídeo - Conferência

Aprovado () Reprovado

Dr. Christian Kummerow

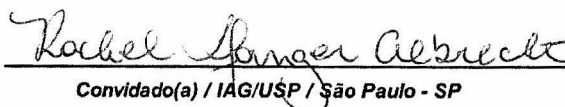


Convidado(a) / CSU / Estados Unidos - USA

() Participação por Vídeo - Conferência

Aprovado () Reprovado

Dra. Rachel Ifanger Albrecht



Convidado(a) / IAG/USP / São Paulo - SP

() Participação por Vídeo - Conferência

Aprovado () Reprovado

Este trabalho foi aprovado por:

() maioria simples

unanimidade

“Se um dia tiver que escolher entre o mundo e o amor lembre-se: se escolher o mundo ficará sem o amor, mas se escolher o amor com ele você conquistará o mundo.”

ALBERT EINSTEIN

*A minha família
e ao André*

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador, Dr. Luiz Augusto Toledo Machado, pelos ensinamentos, dedicação e paciência ao longo deste trabalho.

Ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE pela oportunidade de estudos e utilização de dados e instalações.

Ao Dr. Christian Kummerow, por me receber e orientar durante a visita técnica realizada na Colorado State University.

Ao Dr. David Randel por todo o apoio durante a minha estadia em Fort Collins e a amizade que permanecerá por um longo tempo.

Ao Dr. Veljko Petckovic, que apesar de não tê-lo conhecido pessoalmente, sempre se mostrou solícito em ajudar com os códigos para processamento dos dados do GPM.

Agradeço, também, aos membros da minha banca, os Drs. Rachel I. Albrecht, Carlos Frederico de Angelis, Daniel Vila e Christian D. Kummerow pelas sugestões.

À minha família, mesmo distante, pelo apoio e incentivo constante. Aos amigos pelo companheirismo e momentos de descontração.

Agradecimento especial ao André, que além de marido é um grande amigo e companheiro, pelo apoio, amor, paciência e carinho.

Enfim a todos que colaboraram de forma direta ou indireta para elaboração deste trabalho.

RESUMO

As estimativas de precipitação à superfície obtidas a partir de sensores de micro-ondas passivo sobre o continente baseiam-se, principalmente, na camada de gelo presente nas nuvens quando se utiliza alta frequência. Porém, existem tipos de nuvens onde não há uma camada de gelo ou essa camada não é suficientemente espessa para justificar a precipitação associada. Para esses tipos de nuvens, a precipitação não é estimada corretamente, causando uma subestimativa da precipitação. Por outro lado, há os casos de nuvens, na qual a medida do espalhamento do gelo estimada pelo satélite não está efetivamente associada a precipitação, produzindo por sua vez uma superestimativa da precipitação. Este estudo analisa casos que têm grandes incertezas nas estimativas de precipitação obtidas a partir de sensores de micro-ondas passivo para melhor compreender e potencialmente mitigar essas incertezas. Este trabalho está dividido em duas partes. Na primeira são utilizados dados do satélite *Tropical Rainfall Measuring Mission* (TRMM), especificamente dos sensores PR (*Precipitation Radar*), TMI (*TRMM Microwave Imager*) e LIS (*Lightning Imaging Sensor*), para o período de janeiro de 2002 a dezembro de 2011. A área de estudo é de aproximadamente $1.110.000 \text{ km}^2$, centrada na cidade de Manaus. Com base nos valores da taxa de precipitação (RR) do algoritmo GPROF (*Goddard profiling algorithm* - usando o sensor TMI) e do sensor PR, foi determinado um erro percentual para os *pixels* classificados como convectivos. A distribuição de frequência desse erro assemelha-se a uma distribuição Gaussiana. A população de erro foi então dividida em três categorias, uma classe denominada consistente, no centro da distribuição (percentil 20 até o percentil 80) e as outras duas, como subestimativa e superestimativa, representando as caudas da distribuição. Para categorias com superestimativa e subestimativa, avaliou-se a estrutura vertical das nuvens. O erro da subestimativa está correlacionado com quase todas as propriedades da nuvem (taxa de precipitação, altura da nuvem, conteúdo de água líquida (*Liquid Water Path - LWP*), conteúdo de gelo (*Ice Water Path - IWP*), polarização e temperatura de 85 GHz com a polarização corrigida (*Polarization Corrected Temperature - PCT85*)) enquanto o erro de superestimativa é apenas função do IWP. O uso de combinações de canais de baixa e alta frequência foi capaz de identificar algumas características associadas a casos de subestimativa e superestimativa. Diferenças positivas altas entre os canais de 10 GHz e 85 GHz, bem como 19 GHz e 85 GHz são causadas pelo alto espalhamento em 85 GHz (grande quantidade de gelo) e uma menor quantidade de água líquida, correspondentes a casos que são muitas vezes superestimados pelo radiômetro. Por outro lado, os casos de subestimativa apresentam partículas de gelo menores que não são sensíveis aos canais de micro-ondas de alta frequência do TMI. Na segunda parte do trabalho foram utilizados dados do satélite *Global Precipitation Measurement* (GPM), para o período de setembro de 2014 a agosto de 2015, sobre uma área que contempla desde a região das Cordilheiras dos Andes até a costa nordeste do Brasil. Devido a atuação de diferentes sistemas meteorológicos, na região de estudo, o conhecimento da variabilidade dos parâmetros macrofísicos e microfísicos das nuvens tornam-se necessário quando pretende-se estimar ou avaliar

a precipitação por satélite. Sendo assim, o objetivo deste estudo foi avaliar a estabilidade das relações gelo e precipitação para diferentes regiões e estações do ano, bem como o erro na estimativa de precipitação e os estimadores do conteúdo de gelo. Primeiramente, a área foi dividida em quatro áreas menores que apresentassem características semelhantes do regime de precipitação e topografia. Para cada área foram avaliadas a RR, o IWP e a relação entre RR-IWP, determinadas utilizando os algoritmos GPROF e o CMB (*Combined Radar-Radiometer Algorithm*) de acordo com o tipo de precipitação, trimestre do ano e tipo de precipitação. Os resultados mostraram que há uma superestimativa do GPROF para valores baixos de precipitação e IWP, na maioria das áreas e estações do ano, e uma subestimativa para valores maiores, principalmente para os casos convectivos. A relação entre a taxa de precipitação à superfície e o IWP se mostrou consistente sazonalmente e espacialmente. Uma avaliação da estimativa do IWP pelo GPROF mostrou a razão dos erros encontrados nas estimativas. Esta avaliação revelou que há problema na determinação do IWP pelo GPROF, causada pelo uso do método bayesiano que tende a ajustar os valores mais altos, que ocorrem com menor frequência, para valores mais baixos que possuem uma amostragem maior de dados. Esses resultados abrem novas possibilidades potenciais para melhorar a qualidade das estimativas de precipitação utilizando micro-ondas passivo.

Palavras-chave: Estimativa de precipitação por satélite. Sensores remotos passivos. Erros na estimativa de precipitação por satélite. Parâmetros Microfísicos. Conteúdo Integrado de Gelo.

INFLUENCES OF MICROFYSICAL AND RADIATIVE PROPERTIES OF CLOUDS IN THE UNCERTAINTIES OF RAINFALL ESTIMATES OBTAINED FROM PASSIVE SENSORS

ABSTRACT

Estimates of surface precipitation obtained from passive microwave sensors over land are closely related to the ice path present in the clouds. However, there are cloud types without any ice or with an ice layer not thick enough to justify the associated rainfall. For these cloud types, the precipitation is not estimated correctly, causing an underestimation in the precipitation. On the other hand, there are cases of deep clouds, in which the signal produced by ice scattering is not effectively associated with precipitation, producing, in turn, an overestimate rainfall. This study analyzes cases that have large errors in the rainfall estimates obtained from passive microwave data to better understand and potentially mitigate these biases. This paper is divided into two parts. In the first part uses data from the Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) satellite, specifically the sensors PR (Precipitation Radar), TMI (TRMM Microwave Imager) and LIS (Lightning Imaging Sensor). Ten years of TRMM data (2002-2011) are used in the analysis. The study area is approximately $1,110,000 \text{ km}^2$, centered on the city of Manaus in the Amazon region. The error distribution resembled a Gaussian distribution. The error population was then divided into three categories, one class denominated as consistent, in the center of the distribution (20 percentile to 80 percentile), and the others two, as under- and over-estimated populations, representing the tails of the distribution. For over- and under estimated categories, the vertical structure of the clouds was evaluated. The underestimation error is correlated with almost all cloud properties (rain rate, cloud top, Liquid Water path (LWP), Ice Water Path (IWP), polarization and Polarization Corrected Temperature at 85 GHz (PCT85) while the overestimation error is only function of the IWP. The use of combinations of low and high frequency channels was able to identify some characteristics associated with under- and over-estimated cases. A high positive difference between the 10 GHz and 85 GHz as well as 19 GHz and 85 GHz is characteristic of very high scattering at 85 GHz (high amount of ice) and small liquid water amounts corresponding to cases that are often overestimated by the radiometer. On the other hand, underestimated cases have smaller ice particles that are not sensitive to the high frequency microwaves channels measured by TMI. In the second part of the work, data from the Global Precipitation Measurement (GPM) satellite were used for the period from September 2014 to August 2015, covering an area that extend the Andes Cordillera and the northeast coast of Brazil. Due to the performance of different meteorological systems in the study region, knowledge of the variability of the clouds macrophysical and microphysical parameters becomes necessary when satellite rainfall estimation is to be evaluated. Therefore, the objective of this study was to evaluate the stability of the relationship between IWP and rain rate for different regions and seasons, as well as the error in the rainfall estimation and the IWP estimators. First, the area was divided into four smaller areas that presented similar characteristics of the precipitation and topography. For each area, the RR, the IWP and the relationship between RR-IWP, determined using the GPROF (Goddard Profiling Algorithm) and CMB (Combined

Radar-Radiometer Algorithm) algorithms were evaluated according to the type of precipitation, quarter of the year and rain type. The results showed that there is an overestimation of the GPROF for low values of precipitation and IWP, in most areas and seasons, and an underestimate for larger values, especially for convective cases. The relationship between the surface precipitation rate and the IWP was consistent seasonally and spatially. An evaluation of the IWP estimate by the GPROF showed the reason for the errors found in the estimates. This evaluation revealed that there is a problem in the determination of IWP by GPROF, caused by the use of the Bayesian method, which tends to adjust the lower values, which occur less frequently, to lower values that have a greater sampling of data. These results open potential new avenues to improve the quality of passive microwave rainfall estimates.

Keywords: Satellite rainfall estimation. Passive microwave rainfall estimation. Satellite rainfall estimation errors. Microphysical parameters. Ice Water Path.

LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
2.1 Apresentação esquemática dos perfis de α e a . Os valores iniciais de a , b e α são dados em cinco pontos, A, B, C, D e E. Quando uma banda brilhante é detectada (a), C é escolhido no centro da banda brilhante (BB), B é dois <i>bins</i> acima de C, D são dois <i>bins</i> abaixo de C, A é o topo do eco e E é o <i>bin</i> válido mais baixo. Se não houver banda brilhante (b), C é escolhido na altura de congelamento estimada, e B e D são 750m acima e abaixo de C, respectivamente. Aqui A e E são iguais a antes. Os coeficientes entre esses pontos são calculados por interpolação. O perfil para chuva estratiforme sem banda brilhante é semelhante ao da chuva convectiva, mas seus valores reais são diferentes.	16
3.1 Diagrama esquemático da correção de paralaxe.	22
3.2 Precipitação média anual obtida a partir do produto MERGE, considerando o período de 2002 a 2010. Área de estudo indicada pela caixa branca	24
3.3 Relação PCT85-RR para os casos convectivos. Os pontos em preto são os valores médios para cada classe de PCT85, as barras em vermelho são os desvios padrões, a linha em preto é a curva ajustada, a verde contínua indica um desvio padrão médio para mais e para menos. Em azul os casos com superestimativa, em cinza os casos convectivos consistentes e em vermelho os casos com subestimativa.	27
3.4 Gráfico da razão entre a estimativa de precipitação do GPROF e a do PR versus a estimativa de precipitação do PR.	28
3.5 Distribuição de frequência do erro normalizado calculado utilizando a taxa de precipitação estimada a partir do PR e GPROF. As cores azul, cinza e vermelho representam as três categorias, subestimativa, consistente e superestimativa, respectivamente.	30
3.6 Distribuição de frequência dos casos de subestimativa e superestimativa como função da taxa de precipitação estimada a partir do a) PR e b) GPROF. Casos de subestimativa e superestimativa são classificados de acordo com os percentis de 20%, 15%, 10% e 5% obtidos pela cauda da distribuição.	31
3.7 CFAD da refletividade para as categorias com: a) superestimativa e b) subestimativa.	33

3.8	CFAD da refletividade para as categorias com superestimativa e subestimativa de acordo com o valor da taxa de precipitação: a) e b) $RR < 4\text{mm/h}$; c) e d) $4 < RR < 8\text{mm/h}$; e e) e f) $RR > 8\text{mm/h}$	34
3.8	Conclusão.	35
3.9	Distribuição da frequência relativa da altura do eco de 17 dBZ. Casos de superestimativa são indicados na cor vermelha e os casos de subestimativa na cor azul. Os casos de sub e superestimativa são classificados a partir dos percentis de 20%, 15%, 10% e 5%.	37
3.10	Distribuição da frequência relativa de acordo com os valores de: a) IWP; b) Taxa de raios; c) diferença de polarização em 85 GHz; d) PCT85; e e) LWP. Casos de superestimativa são indicados em vermelha e os casos de subestimativa em azul. Os casos de sub e superestimativa são classificados a partir dos percentis de 20%, 15%, 10% e 5%.	40
3.10	Continuação.	41
3.10	Conclusão.	42
3.11	Perfil médio de refletividade dos casos de superestimativa e subestimativa de acordo com as classes de IWP e TR. a) e b) Nuvens com topo até 9 km; c) e d) Nuvens com topo acima de 9 km.	43
3.11	Conclusão.	44
3.12	a) Histogramas de frequência das temperaturas de brilho dos diferentes canais de micro-ondas para os casos sem chuva; b) Histogramas de frequência das diferenças entre as temperaturas dos canais de baixa frequência e o canal de 85 GHz.	47
3.13	Histogramas de frequência das temperaturas de brilho dos diferentes canais de micro-ondas para os casos: a) superestimativa; e c) subestimativa. Histogramas de frequência das diferenças entre as temperaturas dos canais de baixa frequência e o canal de 85 GHz, para os casos: b) superestimativa; e d) subestimativa.	49
3.14	Diferenças médias das temperaturas de brilho entre todos canais, para: a) superestimativa; e b) subestimativa.	50
3.15	Gráfico de dispersão para a) Erro na estimativa de precipitação como função das diferenças entre as temperaturas de brilho: a) 10-85 GHz; b) 19-85 GHz); e c) Valor médio das diferenças entre as taxas de precipitação como função da PCT85, para intervalos de 10 K.	54
3.15	Conclusão.	55
3.16	Gráfico de dispersão das diferenças entre a taxa de precipitação estimada pelo GPROF e PR e a diferença entre as temperaturas de brilho: a) 19-10 GHz; b) 21-10 GHz; e c) 37-21 GHz) para todos os casos convectivos. . .	56

4.1	Esquema dos principais sistemas atuantes na América do Sul.	63
4.2	Área de estudo selecionada sobre a região tropical da América do Sul. . .	63
4.3	Perfil médio da refletividade de acordo com o tipo de precipitação e o trimestre do ano. a) Área 1; b) Área 2; c) Área 3; e d) Área4.	67
4.3	Conclusão.	68
4.4	Gráfico da média da precipitação estimada pelo GPROF em função das classes de estimativa de precipitação do CMB, para o período de um ano de dados. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.	70
4.5	Gráfico da média da precipitação estimada pelo GPROF em função das classes de estimativa do CMB, para: a) SON; b) DJF; c) MAM e d) JJA. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.	72
4.5	Conclusão.	73
4.6	Gráfico da densidade da taxa de precipitação estimada pelo GPROF versus a taxa de precipitação estimada pelo CMB para a Área 1, nos trimestres: a) SON; b) DJF; c) MAM e d) JJA.	74
4.7	Gráfico da densidade da taxa de precipitação estimada pelo GPROF versus a taxa de precipitação estimada pelo CMB para a Área 2, nos trimestres: a) SON; b) DJF; c) MAM e d) JJA.	75
4.8	Gráfico da densidade da taxa de precipitação estimada pelo GPROF versus a taxa de precipitação estimada pelo CMB para a Área 3, nos trimestres: a) SON; b) DJF; c) MAM e d) JJA.	76
4.9	Gráfico da densidade da taxa de precipitação estimada pelo GPROF versus a taxa de precipitação estimada pelo CMB para a Área 4, nos trimestres: a) SON; b) DJF; c) MAM e d) JJA.	77
4.10	Gráfico da média da precipitação estimada pelo GPROF em função das classes de estimativa do CMB, para todo o período. a) Nuvem convectiva profunda; b) Estratiforme; e c) Convectiva rasa. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.	78
4.10	Conclusão.	79
4.11	Gráfico da média do RR estimado pelo CMB em função das classes de estimativa do IWP pelo CMB, para o período de um ano de dados. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.	80

4.12	Gráfico da média do RR estimado pelo CMB em função das classes de estimativa do IWP pelo CMB, para: a) SON; b) DJF; c) MAM e d) JJA. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.	81
4.12	Conclusão.	82
4.13	Gráfico da média da precipitação estimada pelo CMB em função das classes de IWP_{CMB} , para todo o período. a) Nuvem convectiva profunda; e b) Estratiforme. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.	84
4.14	Gráfico da média do IWP estimado pelo GPROF em função das classes de estimativa do CMB, para o período de um ano de dados. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.	86
4.15	Gráfico da média do IWP estimado pelo GPROF em função das classes de estimativa do CMB, para: a) SON; b) DJF; c) MAM e d) JJA. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.	87
4.15	Conclusão.	88
4.16	Gráfico da média do IWP estimada pelo GPROF em função das classes de IWP_{CMB} , para todo o período. a) Nuvem convectiva; e b) Estratiforme. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.	89

LISTA DE TABELAS

	<u>Pág.</u>
3.1 Erros estatísticos entre dados do GPROF e do PR.	28
3.2 Autovalores e as variâncias encontradas após a aplicação da ACP.	52
3.3 Autovetores encontrados após a aplicação da ACP.	53
4.1 Estatísticas da quantidade de eventos de acordo com o tipo de precipitação para cada área de estudo e trimestre.	65
4.2 Precipitação acumulada média diária calculada para os meses de Março, Abril e Maio de 2015.	90

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AMSU-a	–	<i>Advanced Microwave Sounding Unit-A</i>
AMSU-b	–	<i>Advanced Microwave Sounding Unit-B</i>
CFAD	–	<i>Contoured Frequency by Altitude Diagrams</i>
CMB	–	<i>Combined Radar-Radiometer Algorithm</i>
CRM	–	<i>Cloud Resolving Models</i>
DPR	–	<i>Dual-frequency Precipitation Radar</i>
DSD	–	Distribuição do tamanho de gotas (<i>Drop Size Distribution</i>)
GPM	–	<i>Global Precipitation Measurement</i>
GPROF	–	<i>Goddard profiling algorithm</i>
INPE	–	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IWP	–	Conteúdo de gelo integrado (<i>Ice Water Path</i>)
JAXA	–	<i>Japan Aerospace Exploration Agency</i>
LI	–	Linha de Instabilidade
LIS	–	<i>Lightning Imaging Sensor</i>
LWP	–	Conteúdo de água líquida integrado (<i>Liquid Water Path</i>)
NASA	–	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
NCN	–	Núcleo de Condensação de Nuvem
NOAA	–	<i>National Oceanic and Atmospheric Administration</i>
PR	–	<i>Precipitation Radar</i>
PSD	–	<i>Particle Size Distribution</i>
RR	–	Taxa de Precipitação
TMI	–	<i>TRMM Microwave Imager</i>
TRMM	–	<i>Tropical Rainfall Measuring Mission</i>
VCAN	–	Vórtice Ciclônico de Altos Níveis
VIRS	–	Radiômetro visível/infravermelho
ZCAS	–	Zona de Convergência do Atlântico Sul
ZCIT	–	Zona de Convergência Intertropical

SUMÁRIO

	<u>Pág.</u>
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 Questões Científicas	3
1.2 Objetivos	4
1.2.1 Objetivos Gerais	4
1.2.2 Objetivos Específicos	4
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	7
2.1 Sistemas Atuantes na Região Tropical da América do Sul	7
2.2 Estimativa de Precipitação por Satélite utilizando Micro-ondas	9
2.2.1 Algoritmo GPROF	12
2.2.2 Algoritmo Combinado (CMB)	14
2.3 Problemas na Estimativa de Precipitação	17
3 ESTIMATIVA DA PRECIPITAÇÃO UTILIZANDO MICRO- ONDAS SOBRE O CONTINENTE: NUVENS COM E SEM ES- PALHAMENTO DO GELO	21
3.1 Dados	21
3.2 A identificação e caracterização dos casos convectivos	24
3.3 Estrutura Vertical das Nuvens	32
3.4 Abordagem da combinação de canais para classificar casos de superesti- mativa e subestimativa	46
3.5 Análise de Componentes Principais (ACP)	51
3.6 Conclusões Parciais	57
4 ANÁLISE DA VARIABILIDADE DO ERRO DA ESTIMATIVA DE PRECIPITAÇÃO POR SATÉLITE E A INFLUÊNCIA DAS CARACTERÍSTICAS RADIATIVAS DA ESTRUTURA VER- TICAL DAS NUVENS	61
4.1 Dados e Metodologia	61
4.2 Resultados	64
4.2.1 Estatística do tipo de precipitação observado em cada área de estudo e a influência sazonal	64
4.2.2 Análise da Estrutura Vertical	66

4.2.3	Comparação entre as estimativas de precipitação	69
4.2.4	Avaliação da Relação IWP-RR	79
4.2.5	Avaliação do IWP	85
4.3	Conclusões Parciais	90
5	CONCLUSÕES E SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS	93
5.1	Conclusões Gerais	93
5.2	Sugestões de Trabalhos Futuros	94
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	95

1 INTRODUÇÃO

No Brasil o regime de precipitação varia significativamente de região para região devido à grande extensão territorial, passando de um total médio anual de 400 mm no interior do Nordeste para 3500 mm na região Norte do país (INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA - INMET, 2017). Os sistemas meteorológicos que atuam em cada região também possuem características distintas desde a extensão vertical e horizontal até a duração. De acordo com Petković e Kummerow (2017) o tipo de sistema e o nível de organização interfere diretamente na acurácia da estimativa de precipitação. No caso em que a estimativa é produzida através de sensores de microondas passivo sobre o continente, esta limita-se apenas aos sinais de espalhamento do gelo presente na nuvem.

As nuvens quentes, de acordo com a definição de Cotton (1982), crescem normalmente por condensação num ambiente supersaturado e por colisão e coalescência com outras gotículas de nuvem. Este tipo de nuvem até pode apresentar uma camada de gelo, desde que esta camada não seja importante no processo de precipitação. Se considerarmos essa definição a relação entre a espessura de gelo e a quantidade de precipitação à superfície não funciona, pois grande parte do processo físico de formação da precipitação que ocorre no interior da nuvem está associado ao processo de crescimento das gotas de chuva na nuvem abaixo da camada de congelamento.

Segundo Pruppacher e Klett (2004), em ambientes limpos, como é o caso da região Amazônica na época chuvosa, o tempo entre a formação de gotas de nuvem e gotas de chuva pode durar aproximadamente 20 minutos. Em geral, na estação chuvosa, essas nuvens possuem um desenvolvimento rápido e são pouco profundas (SILVA DIAS et al., 2005). De acordo com Nesbitt et al. (2000) a ocorrência de precipitação sem uma assinatura de espalhamento do gelo é frequentemente observada na região tropical e não pode ser quantificada usando apenas uma técnica que estima a precipitação a partir do espalhamento do gelo. Por outro lado, a formação das gotas de nuvens e de chuva na época seca, devido à grande concentração de aerossóis oriundos da poluição causada pelas queimadas e o maior CAPE, ocorre principalmente devido aos processos de crescimento de gelo, de forma que o tempo entre a iniciação da nuvem e da precipitação pode durar algumas horas (KHAIN et al., 2008). Resultando em grandes concentrações de gotas menores de nuvem e gotas maiores de chuva (ROSENFELD; ULBRICH, 2003).

Braga (2017) em seu estudo avaliou o impacto das concentrações de partículas de aerossóis na formação de precipitação e raios em nuvens convectivas formadas

sobre a Amazônia, utilizando observações in-situ de DSDs (Drop Size Distribution) dos instrumentos instalados a bordo da aeronave HALO durante a campanha ACRIDICON-CHUVA, realizada sobre a Amazônia em Setembro de 2014. Os resultados indicaram que as maiores concentrações de aerossóis tendem a suprimir a formação de precipitação em nuvens pequenas e envigorar nuvens profundas. Durante a época seca as células convectivas de chuva apresentaram uma probabilidade de ocorrência de raios nuvem-solo duas vezes maior do que durante a época chuvosa. Mostrando que sobre a região Amazônica o aumento da poluição do ar promove a formação de tempestades mais intensas.

Apesar de diversos estudos relacionados aos processos de formação das nuvens na região Amazônica ainda apresenta grandes desafios científicos devido os processos complexos de formação da precipitação e essa variabilidade nos tipos de nuvens e sistemas precipitantes cria um desafio na estimativa da precipitação utilizando sensores remotos. Além disso, a estimativa de precipitação sobre o continente usando micro-ondas passivo ainda apresenta algumas inconsistências que serão discutidas neste trabalho. Especificamente, pelo fato da precipitação ser estimada indiretamente baseado no espalhamento da camada de gelo. A alta emissividade da superfície continental dificulta o uso dos canais de baixa frequência, e geralmente, apenas os canais de alta frequência são utilizados. Porém, os canais de alta frequência se baseiam principalmente no processo de espalhamento das partículas de gelo no topo das nuvens e associam esse espalhamento à precipitação próxima à superfície. No caso das nuvens quentes ou nuvens com pouco conteúdo de gelo a estimativa de precipitação torna-se imprecisa (KIDD; LEVIZZANI, 2011; MACHADO et al., 2014). Muitas aplicações fazem uso das combinações de observações. O PR (Precipitation Radar - TRMM) é especialmente importante para medir a precipitação, onde as medições por micro-ondas passivo têm dificuldade devido ao pouco contraste entre os sinais de precipitação de nuvens quente e da superfície da terra altamente emissiva. A cobertura espacial do TMI (TRMM Microwave Imager) é mais de três vezes maior do que a do PR (780 km de largura contra 220 km) tornando-se possível medir a precipitação em uma área muito maior, enquanto o PR mede a física detalhada da precipitação ao longo de uma faixa estreita que coincide com a do radiômetro, e auxilia a calibração das estimativas de precipitação pelo TMI (VILTARD et al., 2006) e de outros satélites que possuem apenas sensores com micro-ondas passivo. O mesmo acontece com o GPM (Global Precipitation Measurements), em que as informações provenientes dos radares Ku e Ka (245 km de largura e 125 km) calibram as informações obtidas pelo GMI (GPM Microwave Imager - 885 km de largura). De acordo com Grecu et al. (2016) o algoritmo combinado do GPM (CMB), que utiliza

as informações provenientes dos sensores de micro-ondas ativo e passivo, foi projetado para reduzir as incertezas nas estimativas de precipitação, de modo a produzir estimativas de precipitação precisas e fisicamente consistentes. Segundo Cecil et al. (2005) e Wang et al. (2012) uma combinação entre os dados PR e TMI com o sensor LIS (Lightning Imaging Sensor) também resultou em uma melhor compreensão dos sistemas de precipitação global e estimativa de precipitação.

A diversidade dos sistemas precipitantes faz com que o entendimento da estrutura vertical das nuvens seja de grande importância para a modelagem numérica, estimativa da precipitação e previsibilidade dos sistemas (FALL et al., 2013). Parâmetros microfísicos e microfísicos das nuvens, como o conteúdo de água líquida integrado (LWP) e o conteúdo de gelo integrado (IWP) provavelmente apresentam valores distintos de acordo com a região de estudo e podem auxiliar no entendimento e melhoria da estimativa de precipitação por satélite.

1.1 Questões Científicas

A estimativa de precipitação por satélite com sensores ativos é bem estabelecida, contudo, para a estimativa global de precipitação é necessário o emprego de sensores passivos de micro-ondas. Esses sensores equipam diversos satélites e apresentam uma largura da banda de varredura inúmeras vezes maior que a do radar ativo. O objetivo científico desta tese é avaliar o erro associado a estimativa de precipitação por sensores passivos de micro-ondas e entender e propor formas de reduzir esse erro. Assim, diversos aspectos serão avaliados em função da sub e da superestimativa de precipitação. Desde as relações espessura de gelo e precipitação, a variação sazonal e regional, o tipo de nuvem associado com cada erro e etc. As seguintes questões científicas específicas serão avaliadas:

- O erro na estimativa da precipitação é função das propriedades radiativas e microfísicas das nuvens?
- Quais parâmetros microfísicos e microfísicos das nuvens estão associados com a sub e superestimativa de precipitação?
- Como as informações obtidas a partir de diferentes canais de micro-ondas podem auxiliar na estimativa de precipitação para os casos em que a camada de gelo presente na nuvem não está diretamente associada a precipitação?
- A relação conteúdo de gelo x taxa de precipitação à superfície é eficiente

para a área de estudo? Varia de acordo com a região?

- Existe um erro na estimativa do conteúdo de gelo na nuvem? Esse erro varia de acordo com a região e sazonalmente?

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivos Gerais

Sendo assim, de acordo com as questões científicas, este trabalho tem como primeiro objetivo avaliar as propriedades radiativas, a estrutura vertical e as características principais das nuvens em que o conteúdo de gelo não está diretamente associado à precipitação, utilizando micro-ondas ativo e passivo do satélite TRMM para uma área na região Amazônica. Na segunda parte deste trabalho será avaliada a estabilidade das relações gelo e precipitação para diferentes regiões e estações do ano, bem como o erro na estimativa de precipitação e os estimadores do conteúdo de gelo. Essa análise será realizada utilizando o satélite GPM para uma área na região tropical da América do Sul, que se estende desde o nordeste brasileiro até os Andes. O conhecimento do comportamento físico dessas nuvens fornece a base para refinamentos adicionais nos algoritmos de estimativa de precipitação de micro-ondas.

1.2.2 Objetivos Específicos

Para atingir o objetivo geral, os seguintes objetivos específicos são propostos:

- Avaliar as medidas orbitais com sensores passivos e ativos de nuvens para os casos convectivos que apresentam problemas na estimativa de precipitação.
- Classificar e entender o padrão de nuvem típico que induz erros na estimativa de precipitação utilizando micro-ondas passivo.
- Identificar os parâmetros microfísicos das nuvens relacionados aos erros na estimativa de precipitação.
- Comparar a estimativa de precipitação obtida a partir de dois diferentes algoritmos (CMB e GPROF) que utilizam micro-ondas ativo e passivo, espacialmente e sazonalmente.
- Verificar a relação entre a taxa de precipitação (RR) e IWP utilizando as estimativas do algoritmo CMB, de acordo com o tipo de precipitação, sazonalmente e espacialmente.

- Avaliar a estimativa do IWP_{GPROF} quando comparada a estimativa do IWP_{CMB} .

Neste contexto, o Capítulo 2 apresenta uma revisão teórica dos sistemas atuantes na região tropical da América do Sul, dos satélites que possuem sensores na faixa de micro-ondas e de como são elaboradas as estimativas de precipitação utilizando micro-ondas passivo. O Capítulo 3 aborda os resultados da separação dos casos convectivos que apresentaram superestimativa e subestimativa, quando comparadas as taxas de precipitação estimadas utilizando os dados do TMI e PR, ambos sensores a bordo do satélite TRMM. No Capítulo 4 tem-se uma avaliação do erro da estimativa de precipitação por micro-ondas passivo em função da estimativa do conteúdo de gelo e a variabilidade espacial e sazonal desse erro, utilizando dados do satélite GPM. O Capítulo 5 contém as considerações finais dos estudos realizados. Os capítulos de resultados (Capítulos 3 e 4) apresentam suas próprias sessões de dados, metodologia e conclusões.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste trabalho são avaliadas as estimativas de precipitação por satélite utilizando micro-ondas passivo e ativo, obtidas a partir dos satélites TRMM e GPM para os casos de chuva convectiva e estratiforme. Além das estimativas de precipitação são avaliadas a estrutura vertical das nuvens de chuva e parâmetros microfísicos como o conteúdo integrado de água líquida e gelo. Nas análises com os dados do GPM, uma área na região Tropical da América Sul compreendida entre os Andes e o Nordeste Brasileiro, foi selecionada e subdividida em áreas menores considerado como critérios para a divisão a topografia e o regime de precipitação. Portanto, para a compreensão das metodologias utilizadas se faz necessário uma revisão sobre os temas mencionados. Sobre os sistemas precipitantes as informações pesquisadas na literatura e mencionadas a seguir são apenas para os sistemas atuantes na região de estudo.

2.1 Sistemas Atuantes na Região Tropical da América do Sul

Por possuir dimensões continentais o regime de precipitação no Brasil varia significativamente de região para região. Os sistemas meteorológicos que atuam em cada região também possuem características distintas quanto ao ciclo de vida, organização e intensidade. Dentre os principais sistemas meteorológicos responsáveis por grande parte do acumulado total de precipitação estão: as frentes frias, as linhas de instabilidade em latitudes tropicais e médias, os Sistemas Convectivos de Mesoescala (SCM), a Zona de Convergência Intertropical (ZCIT), as ondas de leste, a Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS), os Vórtices Ciclônicos de Altos Níveis (VCAN) e a convecção local, além das interações desses sistemas com a topografia.

Segundo [Molion e Bernardo \(2002\)](#), na região Nordeste do Brasil podem ser identificados três regimes básicos de precipitação associados cada um a um mecanismo de produção de chuva. A parte norte do NE, que contempla o Ceará e partes do Rio Grande do Norte, Piauí, Maranhão e oeste da Paraíba e Pernambuco, sofre influência da ZCIT, da convergência de umidade e da convecção local. [Braga \(2013\)](#) em um estudo na região de Fortaleza constatou que cerca de 50% das nuvens não possuem gelo em sua estrutura. O sul do NE, que abrange grande parte da Bahia e o sul do Maranhão e do Piauí tem como principais mecanismos a ZCAS, os sistemas pré-frontais e a convecção local. O terceiro regime está localizado na faixa costeira, que se estende desde o Rio Grande do Norte ao sul da Bahia, influenciado principalmente pelos distúrbios ondulatórios de leste e a atuação da brisa marítima. Além dos sistemas mencionados, o VCAN também influencia as chuvas no Nordeste

Brasileiro, uma vez que, se trata de uma área onde os ventos em altos níveis da atmosfera giram no sentido horário e o ar seco desses níveis mais altos desçam para a superfície. Desta forma, funciona como uma massa de ar seco para as áreas que estão mais próximas ao seu centro. Por outro lado, nas bordas deste sistema, ocorre formação de nuvens, geralmente cumulonimbus. No inverno, o VCAN encontra-se mais afastado do nordeste, no oceano Atlântico, enquanto que no verão move-se em direção ao continente.

Sobre a região Amazônica a atuação da ZCIT influencia a chuva na região de forma direta e indireta. A forma direta é devida seu deslocamento sazonal, contribuindo com as chuvas no norte do Brasil quando encontra-se na sua posição mais ao sul e com o período de menor taxa de precipitação quando encontra-se na sua posição mais ao norte. De forma indireta a ZCIT influencia de duas formas: através da formação de aglomerados convectivos ao longo da ZCIT que se deslocam para oeste e atingem a bacia Amazônica; e através da formação de linhas de instabilidade (LI), que ocorrem devido a interação dos ventos alísios com a circulação da brisa marítima e penetram no continente podendo alcançar, em alguns casos, os Andes (REBOITA et al., 2010). Outro tipo de sistema que contribui para a precipitação na região norte são os SCMs (SALIO et al., 2007). Segundo Salio et al. (2007) os SCMs na região tropical apresentam diferenças em comparação com os SCMs da região subtropical quanto ao tamanho, ciclo diurno e duração. Diferentemente da região subtropical, os SCMs na região tropical, não são modulados por sistemas sinóticos, mas estão associados ao aquecimento radiativo da superfície que, por sua vez, promove convergência e convecção. Os SCMs na região tropical tendem a iniciar entre 1500 e 2100 GMT, com máximo entre 1800 e 0000 GMT, tempo de vida menor do que 9 h em 89% dos casos e tamanho menor do que 150.000 km² no período de máxima extensão.

Segundo Kodama et al. (2009) a chuva quente é observada sobre as florestas tropicais nas estações chuvosas, embora com pequenas contribuições (2% ou menos). Enquanto que, Pereira e Rutledge (2006), utilizando radares de superfície na área de TRMM-LBA durante a estação chuvosa na Amazônia, mostraram que a convecção rasa contribuiu para aproximadamente 10% da precipitação total. No período chuvoso na região Amazônica a concentração de Núcleo de Condensação de Nuvem (NCN) diminui, apresentando quantidades semelhantes às observadas sobre regiões oceânicas, com valores de concentração de $\approx 200 \text{ cm}^{-3}$ para 1% de supersaturação (ROBERTS et al., 2001). De forma que, em algumas nuvens, os poucos NCN existentes crescem rapidamente e caem como chuva sem desenvolver o processo frio, ou seja, apresentam baixo conteúdo de gelo e descargas elétricas associadas (WILLIAMS

et al., 2002). Nesse processo a nuvem não tem muito tempo para crescer chegando no máximo a 4 ou 5 km de altura (SILVA DIAS et al., 2005). Na região Amazônica dos países Andinos (Peru, Bolívia, Equador e Colômbia), de acordo com Villar et al. (2009) a precipitação tende a diminuir com o aumento da altitude. Utilizando 391 estações de superfície os autores observaram que poucas estações, localizadas acima de 2000 m, apresentaram valores anuais de precipitação superiores a 1500 mm/ano, em geral para altitudes acima de 3000 m a precipitação anual foi de 1000 mm/ano. Dentre as estações analisadas havia uma grande variabilidade da precipitação em estações vizinhas com valores entre 250 a 6000 mm/ano. Os valores mais altos foram observados em regiões mais baixas a barlavento e os valores mais baixos em estações mais elevadas a sotavento.

2.2 Estimativa de Precipitação por Satélite utilizando Micro-ondas

Radiômetros operando na faixa de frequência de micro-ondas passivo medem a radiação térmica emitida e espalhada pelos gases atmosféricos e água nas fases líquida e sólida. Esta radiação é primeiramente atenuada pela presença de gotas de chuva. Baseado nas interações entre os hidrometeoros atmosféricos e a frequência de micro-ondas dois processos podem ser utilizados para identificar a precipitação: emissão a partir das gotas de chuva, que provocam um aumento na radiação em micro-ondas e o espalhamento causado pelas partículas de gelo precipitando, que provocam uma diminuição na radiação em micro-ondas (KIDD; LEVIZZANI, 2011).

As primeiras tentativas de se estimar precipitação via micro-ondas foram feitas a partir do lançamento do satélite “*Electrically Scanning Microwave Radiometer on the Nimbus 5 satellite (ESMR-5)*” em Dezembro de 1972. Wilheit et al. (1977) tentaram usar esses dados para estimar a precipitação sobre o oceano, empregando um modelo de transferência radiativa eles calcularam a temperatura de brilho em 19, 35 GHz como uma função da taxa de precipitação. Pela técnica da absorção a espessura da camada de chuva deve ser considerada. Uma camada de chuva mais espessa terá uma espessura óptica maior e conseqüentemente uma maior temperatura de brilho.

Dependendo da faixa de frequência e das características dos sensores as interações são diferentes e variam de acordo com o tipo de hidrometeoro. Para as frequências em 22 GHz, a temperatura de brilho, medida por radiômetros de superfície, é três vezes mais sensível ao conteúdo de vapor d’água do que o de água líquida. Enquanto que na região de 30 GHz, as temperaturas de brilho são duas vezes mais sensíveis ao conteúdo de água líquida do que ao vapor d’água, considerando que a sensibilidade do gelo é desprezada nessas duas frequências (SIMPSON et al., 2002). Com a combinação

desses canais é possível derivar o conteúdo de água líquida na atmosfera. Segundo [Karmakar et al. \(2011\)](#) o uso de sensores em superfície com frequência de 23,834 GHz combinado com o 30 GHz apresentou melhor resultado que quando se utiliza apenas 22,234 GHz, devido à independência em relação à pressão. O uso das diferentes frequências para a estimativa de precipitação depende também do tipo de superfície, por exemplo, para o oceano o sinal radiométrico é baixo e constante (emissividade $\approx 0,4 - 0,5$), portanto emissões adicionais da precipitação podem ser usadas para identificar e quantificar a precipitação usando canais de baixa frequência (<20 GHz). Sobre o continente, a superfície tem uma emissividade muito mais alta ($\approx 0,9$) e, conseqüentemente, as emissões dos hidrometeoros não podem ser mensuradas com confiabilidade, sendo mais aconselhado o uso dos canais de alta frequência (> 35 GHz), onde o espalhamento por partículas de gelo é mais importante ([KIDD; LEVIZZANI, 2011](#)).

Se um modelo de estrutura vertical de precipitação e condições atmosféricas (perfil vertical de temperatura e umidade relativa) for assumido, pode-se utilizar as equações de transferência radiativa e calcular as temperaturas de brilho em micro-ondas em função da taxa de precipitação.

Um melhor detalhamento da precipitação à superfície seria feito a partir do conhecimento prévio do estado da atmosfera e isto pode ser possível usando observações de multi-frequências de micro-ondas passivo para estimar o perfil vertical de quantidades microfísicas tais como: gotas de chuva, gotas de nuvem, partículas de gelo e graupel.

Para as frequências acima de 100 GHz, não se espera que as medidas sejam associadas diretamente ao perfil de chuva próxima à superfície: a opacidade da nuvem nas áreas precipitantes limita a quantidade de radiação da chuva. A bordo dos satélites NOAA existem os sondadores AMSU, sendo o AMSU-A para temperatura e o AMSU-B para umidade. O primeiro na banda do O_2 em torno de 55 GHz e o segundo em torno da linha do H_2O em 183 GHz. Correlações entre precipitação e observações surgem a partir da relação indireta entre a nuvem, o perfil atmosférico e a precipitação abaixo. Sendo assim, taxas de precipitação têm sido estimadas a partir de observações AMSU-B sobre o continente, a partir do índice de espalhamento simples, baseado no espalhamento diferencial nas nuvens em 89 e 150 GHz. Para essas estimativas, sistemas de redes neurais foram desenvolvidos para recuperar as taxas de precipitação a partir de observações do AMSU-A e B, usando dados de treinamento gerados a partir de observações do AMSU e de radar ou a partir de

simulações derivadas do acoplamento de modelos de nuvem de mesoescala e códigos de transferência radiativa (PRIGENT, 2010).

Diferentemente do sensoriamento remoto passivo, o ativo utiliza um sistema de radar que transmite pulsos de energia eletromagnética através da atmosfera e analisa a energia retroespalhada de volta ao radar. Como os comprimentos de onda na faixa do micro-ondas são maiores que os do infravermelho a energia radiante na micro-ondas responde frequentemente a partículas maiores.

Existem satélites meteorológicos com radares a bordo capazes de estimar a precipitação de uma forma mais direta, um exemplo, é o satélite TRMM (*Tropical Rainfall Measuring Mission*), lançado em 1997 e descontinuado em 8 de abril de 2015, e o GPM (*Global Precipitation Measurement*), lançado em fevereiro de 2014.

O satélite TRMM desenvolvido pela NASA e a JAXA, equipado com diversos sensores capazes de adquirir informações relacionadas às características da precipitação tropical, foi o primeiro a fazer uso simultâneo de instrumentos de micro-ondas ativo e passivo. A bordo do TRMM três instrumentos compõem o pacote de monitoramento da chuva e são usados separadamente ou em conjunto para compreender os processos de precipitação, sua estrutura vertical e horizontal e sua climatologia: um Radar de Precipitação (*PR - Precipitation Radar*), o primeiro radar meteorológico no espaço; um radiômetro de multi-frequência em micro-onda passivo (*TMI - TRMM Microwave Imager*), que complementa o PR pelo fato de fornecer o conteúdo total dos hidrometeoros (água e gelo) dos sistemas precipitantes e, um radiômetro visível/infravermelho (*VIRS*). Além dos instrumentos que compõem o pacote de monitoramento da chuva existem também o sensor LIS (*Lightning Imaging Sensor*) e o sensor VIRS (*Visible and Infrared Scanner*).

A missão GPM é uma constelação de satélites criada com o objetivo de fornecer observações da precipitação a cada duas a quatro horas em qualquer lugar do mundo. A nave principal, lançada em fevereiro de 2014, possui sensores de micro-ondas ativo e passivo a bordo, sendo o passivo o GMI (*GPM Microwave Imager*), composto por treze canais em micro-ondas com frequências de 10 a 183 GHz, e o ativo o DPR (*Dual-frequency Precipitation Radar*), que consiste de um radar banda Ku (13,6 GHz) e um banda Ka (35,5 GHz), que realizam medidas de precipitação com uma maior resolução, precisão e sensibilidade (IGUCHI et al., 2000). Segundo Iguchi et al. (2000) a banda Ku funciona da mesma forma que no TRMM e a banda Ka identifica chuva leve e queda de neve. De forma que, a combinação dessas bandas proporcionará uma estimativa mais precisa dos parâmetros relacionados à distribuição de tamanho

de gota. Segundo Le e Chandrasekar (2012) com as informações em duas diferentes frequências é possível determinar dois dos três parâmetros que definem a distribuição Gama de uma DSD, tornando a estimativa de precipitação mais confiável.

Juntos, estes instrumentos fornecem uma capacidade única para medir a precipitação que cai como chuva ou neve em condições que têm sido difíceis de detectar por meio de instrumentos anteriores. Em comparação com a geração anterior de instrumentos, as novas capacidades do GMI e do DPR são devido a adição de canais de frequência elevada (165, 6 e 183, 3 GHz) no GMI e a inclusão de um radar banda Ka no DPR (IGUCHI et al., 2010).

2.2.1 Algoritmo GPROF

O algoritmo de estimativa de precipitação *Goddard Profiling Algorithm* (GPROF), inicialmente descrito por Kummerow et al. (1996), é utilizado no satélite TRMM e vem sendo desenvolvido e aprimorado para o GPM. O GPROF é capaz de obter tanto a precipitação instantânea quanto a estrutura vertical da precipitação, usando uma abordagem Bayesiana para associar as temperaturas de brilho medidas com os perfis de hidrometeoros calculados com CRM (*Cloud Resolving Models*). Um modelo de transferência radiativa baseado numa aproximação unidimensional de Eddington (KUMMEROW, 1993) é usado para calcular as temperaturas de brilho a partir dos perfis calculados dos hidrometeoros, para as frequências onde o satélite realiza as medições.

A versão atual do algoritmo (GPROF 2017) é aplicável a diferentes sensores de micro-ondas passivo para recuperar a precipitação, em particular, através da utilização de imageadores, tais como GMI, SSMI/S (*Special Sensor Microwave Imager/Sounder*) e AMSR2 (*Advanced Microwave Scanning Radiometer 2*). As temperaturas de brilho observadas pelos sensores são então utilizadas para encontrar um perfil mais adequado ao da base de dados com a ajuda do teorema de Bayes. Na teoria Bayesiana (RODGERS, 2000), a probabilidade de encontrarmos um determinado perfil de hidrometeoro R , dado os valores de T_b , é dada por:

$$P(R|T_b) = \frac{P(R)XP(T_b|R)}{P(T_b)} \quad (2.1)$$

em que, $P(R|T_b)$ é a probabilidade a posteriori de R ocorrer dado um vetor de T_b observado; $P(R)$ e $P(T_b)$ são as probabilidade a priori da taxa de precipitação e da temperatura de brilho, respectivamente; e $P(T_b|R)$ é a probabilidade de encontrar-

mos um determinado vetor de T_b , dado os valores de R .

As características de superfícies continentais dificultam o uso de todos os canais dos sensores, e geralmente apenas os canais de mais alta frequência são utilizados. Logo, torna-se muito difícil extrair informações precisas sobre os perfis de hidrometeoros sobre essas regiões utilizando-se algoritmos físicos. No caso do TMI apenas os canais de 85 GHz são utilizados, então o vetor de temperatura de brilho utilizado para a recuperação dos perfis tem apenas 2 dimensões (85V e 85H, em que V e H representam a polarização vertical e horizontal, respectivamente). Sobre o oceano, utilizando-se todos os canais do TMI, esse vetor tem 9 dimensões composto pelos 5 canais polarizados verticalmente e 4 horizontalmente.

Sobre o oceano, utilizando uma grade de $2,5^\circ$ e médias mensais, o GPROF apresenta uma correlação de 0,86 e um bias de -9% em comparação com dados de pluviômetros. Considerando apenas pontos da grade com mais de 2 pluviômetros a correlação aumenta para 0,91, e o bias se torna positivo em 6% . Comparações do TRMM com produtos de validação de superfície do radar Kwajalein apresentaram correlação de 0,9 e bias -32% . Sobre o continente, o GPROF teve um bias positivo de 17% e uma correlação de 0,8 sobre uma grade mensal de 5° , quando comparado com a rede de pluviômetros do GPCC (*Global Precipitation Climatology Center*) (KUMMEROW et al., 2001).

A qualidade dos perfis recuperados depende fortemente da qualidade das simulações que alimentam o código de transferência radiativa. Para melhorar a qualidade do banco de dados, alguns estudos criaram uma base de dados híbrida, utilizando perfis de refletividade do PR e simulações numéricas (KUMMEROW et al., 2011; VILTARD et al., 2006). Os perfis do PR adicionam um caráter mais realista a base de dados, mas têm uma deficiência na representação do gelo. Essa deficiência é em parte suprida pelas simulações, pois os modelos de nuvens também possuem uma deficiência na representação dos diversos tipos de gelo (granizo, neve, etc.).

As atuais versões do GPROF para o GPM utilizam os perfis de hidrometeoros do algoritmo combinado do DPR (GRECU et al., 2016) e as temperaturas de brilho simuladas são obtidas a partir de modelo de transferência radiativa, garantindo uma boa concordância com as T_b s observadas pelo GMI. Essas informações são então combinadas com a taxa de precipitação do Ku-DPR e com dados complementares, como por exemplo, o tipo de superfície e a temperatura a 2 m, para a construção das bases de dados a-priori do GPROF.

2.2.2 Algoritmo Combinado (CMB)

O uso combinado de dados de sensores de micro-ondas ativos e passivos fornece informações complementares sobre os processos macrofísicos e microfísicos das nuvens de precipitação, que podem ser usadas para reduzir incertezas quando comparado ao uso dos algoritmos separados. Em termos simples, os algoritmos combinados usam o sinal do radiômetro como uma alternativa a atenuação sofrida pelo radar.

O algoritmo combinado do GPM (CMB) é baseado em um modelo físico que simula observações de radar e radiômetro como uma função de variáveis geofísicas (GRECU et al., 2004 apud GRECU et al., 2016). Por se tratar de variáveis geofísicas não podem ser determinadas apenas a partir de observações de satélite, por isso é utilizado o teorema de Bayes, um método probabilístico. De acordo com GreCU et al. (2016), matematicamente, pode ser expresso como:

$$J = \frac{1}{2}[y_{sim}(x) - y_{obs}]^T W_T^{-1}[\Theta y_{sim}(x) - y_{obs}] + \frac{1}{2}(x - x_N)^T W_x^{-1}(x - x_N) \quad (2.2)$$

em que, x é o conjunto de variáveis geofísicas a serem estimadas, $y_{sim}(x)$ é obtido a partir do modelo físico, y_{obs} são as observações do radar e radiômetro, W_T é a matriz de covariância, x_N é a média a-priori de x e W_x a sua matriz de covariância. A refletividade do radar banda Ka, as temperaturas de brilho do GMI, e a atenuação integrada (*PIA - path-integrated attenuation*) do radar banda Ku e a diferença da atenuação integrada de Ku-Ka são utilizadas no vetor de observação simulado y . A refletividade do radar banda Ku é utilizada junto com um procedimento de perfil de radar Hitschfeld-Bordan para reduzir a dimensão de x . Esse vetor x possui todos os parâmetros necessários para descrever a distribuição do tamanho de partículas de precipitação (*PSD - Particle Size Distribution*). A PSD pode ser descrita por uma distribuição gamma normalizada, que relaciona a concentração das partículas de precipitação com o tamanho (TESTUD et al., 2001 apud GRECU et al., 2016):

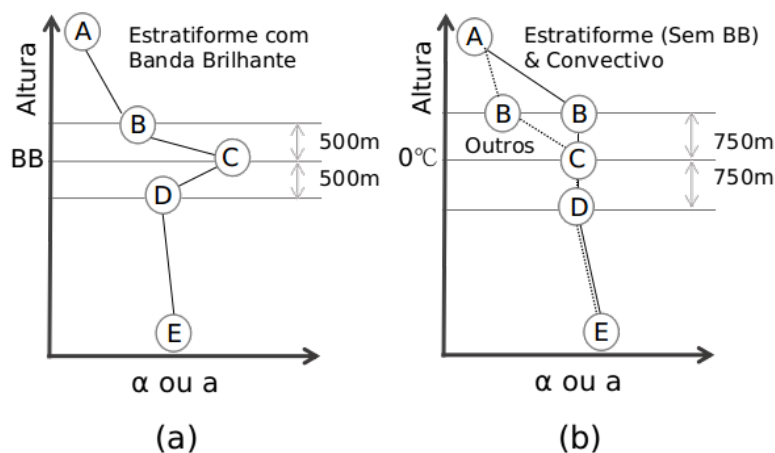
$$N(D) = N_W f(\mu) \left(\frac{D}{D_m}\right)^\mu \exp\left[-(4 + \mu)\frac{D}{D_m}\right] \quad (2.3)$$

$$f(\mu) = \frac{\Gamma(4)}{4^4} \frac{(4 + \mu)^{(4+\mu)}}{\Gamma(\mu + 4)} \quad (2.4)$$

em que, N_W é o intercepto da distribuição normalizada (equivalente ao N_0 na distribuição exponencial), D_m é o diâmetro médio ponderado pela massa, μ é o fator de forma da distribuição, D é o diâmetro da partícula e $N(D)$ é a concentração de partículas com diâmetro D . Cada ponto é descrito por três parâmetros, sendo μ prescrito e N_W e D_m parâmetros livres. As informações do radar Ku são utilizadas para diagnosticar analiticamente o perfil de D_m , dadas as suposições a-priori de N_W . O perfil D_m , dado N_W , é obtido utilizando a solução Hitschfeld-Bordan (GRECU et al., 2011).

Para capturar a variabilidade vertical de N_W , o N_W é definido para nove diferentes localizações dentro do perfil do radar e interpolado. As nove localizações no perfil foram baseadas nos 5 nós introduzidos por Iguchi et al. (2000), sendo eles: (1) A é o bin mais alto detectado pelo banda Ku; (2) B é o topo da camada de fase mista; (3) C é o pico da banda brilhante para precipitação estratiforme e o bin correspondente a altura de congelamento para a precipitação convectiva; (4) D é a base da camada de mistura; e (5) E é o bin mais baixo acima da superfície (Figura 2.1). Adicionalmente, são inseridos mais 4 nós, sendo 3 entre A e B e 1 entre D e E. Esses 9 valores são incluídos em x para descrever a variabilidade vertical de N_W . Dado um perfil do radar banda Ku, um perfil de precipitação (D_m) é derivado como função do N_W incluído no x e um perfil de prescrito. De acordo com Greco et al. (2016) duas espécies de hidrometeoros são derivadas a partir dos perfis de N_W e D_m como função da estrutura dos 5 nós. Acima de B, os parâmetros PSD N_W e D_m são associados com neve, enquanto que abaixo de D os parâmetros PSD são associados com chuva. Na fase mista, isto é entre B e D, os parâmetros PSD são associados com uma mistura de neve e chuva.

Figura 2.1 - Apresentação esquemática dos perfis de α e a . Os valores iniciais de a , b e α são dados em cinco pontos, A, B, C, D e E. Quando uma banda brilhante é detectada (a), C é escolhido no centro da banda brilhante (BB), B é dois *bins* acima de C, D são dois *bins* abaixo de C, A é o topo do eco e E é o *bin* válido mais baixo. Se não houver banda brilhante (b), C é escolhido na altura de congelamento estimada, e B e D são 750m acima e abaixo de C, respectivamente. Aqui A e E são iguais a antes. Os coeficientes entre esses pontos são calculados por interpolação. O perfil para chuva estratiforme sem banda brilhante é semelhante ao da chuva convectiva, mas seus valores reais são diferentes.



Fonte: Adaptado de Iguchi et al. (2000).

As distribuições verticais de vapor de água e água de nuvem em cada perfil de radar são baseadas na função ortogonal empírica (EOF). As EOFs são derivadas do modelo WRF (*Weather Research Forecasting*).

Em resumo, os *retrievals* combinados produzem um perfil de hidrometeoros, distribuição de tamanho de partícula e parâmetros de superfície para os quais as temperaturas de brilho e refletividades são consistentes com as medidas de satélite. Esses produtos combinados podem ser usados como bancos de dados bayesianos de *retrievals* para múltiplos radiômetros. O algoritmo combinado operacional foi projetado para produzir um produto de precipitação consistente, que integra informações provenientes do DPR e GMI, reduzindo assim as incertezas nas estimativas de precipitação do GPM. O algoritmo apresenta uma estrutura de estimativa baseada em uma formulação estatística do método de Gauss-Newton, uma parametrização para a distribuição não uniforme de precipitação dentro dos campos de visão do radar, uma metodologia para detectar e explicar a dispersão múltipla nas observações do radar banda Ka (KaPR), e uma técnica de deconvolução estatística que permite uma incorporação sequencial eficiente de informação do radiômetro nos *retrievals* de precipitação do DPR (GRECU et al., 2016).

2.3 Problemas na Estimativa de Precipitação

As estimativas de precipitação utilizando micro-ondas passivo sobre o oceano têm avançado consideravelmente (KUMMEROW et al., 2001; KUMMEROW et al., 2011), porém sobre o continente ainda apresentam diversas deficiências (CARR et al., 2015). As superfícies continentais possuem uma grande variabilidade temporal, espacial e espectral na emissividade de micro-ondas devido aos efeitos da umidade do solo, composição do solo, a cobertura da vegetação, a rugosidade da superfície ou a presença de água parada ou neve, além de depender da frequência, ângulo de incidência e polarização. Todas essas características da superfície interagem com a radiação de micro-ondas de maneiras complexas de modelar, dependendo de um grande número de parâmetros altamente variáveis e pouco conhecidos, o que dificulta o uso dos canais de baixa frequência (PETTY; LI, 2013; PRIGENT et al., 2006). Geralmente, apenas os canais de alta frequência são utilizados para estimar a precipitação sobre o continente (GOPALAN et al., 2010). Contudo, esses canais baseiam-se principalmente no processo de espalhamento das partículas de gelo nas nuvens e associam esse espalhamento à precipitação, tornando indireta a estimativa de precipitação.

O conteúdo total de gelo de cada tipo de nuvem aliado ao tamanho da partícula é utilizado como indicador do seu potencial de precipitação. Tais indicadores podem ser aplicados em algoritmos de estimativa de precipitação baseados em informações obtidas por satélite na faixa de micro-ondas (FERRARO et al., 2005; VILA et al., 2007; WENG et al., 2003). Porém, os algoritmos globais de recuperação de precipitação para radiômetros de micro-ondas ainda apresentam problemas relacionados a: confiabilidade na detecção de chuva quente e/ou leve sobre o continente; dificuldade em detectar assinaturas de chuva sobre desertos, superfície congelada, neve e regiões costeiras; e dependência regional do bias na quantidade média de precipitação (PETTY; LI, 2013). Para algumas regiões o aumento na variabilidade da emissividade é mais claro no inverno devido a presença de neve, que induz a uma mudança significativa na emissividade da superfície (PRIGENT et al., 2006).

Comparações entre as estimativas de precipitação obtidas pelo algoritmo GPROF e o PR revelaram bias regionais e sazonais, com altos bias positivos associados a zonas convectivas na estação quente e sobre regiões semi-áridas e bias negativos encontrados nos regimes de precipitação de nuvem quente, onde o espalhamento em 85 GHz é incapaz de detectar o sinal da precipitação (WANG et al., 2009).

Berg et al. (2006) também encontraram bias regionais distintos em uma comparação global utilizando as precipitações estimadas pelo PR e TMI. Shimizu et al. (2009)

sugerem que esse bias é devido as diferenças entre os limiares de sensibilidade dos instrumentos a precipitação fraca ou oriunda de nuvem rasa. Enquanto que, [Iguchi et al. \(2009\)](#) e [Kozu et al. \(2009\)](#) associam o erro a suposição da DSD no algoritmo do radar.

[Petty e Li \(2013\)](#) desenvolveram um novo algoritmo Bayesiano para a estimativa de precipitação que ao invés de utilizar os nove canais do TMI utiliza três pseudo canais, obtidos a partir da análise de componentes principais, de forma a obter um algoritmo eficiente e de fácil implementação. Segundo os autores esses pseudo-canais podem ser substituídos pelos canais originais do sensor em diversos algoritmos de *retrieval* existentes, de modo a facilitar os *retrievals* tornando-os menos sensíveis às incertezas no tipo de superfície e também nas proximidades dos litorais. Inclusive foram incorporados na versão mais recente do algoritmo GPROF adotado tanto para o TMI quanto para o GMI. Apesar da eficiência o novo algoritmo não fornece o perfil de hidrometeoros inferido a partir do PR, apenas a taxa de precipitação na superfície.

Ainda existem diversas limitações associadas a estimativa de precipitação por micro-ondas, porém alguns trabalhos têm sido desenvolvidos com o intuito de diminuir as discrepâncias existentes entre as estimativas de precipitação obtidas pelos sensores de micro-ondas ativo e passivo. [Petković e Kummerow \(2017\)](#) encontraram discrepâncias significativas entre as estimativas de precipitação obtidas a partir de micro-ondas ativo e passivo sobre as regiões continentais, onde os *retrievals* de micro-ondas passivo são limitados aos sinais de espalhamento. Segundo os autores essas discrepâncias estão correlacionadas com a estrutura do sistema precipitante e o nível de organização desses sistemas. Os sistemas convectivos rasos e os profundos desorganizados tendem a serem subestimados pelo PMW (*Passive Microwave*), enquanto que, os convectivos profundos organizados são superestimados. Utilizando variáveis complementares, como por exemplo o CAPE, o cisalhamento do vento, a temperatura do ponto de orvalho e a distribuição vertical de umidade observaram que algumas dessas variáveis são preditoras do tipo de sistema e nível de organização das nuvens. Valores altos de CAPE e cisalhamento do vento são condições favoráveis a convecção profunda organizada, enquanto que, valores baixos dessas variáveis estão associados a formação de nuvens rasas. A convecção profunda desorganizada não se mostrou sensível às variáveis testadas. Algumas questões complexas, como se a piscina fria (formada pela frente de rajada), a intensidade da corrente ascendente ou os processos termodinâmicos em nuvem são mais favoráveis para um tipo de nuvem em detrimento de outro, não podem ser respondidas apenas pelo CAPE

e cisalhamento do vento, porém essas duas variáveis têm uma forte influência sobre todos esses fatores e assim, servem como bons preditores do nível de organização das tempestades. Por isso, as variáveis complementares foram combinadas e mostraram que o uso das informações do CAPE e a umidade relativa removeu $\approx 20\%$ do BIAS relativo. O uso da informação do tipo de sistema melhorou $\approx 40\%$ o RMSE.

Petković et al. (2018) em um estudo recente, com o objetivo de atenuar os erros associados as estimativas de precipitação sobre o continente americano, empregaram relações previamente estabelecidas entre estruturas de nuvens e ambientes de grande escala, como CAPE, cisalhamento do vento, distribuição de umidade e concentrações de aerossóis para formar uma relação mais robusta entre a precipitação e o sinal de espalhamento. O algoritmo modificado permitiu usar o ambiente de grande escala para filtrar os estados a priori que não correspondem à condição sinótica relevante para a observação e, assim, reduzir a diferença entre a variabilidade assumida e observada na relação gelo-chuva. Comparações com dados de superfície da rede MRMS (*Multi-Radar Multi-Sensor*) dos Estados Unidos demonstraram um excelente potencial para melhorar a precisão da precipitação intensa sobre o continente e que os parâmetros sinóticos individuais podem remover de 20% a 30% do bias existente e até 50% quando combinados, preservando o desempenho geral do algoritmo.

No intuito de contribuir para o avanço das pesquisas relacionadas a estimativa de precipitação por micro-ondas passivo sobre o continente. A seguir são mostrados os resultados obtidos a partir da análise da estimativa de precipitação por micro-ondas utilizando dados históricos do satélite TRMM (Capítulo 3) e para o período de 1 ano de dados do satélite GPM (Capítulo 4).

3 ESTIMATIVA DA PRECIPITAÇÃO UTILIZANDO MICRO-ONDAS SOBRE O CONTINENTE: NUVENS COM E SEM ESPALHAMENTO DO GELO

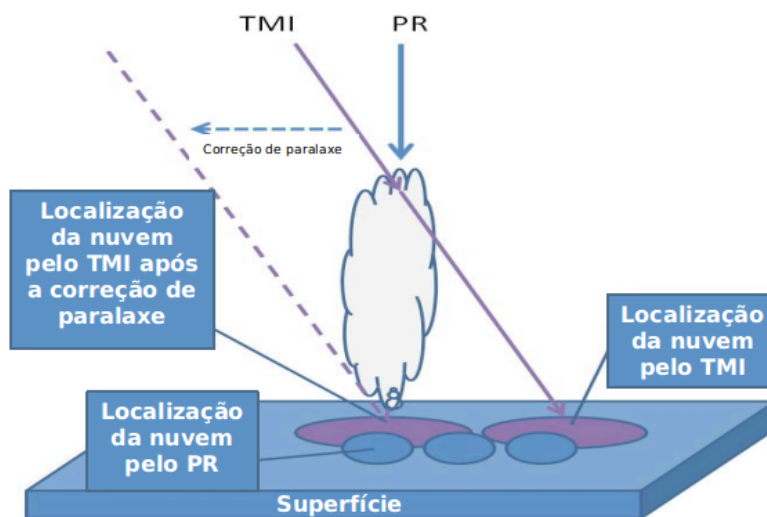
Como mencionado na revisão da literatura, sobre o continente, os algoritmos baseados no espalhamento estimam a taxa de precipitação a partir do retroespalhamento da radiação de micro-ondas (frequência acima de 60 GHz) provenientes das partículas de gelo das nuvens, de forma que, o conteúdo total de gelo de cada tipo de nuvem aliado ao tamanho de cada partícula são utilizados como indicadores do seu potencial de precipitação. Porém, como mencionado, existem tipos de nuvens onde não há uma camada de gelo ou essa camada não é suficientemente espessa quando comparada a precipitação associada ou ainda, a camada de gelo presente na nuvem não está diretamente associada à precipitação, fazendo com que o conhecimento das propriedades radiativas e da estrutura vertical desses tipos de nuvens sejam importantes para entender as diferenças relacionadas a estimativa de precipitação por satélite. O conhecimento do comportamento físico dessas nuvens fornece a base para um melhor ajuste nos algoritmos de estimativa de precipitação baseados em micro-ondas passivo favorecendo a redução dos erros. As propriedades das nuvens são avaliadas como função do erro associado à estimativa de precipitação.

3.1 Dados

Para o presente estudo foram utilizados dados do satélite TRMM disponibilizados pela Universidade de Utah, que compõem o banco de dados de características da precipitação, i.e., *Precipitation Feature (PF) database* (LIU, 2013; LIU et al., 2008). Os dados são disponibilizados na versão 7 para os algoritmos 1B01, 1B11, 2A12 (KUMMEROW et al., 2001), 2A23, 2A25 (IGUCHI et al., 2000), 2B31, 2H25 e versão 4 para os dados provenientes do sensor LIS, após a correção de paralaxe TMI-PR (*TRMM Microwave Imager - Precipitation Radar*) e TMI-PR-LIS-VIRS (*Lightning Imaging Sensor - Visible and Infrared Scanner*) (LIU, 2013). Para essa versão (V07) novos parâmetros foram introduzidos, entre eles, a taxa de precipitação em 2B31 do algoritmo combinado e os perfis de calor latente do 2H25. Os dados do algoritmo 1B11 do TMI são disponibilizados em duas resoluções diferentes, uma delas em baixa resolução (104 pixels em *cross scans*) para os canais de 10, 19, 21 e 37 GHz, incluindo as temperaturas de brilho e a outra é salva em alta resolução (208 pixels em *cross scans*) para os canais de 85 GHz. A co-localização entre PR (algoritmo 2A25) e TMI (algoritmo 1B11) é realizada somente para os dados em alta resolução do TMI dentro da faixa PR. Na versão antiga da correção de paralaxe (conjuntos de dados

produzidos antes de 2013), devido as diferenças entre os escaneamentos do TMI (52° de ângulo cônico) e do PR (nadir), pode haver um problema se os sinais de espalhamento de micro-ondas forem de hidrometeoros elevados, como células convectivas altas. Por esse motivo na atual versão, apenas para os pixels com altura do eco superior a 5 km e atenuação integrada $> 0,4$ dBZ no algoritmo 2A23 do PR, um método simples de correção de paralaxe foi aplicado. Nesse método os dados do TMI são deslocados como mostrado na Figura 3.1. Após essa correção, há melhores correspondências entre as medidas do PR e TMI para células convectivas altas. No entanto, se utilizado para os pixels com altura do eco inferior a 5 km (células convectivas rasas) as correspondências entre PR e TMI pioram devido à sobreposição de correções, o que pode levar a problemas ao calcular as propriedades de espalhamento de micro-ondas dentro de um sistema de precipitação raso definido pela área de precipitação superficial do PR. Para os dados do LIS o tempo de visualização é interpolado em uma resolução de 0,1 graus, utilizando o método do vizinho mais próximo para atribuir cada um dos eventos de *flash* às coordenadas do pixel do TMI. Após a co-localização entre PR e TMI, cada *flash* pode ser atribuído a um pixel PR para análise posterior (LIU, 2013).

Figura 3.1 - Diagrama esquemático da correção de paralaxe.



Fonte: Adaptado de Liu (2013).

O período utilizado para o estudo foi de janeiro de 2002 a dezembro de 2011, contemplando 10 anos de dados após o reposicionamento do satélite TRMM em 2001, de forma a evitar dados com resoluções espaciais distintas.

A primeira metodologia empregada para a seleção dos pares TMI-PR era baseada no vizinho mais próximo, considerando a resolução original dos sensores. Porém ao analisar o erro médio entre as taxas de precipitação, obtidas a partir dos sensores, observou-se que havia uma grande discrepância independentemente do valor da taxa de precipitação. De forma que o erro encontrado não seria função apenas das diferenças entre os sensores, mas também da co-localização.

Para evitar inconsistências associadas a co-localização e valores muito discrepantes da taxa de precipitação, os pares TMI-PR foram selecionados usando para cada ponto do TMI uma matriz 3x3 do PR (similar a metodologia adotada por [Kidd et al. \(2017\)](#), [Wang et al. \(2012\)](#)), selecionando o valor do PR com a menor diferença da taxa de precipitação quando comparada a taxa de precipitação estimada pelo GPROF.

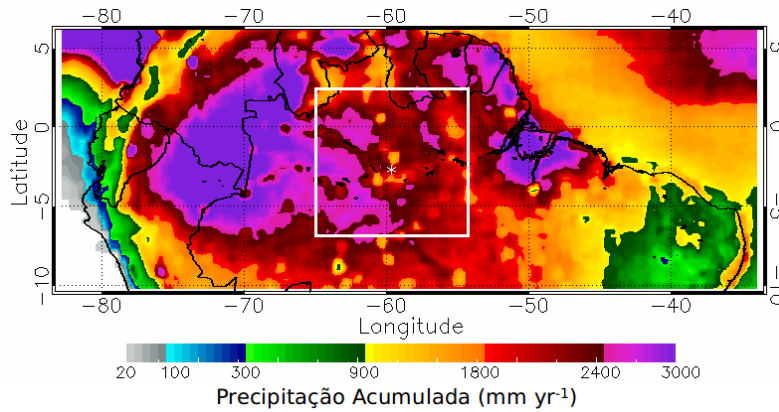
Uma área sobre a Amazônia foi escolhida devido a homogeneidade da região em relação a topografia e a ocorrência de nuvens com topo relativamente quente e nuvens profundas com topo muito frio ([GIANGRANDE et al., 2017](#)). De acordo com os dados do produto MERGE ([ROZANTE et al., 2010](#)), uma técnica que combina as estimativas de precipitação do satélite TRMM com observações de superfície sobre a América do Sul, a precipitação média anual na região de estudo varia de 1450 a 3000 mm (Figura 3.2).

Das informações disponíveis nos algoritmos, foram utilizadas as temperaturas de brilho (Tb) nos canais de 10, 19, 21, 37 e 85 GHz, as estimativas de precipitação do PR e GPROF utilizando o TMI, o perfil vertical de refletividade, a classificação da chuva e os dados de descargas atmosféricas. Para os canais de 37 e 85 GHz foram utilizados os valores da PCT (*Polarization Corrected Temperature*) e para os demais canais de micro-ondas apenas a polarização vertical. Sobre superfícies úmidas, a PCT é utilizada para remover a assinatura da superfície fria. Esta correção pode ser pertinente na região amazônica devido à presença de grandes rios, como o Rio Negro, Solimões e Amazonas.

Para os canais de baixa frequência optou-se por utilizar a resolução horizontal original, similar ao utilizado no estudo de [You et al. \(2011\)](#). A co-localização dos dados do 1B11, o 2A25 e o 2A12 disponibilizada foi realizada pelo método do vizinho mais próximo ([LIU, 2013](#)). Os dados co-localizados do TMI e PR foram selecionados de acordo com a classificação da chuva disponível no algoritmo 2A23. A classificação fornecida pelo algoritmo separa a chuva em convectiva, estratiforme e outra. Dos casos classificados como convectivos existem subdivisões, como por exemplo, cer-

teza convectiva e talvez convectiva. O mesmo acontece para os casos estratiforme. No presente estudo foram utilizados como convectivos apenas os classificados pelo algoritmo como “certeza convectivo”. O total de pixels para chuva do tipo convectiva encontra-se expresso na Tabela 3.1.

Figura 3.2 - Precipitação média anual obtida a partir do produto MERGE, considerando o período de 2002 a 2010. Área de estudo indicada pela caixa branca



Fonte: Produção do autor.

3.2 A identificação e caracterização dos casos convectivos

As estimativas da taxa de precipitação utilizando o satélite TRMM são determinadas, normalmente, a partir da temperatura de brilho do canal de 85 GHz (GOPALAN et al., 2010). No presente estudo, a precipitação foi estimada utilizando o algoritmo GPROF, referenciada aqui como RR_{GPROF} . A estimativa de precipitação, considerada como referência, foi calculada utilizando o PR (referenciada como RR_{PR}), apenas para os pixels classificados como convectivos (Tabela 3.1).

Como mencionado anteriormente, existem nuvens que não possuem uma camada de gelo ou essa camada não está diretamente associada à precipitação. São exatamente essas nuvens os casos de interesse do presente estudo, que causam uma superestimativa ou subestimativa da taxa de precipitação quando se utiliza apenas os sensores de micro-ondas passivo do TMI (neste caso o GPROF).

Antes de definir exatamente qual metodologia seria empregada para a seleção dos pares TMI-PR e separação das amostras de dados que seriam classificadas como su-

perestimativa e subestimativa alguns testes foram realizados. No primeiro teste foi empregada uma análise de cluster utilizando como dados de entrada a PCT85, RR_{PR} e $RR_{PR} - RR_{teor}$. Essa última variável é a diferença entre a taxa de precipitação do PR e a taxa de precipitação estimada a partir de uma equação teórica que relaciona a Tb 85 GHz com a taxa de precipitação do PR, determinada por [Gopalan et al. \(2010\)](#). Para a determinação da equação teórica [Gopalan et al. \(2010\)](#) utilizaram dados do TRMM para o período de 2002 a 2008 sobre uma grande área do globo. Após a aplicação da análise de cluster, 4 clusters (populações) foram encontradas, porém basicamente estavam separadas de acordo com a PCT85 e a RR_{PR} , apresentando quantidades muito diferentes de pixels em cada população. Acreditava-se que essa deficiência na separação das populações poderia estar relacionada ao conjunto de variáveis escolhidas ou mesmo a limitação do método da análise de cluster aplicado a essas variáveis. Sendo assim, um segundo teste foi realizado. Baseado no método proposto por [Gopalan et al. \(2010\)](#) para a determinação da relação Tb85- RR_{PR} , porém substituindo a Tb85 pela PCT85, uma relação foi determinada especificamente para a região Amazônica. Dessa vez, ao invés de utilizar a análise de cluster para a separação das populações foi utilizado a equação teórica determinada para a região Amazônica e o desvio padrão médio.

Para a determinação dessa equação foram utilizadas classes de PCT85, com intervalos de 10 K, e para cada classe um valor médio da taxa de precipitação (utilizando o PR) foi calculado. Os valores médios da taxa de precipitação encontrados para cada classe de PCT85 foram subestimados devido a presença de dados discrepantes, ou seja, valores baixos da taxa de precipitação associados a PCT85 fria. Para eliminar esses pixels com valores muito discrepantes, quando comparadas as taxas de precipitação estimadas pelo PR e GPROF foi aplicado um filtro similar ao utilizado por [Gopalan et al. \(2010\)](#).

Esse filtro tem por objetivo eliminar os pontos com valores baixos das variáveis Tb85 (Tb85 fria) e RR (chuva fraca), ou seja, as baixas temperaturas de brilho não estão associadas à chuva, mas provavelmente às influências da superfície, e os pontos com valores altos da Tb85 e RR, ou seja, uma taxa de precipitação significativa associada a uma Tb85 quente, que segundo [Gopalan et al. \(2010\)](#) é devido à chuva de nuvens quentes, em que não há gelo suficiente na atmosfera para causar uma diminuição na Tb do canal de 85 GHz. Para eliminação desses pontos foram realizadas comparações entre a taxa de precipitação do PR e as estimativas do GPROF, considerando como critério de eliminação quando os valores da taxa de precipitação do GPROF fossem 50% maior ou menor que as taxas de precipitação do PR. Após a aplicação do filtro,

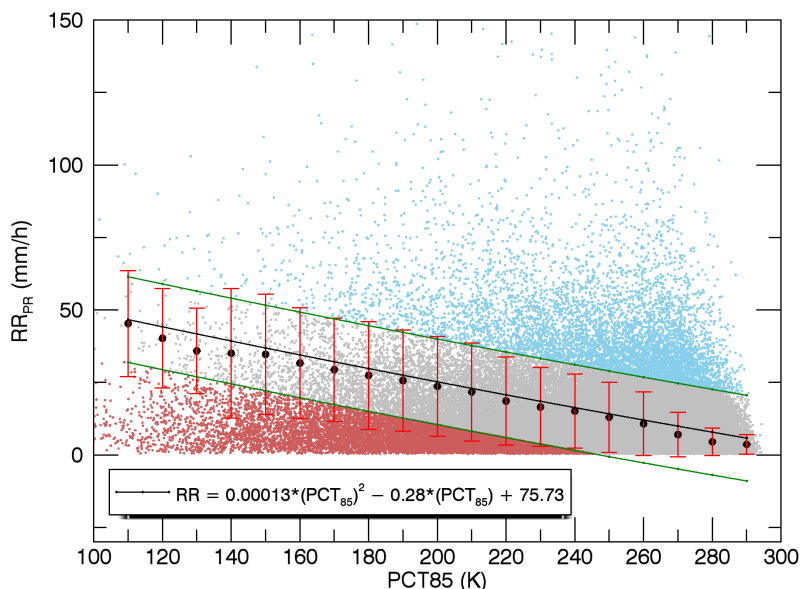
dos 149380 pixels classificados como convectivos, 121468 foram selecionados para a determinação da relação PCT85-RR.

Utilizando a relação PCT85-RR expressa pela equação 3.1 e um desvio padrão médio, para mais e para menos, todos os pixels classificados como convectivos foram divididos em 3 categorias: a primeira que compreende os pixels que satisfazem a equação, chamados de convectivos consistentes ($\approx 86,5\%$ - pixels em cinza); a segunda compreende os pixels classificados como subestimativa ($\approx 4,9\%$ - pixels em azul), que são os pixels em que o valor da precipitação estimada pela PCT85 é menor que a do PR; e a última, os casos de superestimativa ($\approx 8,6\%$ - pixels em vermelho), que representam os casos em que a precipitação estimada a partir da PCT85 é maior que a do PR (Figura 3.3).

$$RR = 0,00013X(PCT_{85})^2 - 0,28X(PCT_{85}) + 75,73 \quad (3.1)$$

Porém a identificação dos pixels considerados como subestimativa e superestimativa utilizando essa metodologia não apresentaram resultados que estivessem associados apenas aos processos físicos relacionados a diferença entre as estimativas de precipitação, mas também a problemas de co-localização e da consideração de um desvio padrão médio para definir o erro, pois o desvio não leva em consideração o valor absoluto do erro. A separação em sub e superestimativa da precipitação entre o GPROF e PR utilizando o desvio não caracteriza o erro absoluto, pois 100% de erro para uma estimativa de 0,5 mm/h é razoável, quando para 50 mm/h é um erro muito grande. Esses casos dificultam a identificação dos padrões microfísicos das nuvens que apresentam sub e superestimativa de precipitação, assim sendo necessário o estabelecimento de um outro processo de escolha.

Figura 3.3 - Relação PCT85-RR para os casos convectivos. Os pontos em preto são os valores médios para cada classe de PCT85, as barras em vermelho são os desvios padrões, a linha em preto é a curva ajustada, a verde contínua indica um desvio padrão médio para mais e para menos. Em azul os casos com superestimativa, em cinza os casos convectivos consistentes e em vermelho os casos com subestimativa.



Fonte: Produção do autor.

Por fim, o método escolhido para avaliar os casos baseia-se em um erro determinado a partir da diferença normalizada entre as taxas de precipitação ($RR_{GPROF} - RR_{PR}$), dado pela equação abaixo:

$$Erro = \frac{RR_{GPROF} - RR_{PR}}{RR_{PR}} \times 100 \quad (3.2)$$

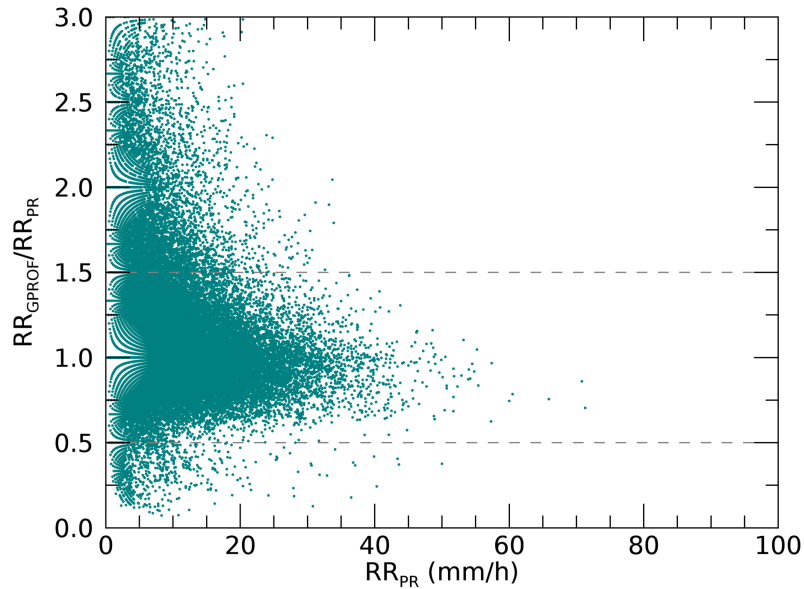
A partir do erro calculado para cada pixel foram geradas distribuições de frequência desses erros e também foi avaliada a razão entre RR_{GPROF} e RR_{PR} versus RR_{PR} (Figura 3.4). Observou-se que a distribuição se assemelhava a uma gaussiana sendo um pouco mais alongada para os erros positivos com um valor de pico em torno de zero. Adicionalmente, notou-se que a cauda da distribuição apresenta valores altos de erro. Esses valores altos do erro estão provavelmente associados a problemas de co-localização e não correspondem a uma diferença física na relação gelo-taxa de chuva. Após avaliação dos resultados optou-se por utilizar os pixels que apresentaram erros compreendidos entre -50 e 50%. Sendo eliminados todos os pixels que não satisfizeram essa condição, resultando no final um total de 60681 (Tabela 3.1). Este procedimento adicional evita problemas de co-localização e segue procedimento

similar ao empregado por Gopalan et al. (2010).

Tabela 3.1 - Erros estatísticos entre dados do GPROF e do PR.

Estatísticas para Chuva Convectiva	Erro da População
Total Pixels	72166
Pixels aceitos usando um critério de 50% erro	60681
Pixels Rejeitados	11485 ($\approx 16\%$)
Pixels Rejeitados RR ≤ 15 mm/h	PR $\approx 96\%$ GPROF $\approx 78\%$
Média RR_{PR}	8,8 mm/h
Média RR_{GPROF}	8,9 mm/h
RMSE	2,0 mm/h
Erro Médio	15, 7%
Desvio Padrão do Erro	20, 1%

Figura 3.4 - Gráfico da razão entre a estimativa de precipitação do GPROF e a do PR versus a estimativa de precipitação do PR.



Fonte: Produção do autor.

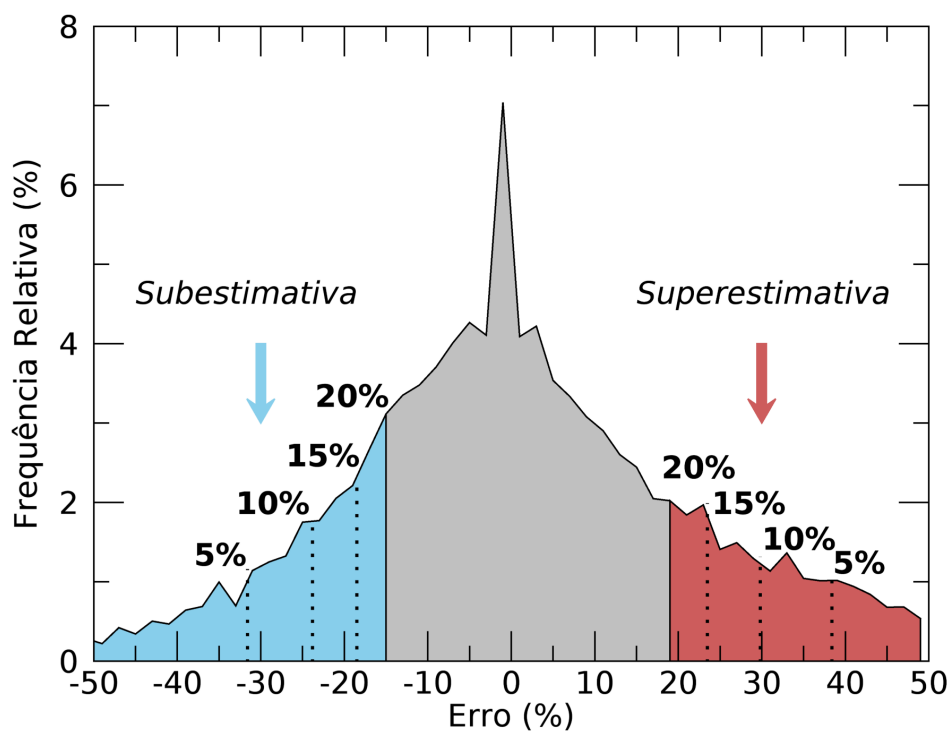
A Figura 3.5 mostra a distribuição do erro e as populações com subestimativa e superestimativa da taxa de precipitação. O erro médio (o valor absoluto) é 15,7% e o desvio padrão 20,1%. Dividindo a população de erro em três categorias, sendo uma classe denominada consistente, no centro da distribuição, e as outras duas como subestimativa e superestimativa, representando a cauda da distribuição. Um valor de percentil é necessário ser definido para separar essas três classes. Como a distribuição apresenta mais valores de erro positivo (média diferente de zero) o percentil que satisfaz, compreendendo as informações de erro médio absoluto e desvio padrão, é o percentil de 20%. Com a população dividida em percentis como classe consistente entre 20% e 80%, classe de subestimativa de 0% a 20% e a classe de superestimativa de 80% a 100%, o valor do erro que define as categorias são: a) Classe de subestimativa corresponde aos erros entre -50% e $-14,5\%$; b) Classe consistente, corresponde aos erros maiores que $-14,5\%$ e menores que $18,2\%$; c) Classe com superestimativa corresponde ao erro entre $18,2\%$ e 50% (Figura 3.5). As estatísticas básicas são mostradas na Tabela 3.1. Assim, o percentil de 20% corresponde aproximadamente ao erro absoluto ou a distribuição do desvio padrão, outros percentis também foram avaliados durante a análise como: 15% (cobrindo o range de erro de: $-18,5\%$ a $23,5\%$), 10% (cobrindo o range de erro de: $-23,8\%$ a $29,8\%$) e 5% (cobrindo o range de erro de: $-31,6\%$ a $38,4\%$).

Petković e Kummerow (2017) em um estudo utilizando dados do satélite TRMM para o ano de 2010, considerando duas áreas de interesse, sendo uma sobre a Amazônia e a outra sobre a África encontraram uma diferença sistemática total para cada um dos três regimes considerados no estudo. As nuvens rasas e as profundas desorganizadas tendem a ser subestimadas pelo algoritmo baseado em micro-ondas passiva (PMW - *Passive Microwave*) em 33% e 10%, respectivamente. Enquanto que as nuvens profundas organizadas são superestimadas em 41%. Esse valor de erro médio é muito próximo ao obtido na região Amazônica que foi de 27%.

No intuito de avaliar a relação entre as populações de subestimativa e superestimativa como função da taxa de precipitação as duas classes extremas da distribuição foram avaliadas como função da estimativa do PR e do GPROF. A Figura 3.6a mostra a distribuição da frequência relativa determinada a partir da taxa de precipitação estimada para as populações com subestimativa e superestimativa. Proporcionalmente, os casos de subestimativa têm predominantemente mais casos com baixa taxa de precipitação, menor que 5 mm/h. Como os casos de subestimativa são definidos pelos menores percentis (maiores erros de subestimativa) a população com baixa taxa de precipitação é maior. Isso significa que o erro de subestimativa

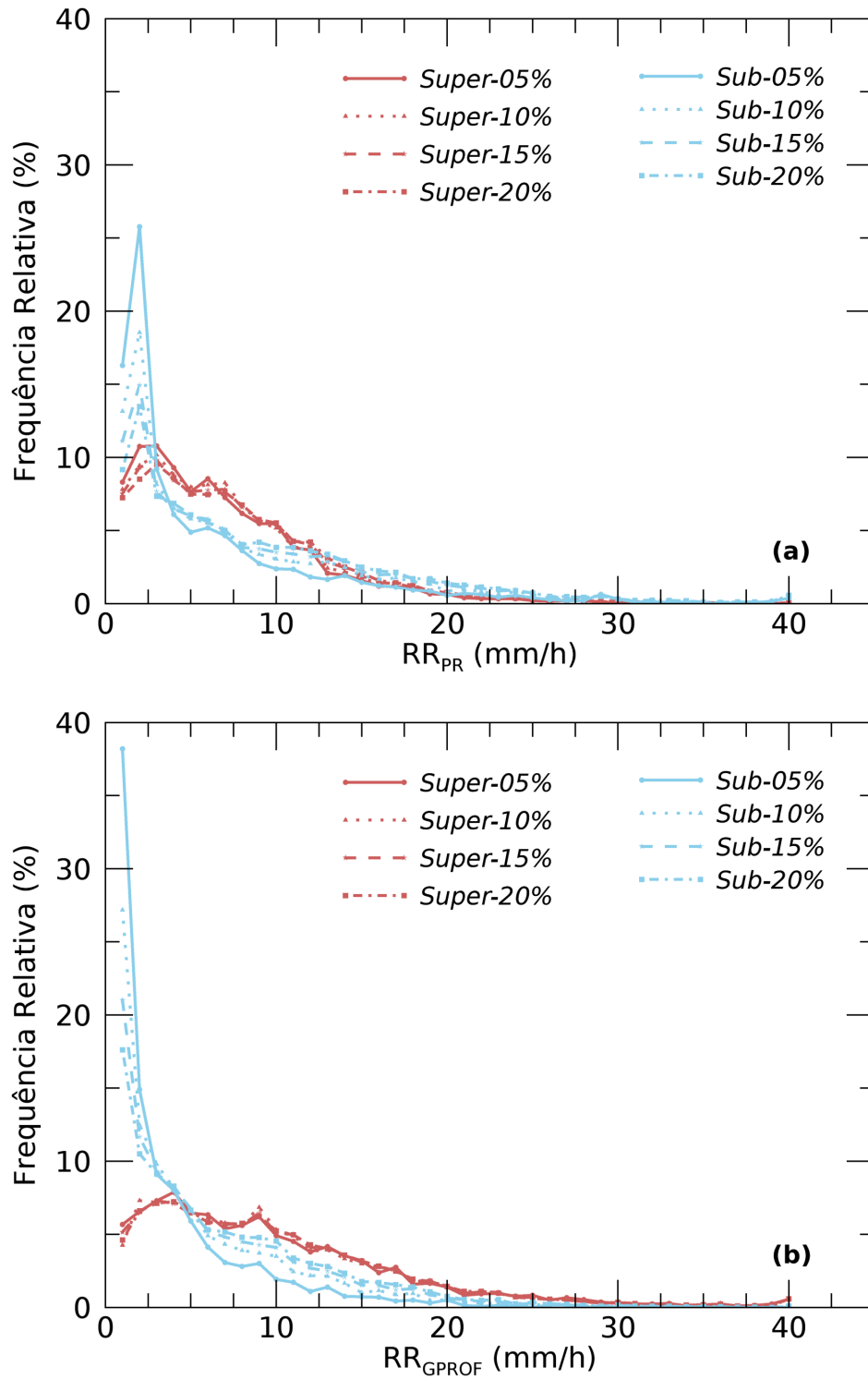
é função da taxa de chuva e quanto menor a taxa de precipitação maiores são os erros (erro absoluto). Em contrapartida, o erro de superestimativa tem proporcionalmente uma taxa de precipitação maior do que a população de subestimativa, e o erro absoluto não é uma função da taxa de precipitação. Existe apenas uma pequena diferença entre o erro de superestimativa entre os diferentes percentis. Semelhantes resultados podem ser observados na Figura 3.6b para as estimativas de precipitação utilizando os dados do GPROF, nesse caso a população de dados com subestimativa para valores menores que 2,5 mm/h é ainda maior. Para os casos com superestimativa a variabilidade é menor, ou seja, os valores dos erros utilizando o TMI também não são função da taxa de precipitação.

Figura 3.5 - Distribuição de frequência do erro normalizado calculado utilizando a taxa de precipitação estimada a partir do PR e GPROF. As cores azul, cinza e vermelho representam as três categorias, subestimativa, consistente e superestimativa, respectivamente.



Fonte: Produção do autor.

Figura 3.6 - Distribuição de frequência dos casos de subestimativa e superestimativa como função da taxa de precipitação estimada a partir do a) PR e b) GPROF. Casos de subestimativa e superestimativa são classificados de acordo com os percentis de 20%, 15%, 10% e 5% obtidos pela cauda da distribuição.



Fonte: Produção do autor.

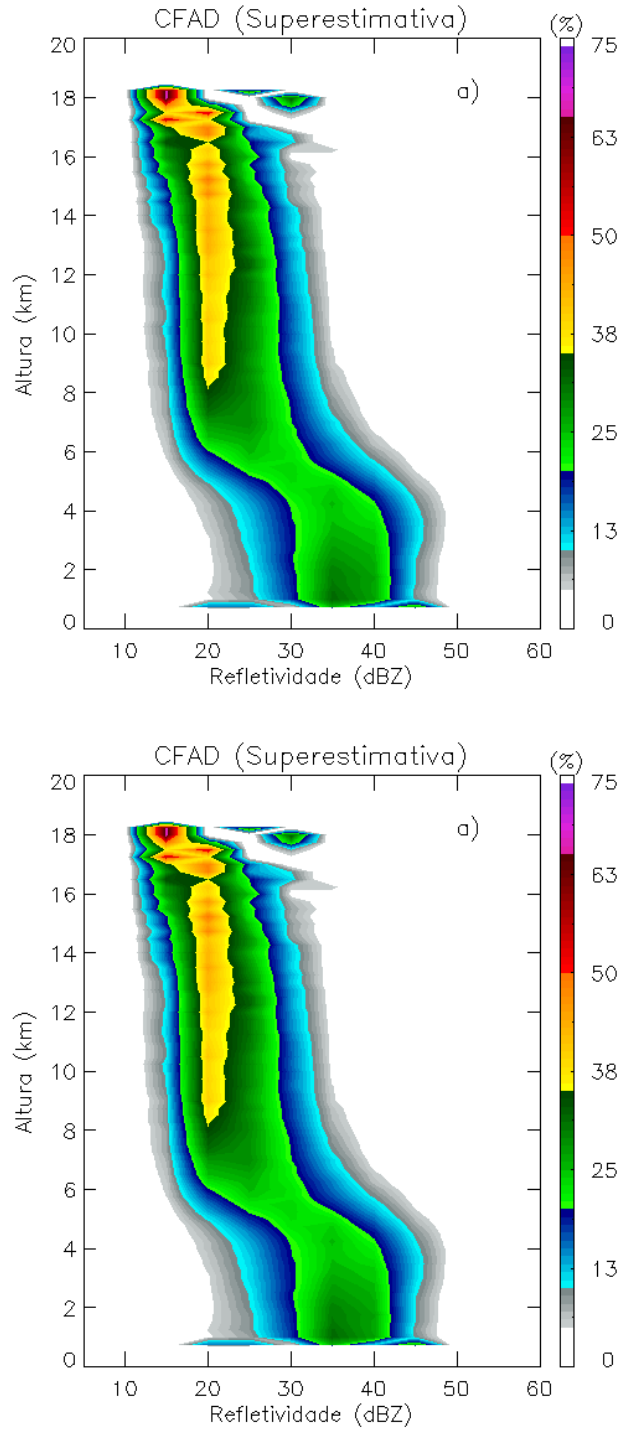
3.3 Estrutura Vertical das Nuvens

A análise da estrutura vertical das nuvens pertencentes a cada categoria permitiu a compreensão das limitações associadas à estimativa da precipitação por satélite a partir dos canais em micro-ondas passivo. Como a hipótese, os casos de superestimativa estão relacionados ao grande conteúdo de gelo, baixo conteúdo de água líquida e possivelmente a banda brilhante presente nos perfis médios de refletividade. O oposto ocorre nos casos de subestimativa, onde provavelmente há uma camada de gelo mais fina e valores mais altos do conteúdo de água líquida, resultando em uma subestimativa da taxa de precipitação a partir da PCT85.

Uma maneira de avaliar a estrutura vertical da nuvem para cada população de erros é a partir do cálculo dos CFADs (*Contoured Frequency by Altitude Diagrams*). Os CFADs são diagramas bidimensionais que fornecem a frequência, neste caso, da refletividade com a altura. Desta forma, é possível analisar a variabilidade do perfil vertical da refletividade ao invés do valor médio do perfil, que às vezes pode mascarar os resultados. A Figura 3.7 apresenta os CFADs para a população com sub e superestimativa. Os dois CFADs são muito próximos, apenas algumas diferenças podem ser observadas. A camada intermediária logo acima da camada de derretimento mostra a diferença mais importante. A população de superestimativa apresenta valores maiores de refletividade nesse nível do que a população de subestimativa. Abaixo da camada de derretimento os casos de subestimativa apresentam maior variabilidade dos valores de refletividade com valores menores do que nos casos com superestimativa. A Figura 3.6 mostra uma taxa de precipitação proporcionalmente maior para as populações de superestimativa, portanto, esperamos que o CFAD também reproduza esse recurso (Figura 3.7). Para uma análise mais detalhada da estrutura vertical das nuvens, os casos pertencentes a cada categoria (sub e superestimativa) foram divididos em 3 classes de acordo com a taxa de precipitação: $RR < 4$ mm/h; $4 < RR < 8$ mm/h; e $RR > 8$ mm/h (Figura 3.8). As classes foram escolhidas de forma que cada uma apresentasse quantidades semelhantes de casos. Por se tratar de um limiar de chuva que é o mesmo para as duas categorias os perfis de refletividade (CFADs) também apresentam pequenas diferenças, assim como o CFAD considerando todos os valores. Nos CFADs elaborados para os casos com valores de precipitação entre 4 e 8 mm/h (Figuras 3.8c e 3.8d) a camada abaixo do nível de derretimento mostra, de forma clara, que nos casos com superestimativa os valores de refletividade aumentam de maneira mais acentuada, enquanto que, nos casos com subestimativa a refletividade possui pouca variação até esse nível. Resultado semelhante também pode ser observado para os casos com RR maior que 8 mm/h

(Figuras 3.8e e 3.8f), reforçando a hipótese que a superestimativa pode ser causada por uma banda brilhante presente nos níveis médios.

Figura 3.7 - CFAD da refletividade para as categorias com: a) superestimativa e b) subestimativa.



Fonte: Produção do autor.

Figura 3.8 - CFAD da refletividade para as categorias com superestimativa e subestimativa de acordo com o valor da taxa de precipitação: a) e b) $RR < 4$ mm/h; c) e d) $4 < RR < 8$ mm/h; e e) e f) $RR > 8$ mm/h.

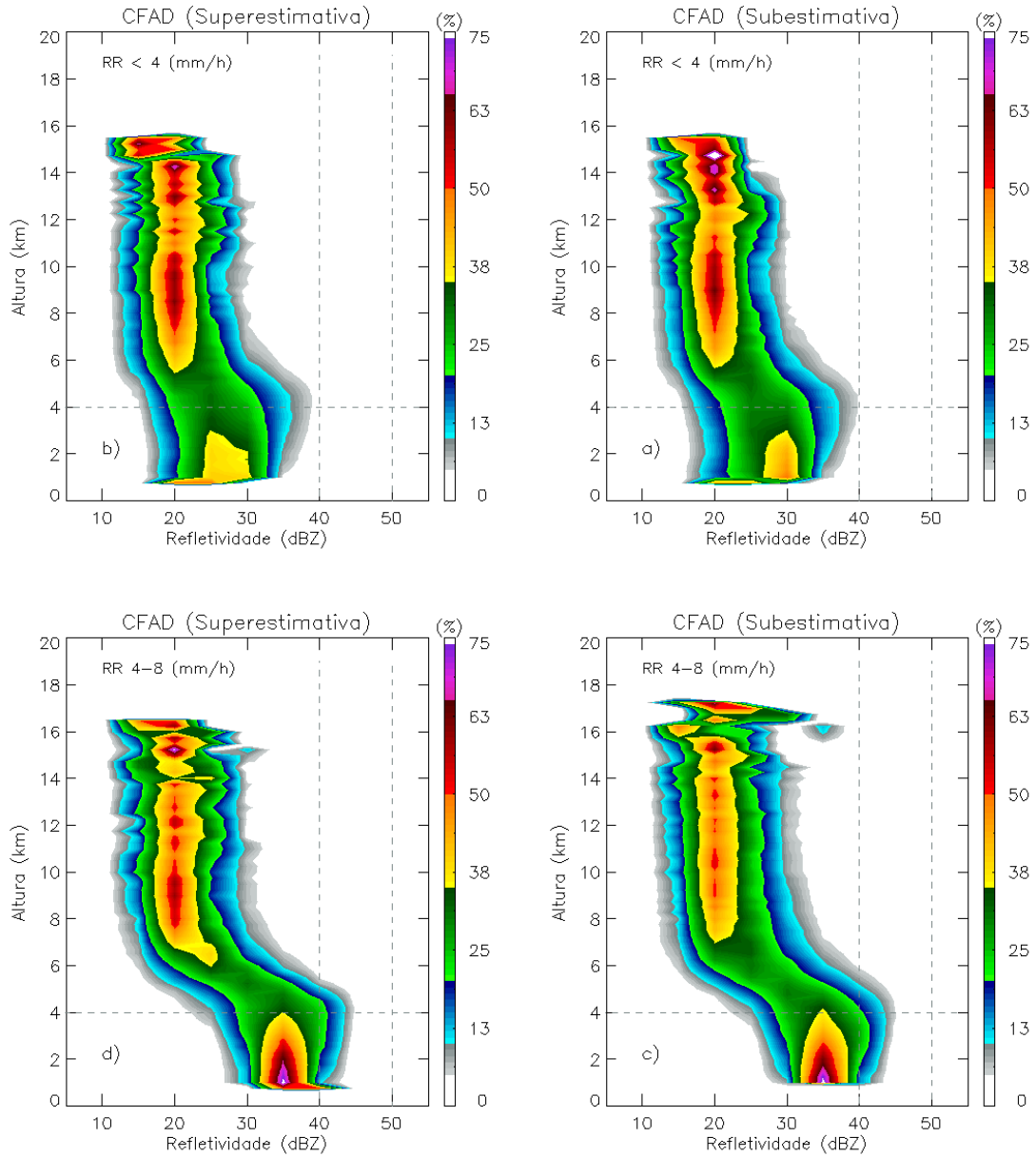
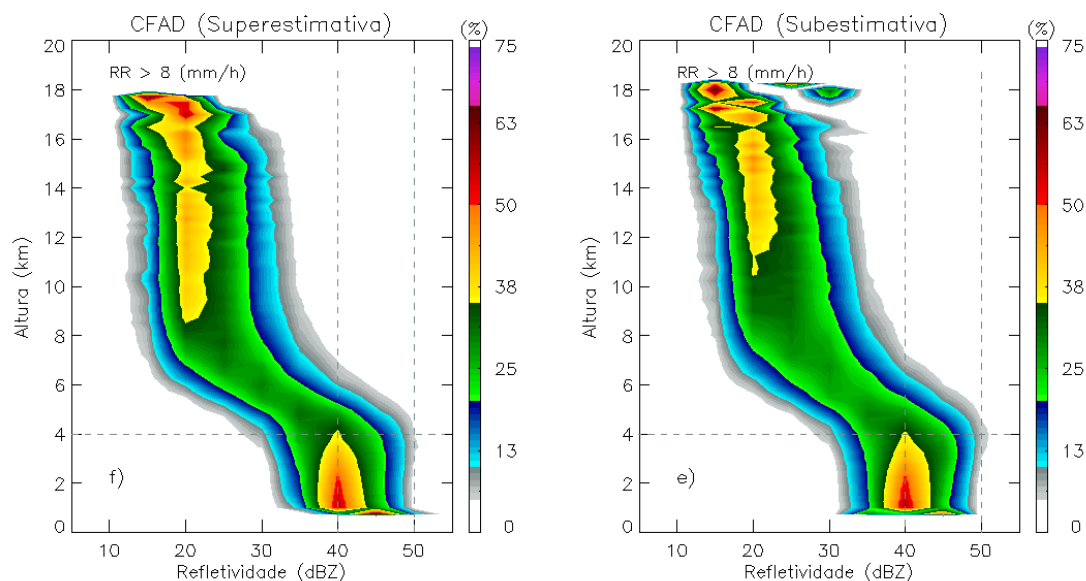


Figura 3.8 - Conclusão.



Fonte: Produção do autor.

Para uma descrição detalhada desses dois recursos populacionais, a análise deve considerar subcategorias da altura da nuvem e parâmetros microfísicos.

Para avaliar a altura do eco em cada categoria, as distribuições de frequência foram geradas de acordo com a altura do eco. Como limiar para cálculo da altitude foi utilizado o valor de refletividade de 17 dBZ, mínimo sinal detectado pelo PR. A Figura 3.9 mostra que os casos de subestimativa têm uma população relativa maior com uma altura do topo do eco de 17 dBZ em torno de 9 km e os casos de superestimativa tem uma população relativa maior com nuvens com topo do eco superior a essa altura. Esse comportamento é coerente com os valores mais baixos de taxa de precipitação estimada pelo GPROF devido ao menor conteúdo de gelo em nuvens rasas ao contrário dos casos de nuvens convectivas profundas. No entanto, ambas as populações apresentam nuvens com diferentes profundidades, e essas pequenas diferenças não podem ser explicadas apenas por esta hipótese simples. Outra consideração importante são as diferentes distribuições da altura do topo da nuvem de acordo com os percentis para a população de subestimada. Isso significa que o erro absoluto é função da altura da nuvem e da taxa de precipitação, como mostrado na Figura 3.9. No entanto, a população de superestimativa não depende da altura da nuvem, à medida que os percentis aumentam, a distribuição da altura da nuvem é quase a mesma.

Para explorar em mais detalhes esses erros de sub e superestimativa, foram calculados os valores de LWP (*Liquid Water Path*), IWP (*Ice Water Path*), da densidade de descargas atmosféricas detectadas pelo LIS e da diferença de polarização da Tb em 85 GHz.

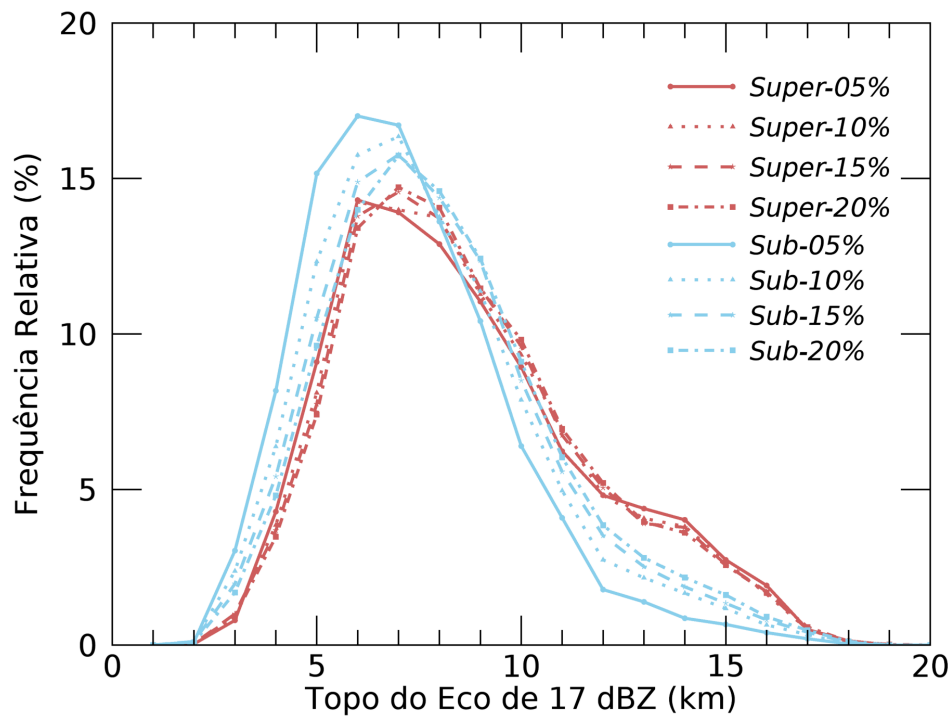
Para os cálculos do LWP e do IWP foram utilizados os perfis de refletividade obtidos a partir do PR e as equações 3.3 e 3.4 (WANG et al., 2007). Além disso, para o cálculo do LWP foi considerada a camada entre a superfície e a altura de 5 km. O IWP foi calculado para a camada entre 5 km e o topo da nuvem.

$$LWP = 3.44 \times 10^{-3} \int_{surface}^{level0} [Z_H]^{4/7} dH \quad (kgm^{-2}) \quad (3.3)$$

$$IWP = 1000\pi\rho_i N_0^{3/7} \int_{level0}^{htop} \left(\frac{5.28 \times 10^{-18} Z_H}{720} \right)^{4/7} dH \quad (kgm^{-2}) \quad (3.4)$$

em que, Z_H é a refletividade em mm^6m^{-3} , ρ_i é a densidade do gelo ($917kg.m^{-3}$) e N_0 ($4 \times 10^6 m^{-4}$) é o parâmetro de intercepto, level0 é a altura aproximada do nível de 0°C, htop (km) é a altura da nuvem e H (km) é a altitude.

Figura 3.9 - Distribuição da frequência relativa da altura do eco de 17 dBZ. Casos de superestimativa são indicados na cor vermelha e os casos de subestimativa na cor azul. Os casos de sub e superestimativa são classificados a partir dos percentis de 20%, 15%, 10% e 5%.



Fonte: Produção do autor.

A Figura 3.10 mostra os histogramas de frequência com base na informação de IWP, taxa de raios (denominada TR), diferença na polarização da Tb de 85 GHz ($Tb_V - Tb_H$), a PCT de 85 GHz (PCT85) e o LWP. Verificou-se que, para os casos de superestimativa, há uma população com valores mais elevados de IWP e taxa de raios (Figuras 3.10a e 3.10b), mais casos com polarização de 85 GHz ($Tb_V - Tb_H$) inferior a 2 K (Figura 3.10c) e uma pequena diferença para valores menores de LWP (Figura 3.10e). Por outro lado, para os casos de subestimativa, ocorre exatamente o oposto: valores de LWP mais elevados e valores inferiores de IWP e TR, o que justifica o aquecimento da PCT85 e a subestimativa da taxa de precipitação. A maioria dos casos de subestimativa apresenta diferenças de polarização positivas associadas a áreas com partículas de neve e regiões de nuvens estratiformes (PRIGENT et al., 2005). Conforme esperado, os casos de superestimativa têm uma maior frequência de PCT85 menor e observa-se o oposto para os casos de subestimativa, com pico de frequência no valor de 270 K (Figura 3.10d). Para as variáveis IWP, LWP e TR, as diferenças entre as categorias são mais sutis e menos significativas. É importante

ressaltar que as distribuições de frequência da taxa de raios (Figura 3.10b), apresentam 96,6% dos casos de subestimativa e 94,7% dos casos de superestimativa valores iguais a 0 flash/min. Apenas 3,4% dos casos de subestimativa e 5,3% dos casos de superestimativa apresentam taxa de raios superior a 0 flash/min. Wang et al. (2012) usaram os dados do LIS para entender a relação entre densidade de raios e observações da precipitação em micro-ondas ativo e passivo. O estudo revelou que apenas 6% das observações da precipitação do TRMM apresentam taxa de raios maiores do que 0 flash/min, no entanto, 86,5% dos raios ocorreram em precipitação convectiva.

As diferenças observadas são coerentes com o comportamento esperado das nuvens com sub e superestimativa, mas as semelhanças entre as distribuições são muito maiores do que as diferenças. Mesmo para a polarização e PCT85 que apresentaram diferenças mais significativas.

A Figura 3.10 também apresenta alguns resultados interessantes relacionados à população dos diferentes percentis para todos esses parâmetros. Polarização, LWP e TR não apresentam variação com os diferentes percentis. Somente para o IWP existe uma distinção clara entre as populações de percentis. De forma que, o erro absoluto da população de subestimativa é função da taxa de precipitação, altura da nuvem, LWP, IWP, PCT85 e da polarização. No entanto, o erro absoluto da população de superestimativa é apenas função do IWP, sendo maior para um menor conteúdo de gelo.

O resultado acima mostrou que, nas categorias com sub e superestimativa, existem nuvens com diferentes alturas do eco de 17 dBZ, bem como diferentes conteúdos de água na sua fase líquida e sólida. Portanto, é necessária uma análise mais detalhada, considerando o perfil vertical da refletividade das nuvens para ambas as classes. Como há dois comportamentos diferentes para as nuvens acima e abaixo de 9 km de altura na região tropical, nuvens do tipo congestus e profundas (ver Wang et al. (2018)), os resultados possuem populações diferentes de sub e superestimativas para cada categoria de altura. Para a análise posterior será feita a separação das populações em duas classes de acordo com a altura da nuvem, sendo uma para os casos com topo entre 5 e 9 km e a outra com topo acima de 9 km de altura. As alturas utilizadas para a separação das classes são semelhantes às utilizadas por Petković e Kummerow (2017).

Na separação de acordo com a altura da nuvem as populações de nuvens com topo entre 5 e 9 km representam 53% para os casos de superestimativa e 57% para os casos de subestimativa.

Os perfis de refletividade compostos para essas duas categorias de nuvem foram elaborados de acordo com os valores de IWP e TR para os casos de subestimativa e superestimativas da taxa de precipitação. Foram utilizadas duas classes de IWP e duas classes de TR com quase a mesma população estatística. Como a análise do perfil vertical utiliza o IWP, fase de gelo da nuvem, apenas nuvens com topo acima de 5 km foram consideradas. A Figura 3.11 mostra os perfis verticais de refletividade das populações com sub e superestimativa para as nuvens acima e abaixo de 9 km, para as duas classes de IWP e de TR. Os *composites* foram classificados como função do IWP e de TR, logo espera-se perfis semelhantes acima de 5 km. No entanto, abaixo de 5 km, as categorias de superestimativa e subestimativa são muito diferentes. A categoria de subestimativa possui valores maiores de refletividade abaixo da camada de derretimento quando comparado aos casos de superestimativa. Um processo físico que poderia justificar os valores de refletividade mais baixos abaixo da camada de derretimento para casos de superestimativa é se as nuvens estiverem na fase de dissipação. Na fase de dissipação, as nuvens normalmente possuem uma quantidade considerável de gelo associada à baixa taxa de precipitação. Os casos de subestimativa estão provavelmente associados a processos eficientes de chuva de nuvem quente para nuvens abaixo de 9 km, mas para nuvens convectivas profundas, o mesmo comportamento é observado. Pode-se notar que a população com subestimativa para nuvens convectivas profundas também apresenta refletividades menores acima da camada de derretimento para a classe com maiores valores de IWP ($> 1,5 \text{ kgm}^{-2}$). Estas nuvens convectivas profundas têm menor quantidade de gelo e maiores refletividades nos níveis mais baixos, originadas principalmente por processos de nuvens quentes com uma contribuição reduzida do derretimento de gelo na taxa de precipitação. Outro possível efeito físico relacionado a incerteza deve-se à distribuição do tamanho do gelo, uma vez que os canais em torno de 85 GHz não são sensíveis a pequenas partículas de gelo (FERRARO; MARKS, 1995). Resultados semelhantes também podem ser observados quando se analisa os perfis verticais obtidos utilizando as classes de TR. Nas duas categorias, os perfis médios de refletividade apresentaram valores maiores de acordo com o aumento na classe de IWP. O mesmo ocorre quando as classes de TR são analisadas, mas com menores diferenças entre os perfis médios de refletividade, principalmente para os valores menores de densidade de raios, similar aos resultados encontrados por Wang et al. (2012).

Figura 3.10 - Distribuição da frequência relativa de acordo com os valores de: a) IWP; b) Taxa de raios; c) diferença de polarização em 85 GHz; d) PCT85; e e) LWP. Casos de superestimativa são indicados em vermelha e os casos de subestimativa em azul. Os casos de sub e superestimativa são classificados a partir dos percentis de 20%, 15%, 10% e 5%.

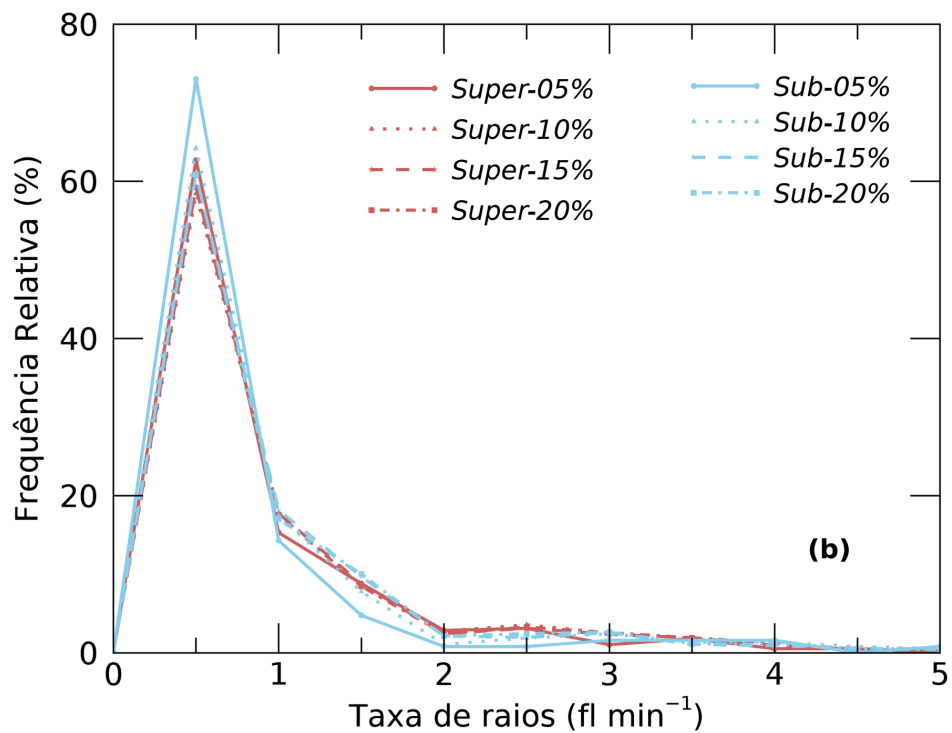
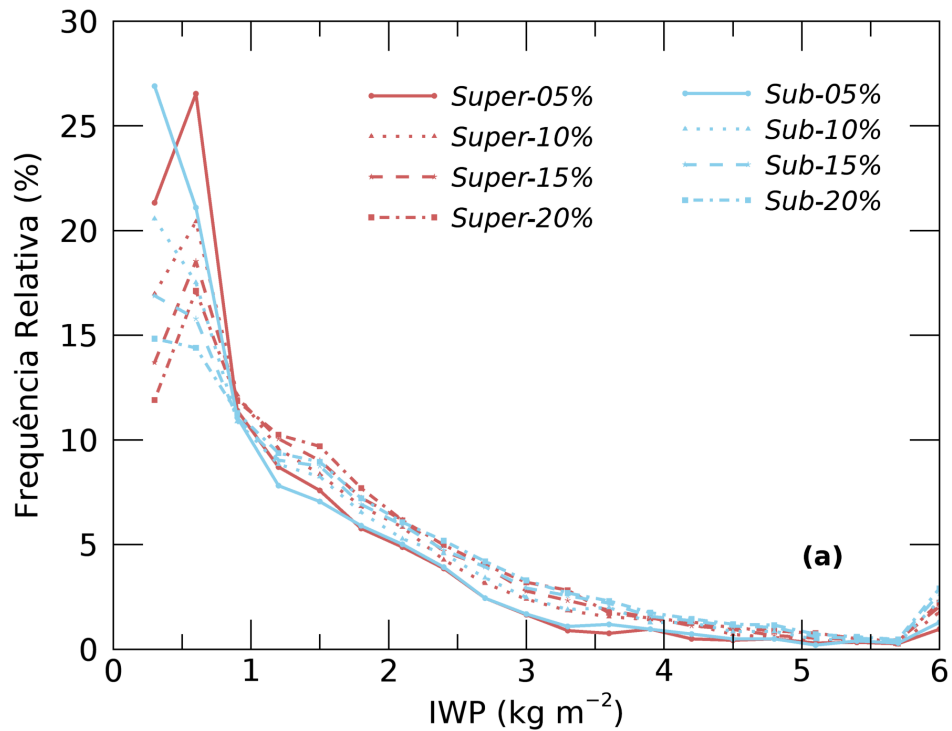


Figura 3.10 - Continuação.

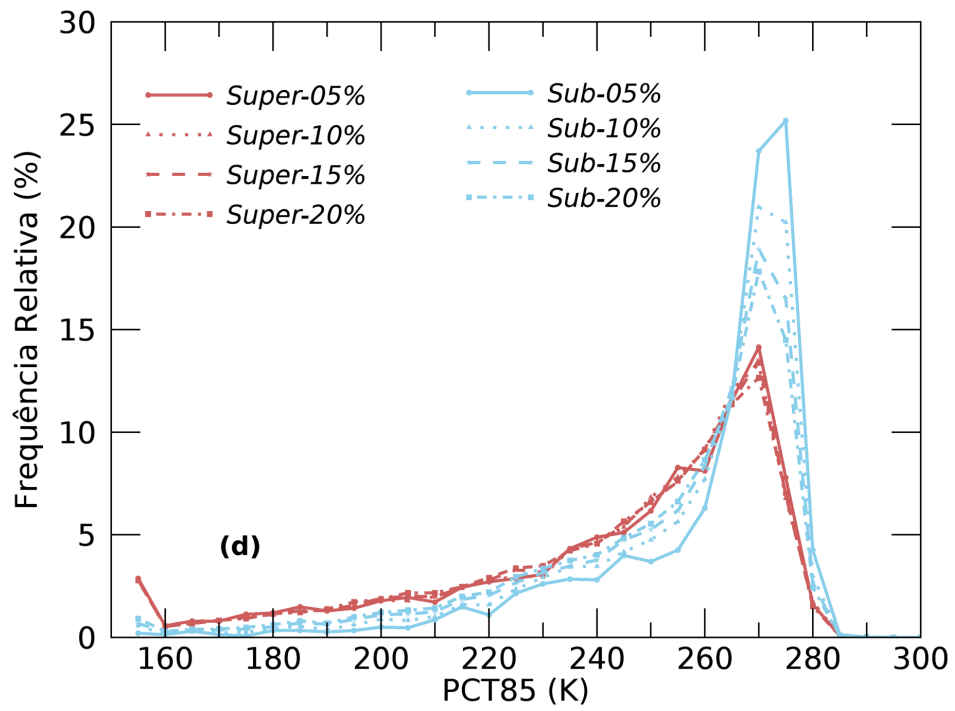
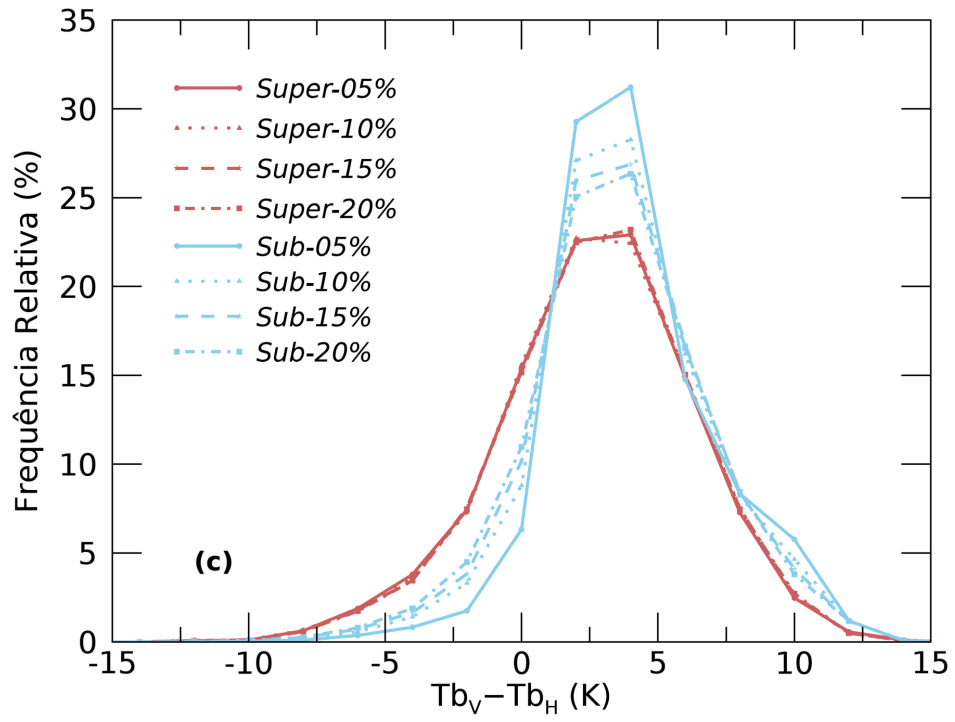
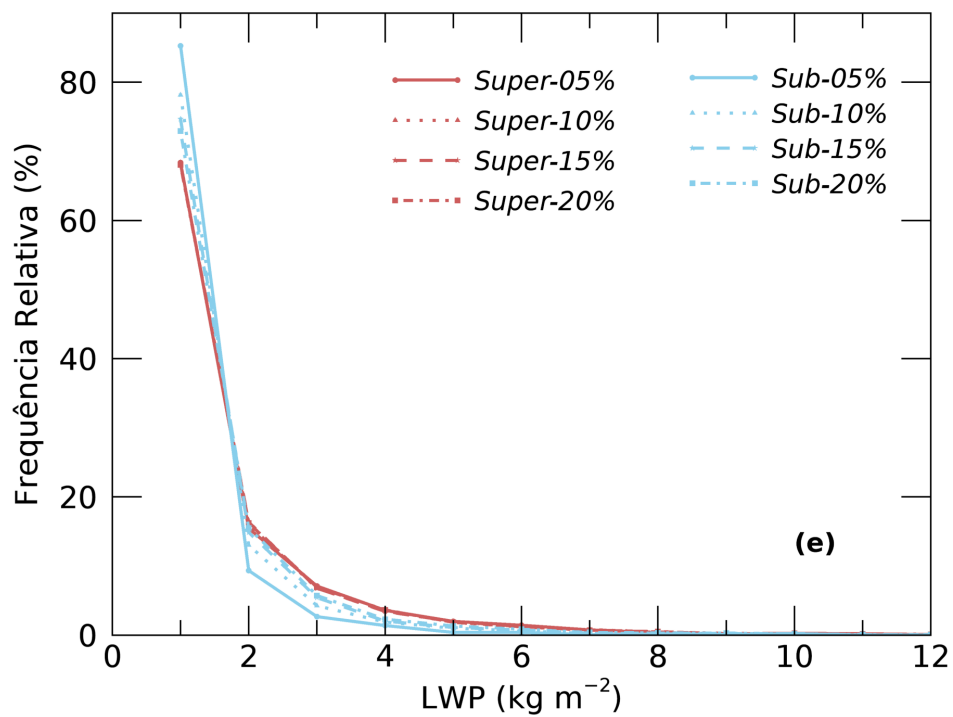


Figura 3.10 - Conclusão.



Fonte: Produção do autor.

Figura 3.11 - Perfil médio de refletividade dos casos de superestimativa e subestimativa de acordo com as classes de IWP e TR. a) e b) Nuvens com topo até 9 km; c) e d) Nuvens com topo acima de 9 km.

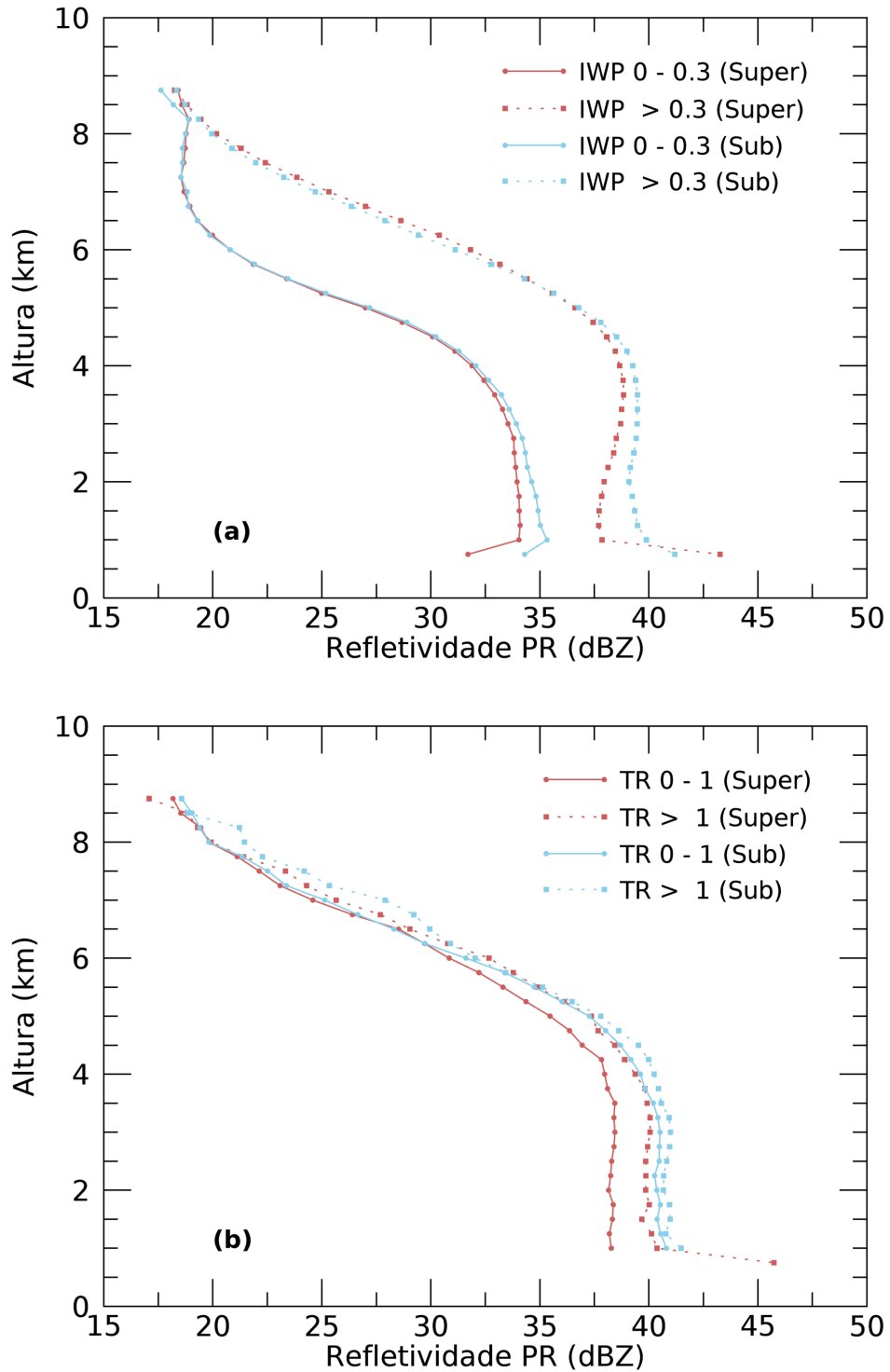
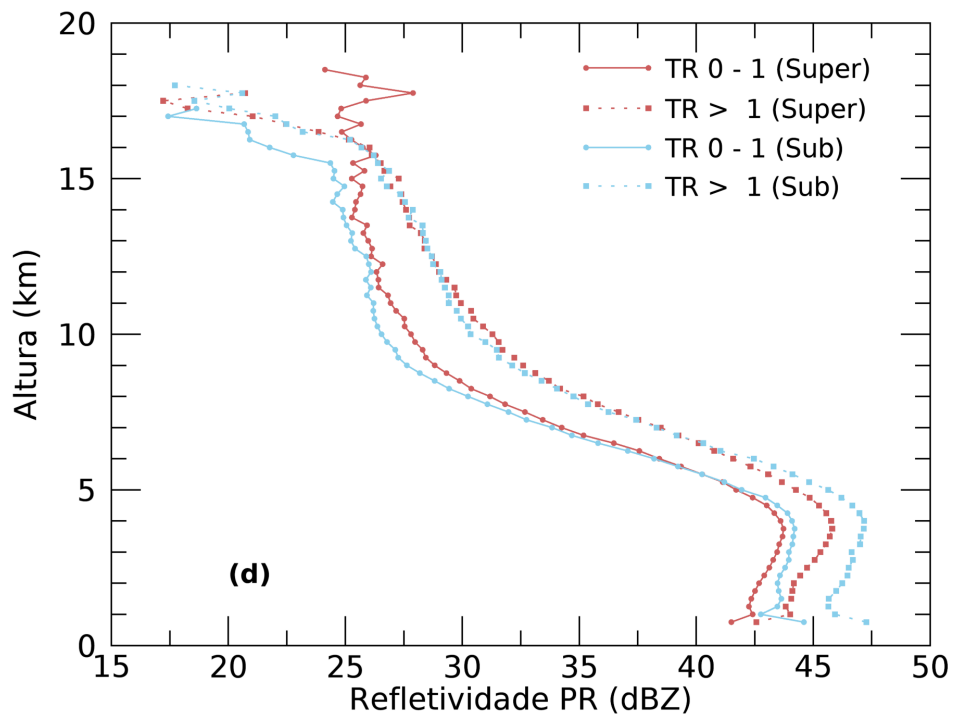
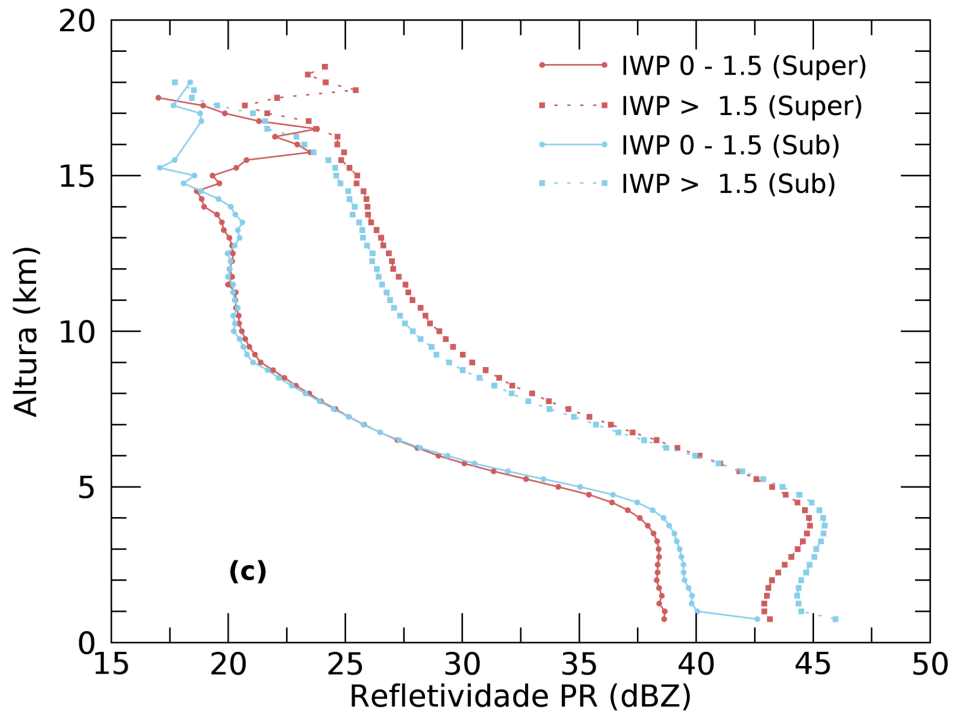


Figura 3.11 - Conclusão.



Fonte: Produção do autor.

As análises da estrutura vertical das nuvens, pertencentes a cada categoria, viabilizaram o entendimento microfísico das limitações associadas a estimativa de precipitação por satélite a partir dos canais de micro-ondas passivo. Mostrando que nos casos de superestimativa da taxa de precipitação o erro positivo ocorre devido ao grande conteúdo de gelo, baixo conteúdo de água líquida e possivelmente a banda brilhante presente nos perfis médios de refletividade. O contrário acontece nos casos de subestimativa, onde há, provavelmente, uma camada de gelo menor e valores mais altos do conteúdo de água líquida, resultando em um erro negativo da taxa de precipitação a partir da PCT85 (Figura 3.5).

Com as informações provenientes do PR é possível extrair detalhes associados a microfísica de nuvens, mas essa informação nem sempre estará disponível, uma vez que a área de cobertura do PR é bem menor que a coberta pelo TMI e a existência de diversos outros satélites que possuem apenas sensores de micro-ondas passivo. Sendo assim, é necessário utilizar os canais de micro-ondas passivo para tentar identificar características que auxiliam na separação das nuvens em categorias e conseqüentemente numa melhor estimativa da precipitação.

Os efeitos no canal de 85 GHz, que responde principalmente ao espalhamento do gelo maior, são bem conhecidos e estudados por vários autores (GOPALAN et al., 2010; WANG et al., 2012). Segundo You et al. (2011), a combinação entre os canais de 19 e 37 GHz ou 21 e 37 GHz pode explicar cerca de 10% a mais da variância da taxa de precipitação próxima à superfície do que o canal Tb_V85 para a maioria das regiões tropicais continentais, exceto para o deserto, áreas áridas e semi-áridas, mas essas não estão presentes na área de estudo atual. A combinação entre os canais 19 e 37 também contém informações sobre água líquida, que está mais relacionada à precipitação na superfície do que o conteúdo de gelo no topo da nuvem. Quando as diferenças de canais são aplicadas, se a emissividade da superfície para os canais é similar, a emissão da superfície é eliminada e o sinal descreve principalmente pela absorção de água líquida. Em condições de chuvas intensas, as combinações $Tb_V19 - Tb_V37$, Tb_V37 e Tb_V85 estão correlacionadas com a precipitação próxima a superfície. As correlações mais altas podem ser encontradas nos canais Tb_V37 ou Tb_V21 , provavelmente porque essas nuvens contêm quantidades de gelo muito grandes que produzem espalhamento significativo mesmo nessas frequências mais baixas.

Com base nos canais do TMI, na próxima seção são mostrados os resultados obtidos a partir das combinações de canais que podem auxiliar na identificação dos casos

classificados como superestimativa e subestimativa.

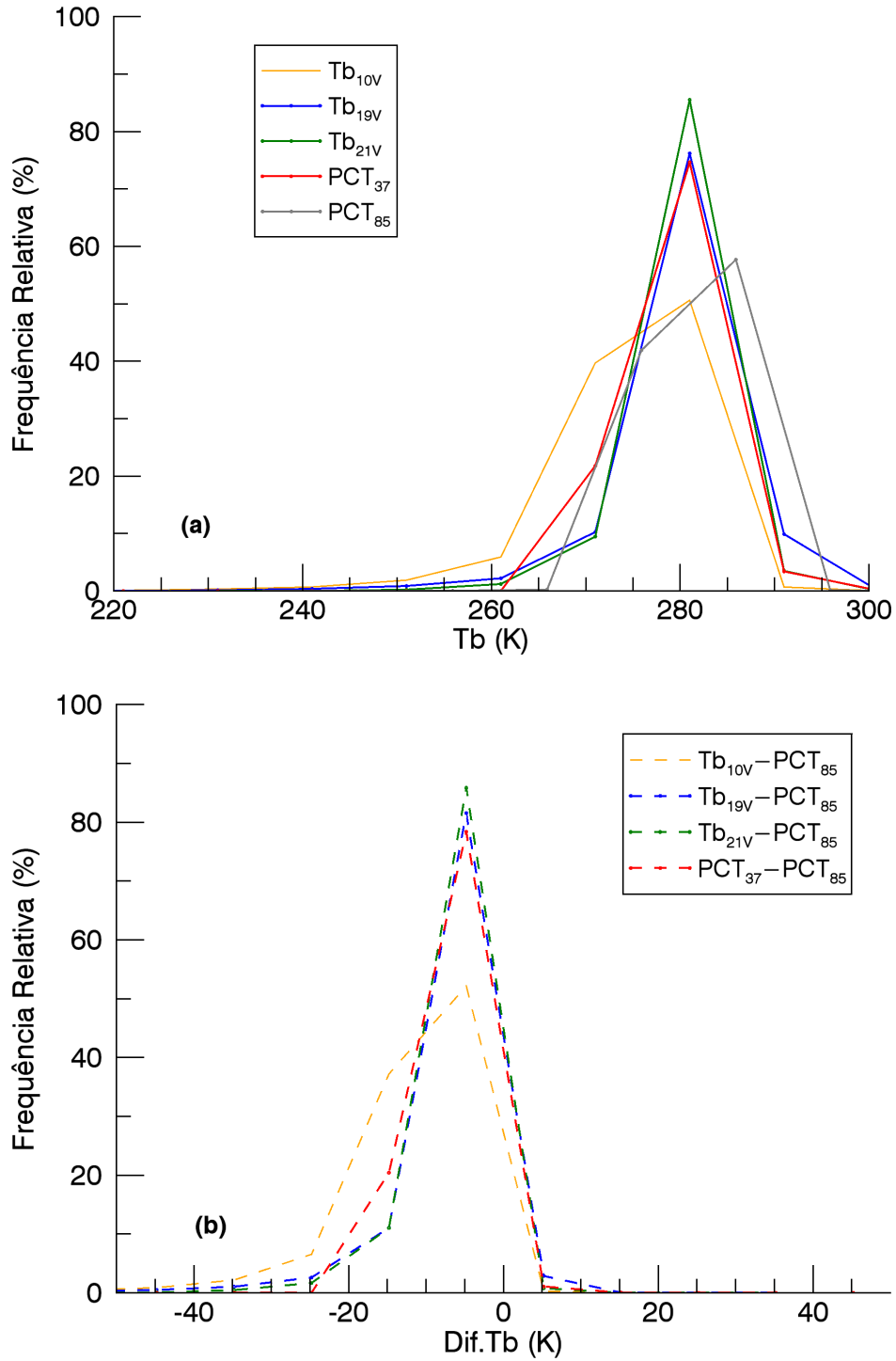
3.4 Abordagem da combinação de canais para classificar casos de superestimativa e subestimativa

Os resultados da seção anterior identificam de forma detalhada a variabilidade da PCT85 com relação a estimativa da taxa de precipitação. Entretanto, os canais adicionais disponíveis nos radiômetros espaciais, embora geralmente associados a difíceis interpretações dos sinais de emissões, podem auxiliar em uma melhor caracterização dos casos. Alguns estudos (FERRARO et al., 1994; GRODY, 1991) têm utilizado os canais de baixa frequência, 19 e 22 GHz, para estimar a porção de não espalhamento do canal de 85 GHz. Essa estimativa é encontrada calculando a diferença entre os canais, de forma a obter a assinatura do espalhamento do gelo ou o que os autores chamam de índice de espalhamento (YOU et al., 2011). O índice de espalhamento é então utilizado para estimar a precipitação sobre o continente.

Antes de avaliar as respostas dos canais para os casos com precipitação, foram gerados histogramas de frequência para todos os canais do TMI e as diferenças entre os canais e a PCT85 para os casos sem chuva. Esta análise tem o intuito de avaliar a temperatura de brilho associada a emissividade da superfície estimada por cada canal de micro-ondas passivo. Na Figura 3.12a observa-se que para os canais de 19, 21 e 37 GHz as distribuições são muito semelhantes, há pouca variação nas temperaturas de brilho e o valor de máxima frequência ocorre em 280 K. Apesar das diferenças na distribuição, o canal de 10 GHz também apresenta como valor mais frequente 280 K. Dentre os canais, apenas o canal de 85 GHz possui o valor de 285 K como mais frequente. De forma que, as diferenças entre os canais de baixa frequência e o canal de 85 GHz apresentam basicamente valores negativos (Figura 3.12b).

Para os casos com precipitação superior a 0,2 mm/h e separados como superestimativa e subestimativa também foram gerados histogramas de frequência em todos os canais de micro-ondas passivo. Esses histogramas são da temperatura de brilho em cada canal de micro-ondas passivo e da diferença entre as temperaturas de brilho dos canais de baixa frequência e a PCT85 (Figura 3.13). Também foram gerados gráficos das diferenças dos canais entre si (Figura 3.14), jacobiano, com informações complementares às obtidas a partir dos histogramas de frequência.

Figura 3.12 - a) Histogramas de frequência das temperaturas de brilho dos diferentes canais de micro-ondas para os casos sem chuva; b) Histogramas de frequência das diferenças entre as temperaturas dos canais de baixa frequência e o canal de 85 GHz.



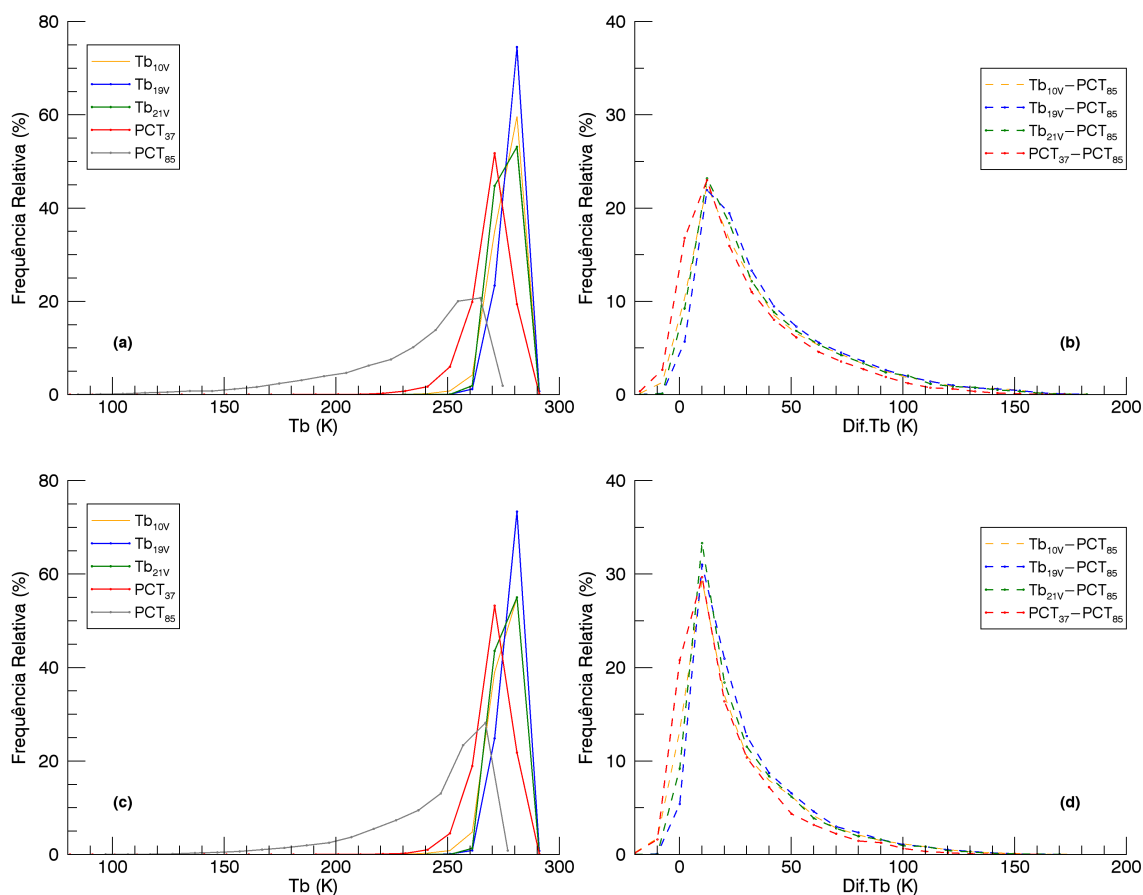
Fonte: Produção do autor.

Na Figura 3.13a verifica-se que para os pixels classificados como superestimativa os histogramas das temperatura de brilho dos canais de baixa frequência, 10, 19 e 21 GHz, apresentam picos de máxima frequência relativa em 280 K, no canal de 37 GHz em 270 K e no canal de 85 GHz pico máximo em torno de 260 K. Para os histogramas das diferenças entre as temperaturas de brilho e a PCT85 (Figura 3.13b), a faixa de valores que possui maior frequência relativa está entre 20 e 30 K, porém apresenta valores superiores a 100 K. Analisando a Figura 3.14a observa-se que há diferenças médias maiores que 40 K, entre os canais de baixa frequência e a PCT85. Comparando os histogramas para os casos com superestimativa com os histogramas para os casos sem chuva (Figura 3.12) observa-se que as diferenças mais significativas estão associadas as PCT's de 37 e 85 GHz, por se tratar de casos com superestimativa o conteúdo de gelo integrado é maior e assim a PCT85 apresenta valores mais baixos e por isso há diferenças positivas entre os canais de baixa frequência e a PCT85.

Na Figura 3.13c, casos de subestimativa, nota-se uma menor variabilidade das temperaturas de brilho com menores diferenças entre os canais de baixa frequência e a PCT85 (Figura 3.13d). O mesmo pode ser observado nas diferenças médias entre os canais (Figura 3.13b). Para essa categoria foram encontrados maiores valores de LWP e menores valores de IWP. Os altos valores de LWP não foram capazes de causar um resfriamento nas temperaturas de brilho nos canais de baixa frequência através da absorção e a camada de gelo, provavelmente, de gelos pequenos não provocaram uma diminuição na PCT85 devido ao espalhamento, resultando em temperaturas de brilho muito semelhante e pequenas diferenças entre si. A alta emissividade da superfície também pode estar influenciando estes resultados.

Avaliando as diferenças médias entre os canais é possível observar que as maiores diferenças ocorrem entre os canais de baixa frequência e o canal de 85 GHz (Figura 3.14). Assim como observado nos histogramas de frequência das diferenças (Figuras 3.13b e 3.13d), as maiores diferenças estão associadas aos casos de superestimativa. Nestes casos, há maiores conteúdos de gelo e menores conteúdos de água líquida, ou seja, uma menor absorção nos canais de baixa frequência causada pelo conteúdo de água líquida (T_b quente) e um maior espalhamento da camada de gelo no canal de 85 GHz (PCT fria), resultando em grandes diferenças positivas entre as temperaturas de brilho (Figura 3.13b).

Figura 3.13 - Histogramas de frequência das temperaturas de brilho dos diferentes canais de micro-ondas para os casos: a) superestimativa; e c) subestimativa. Histogramas de frequência das diferenças entre as temperaturas dos canais de baixa frequência e o canal de 85 GHz, para os casos: b) superestimativa; e d) subestimativa.



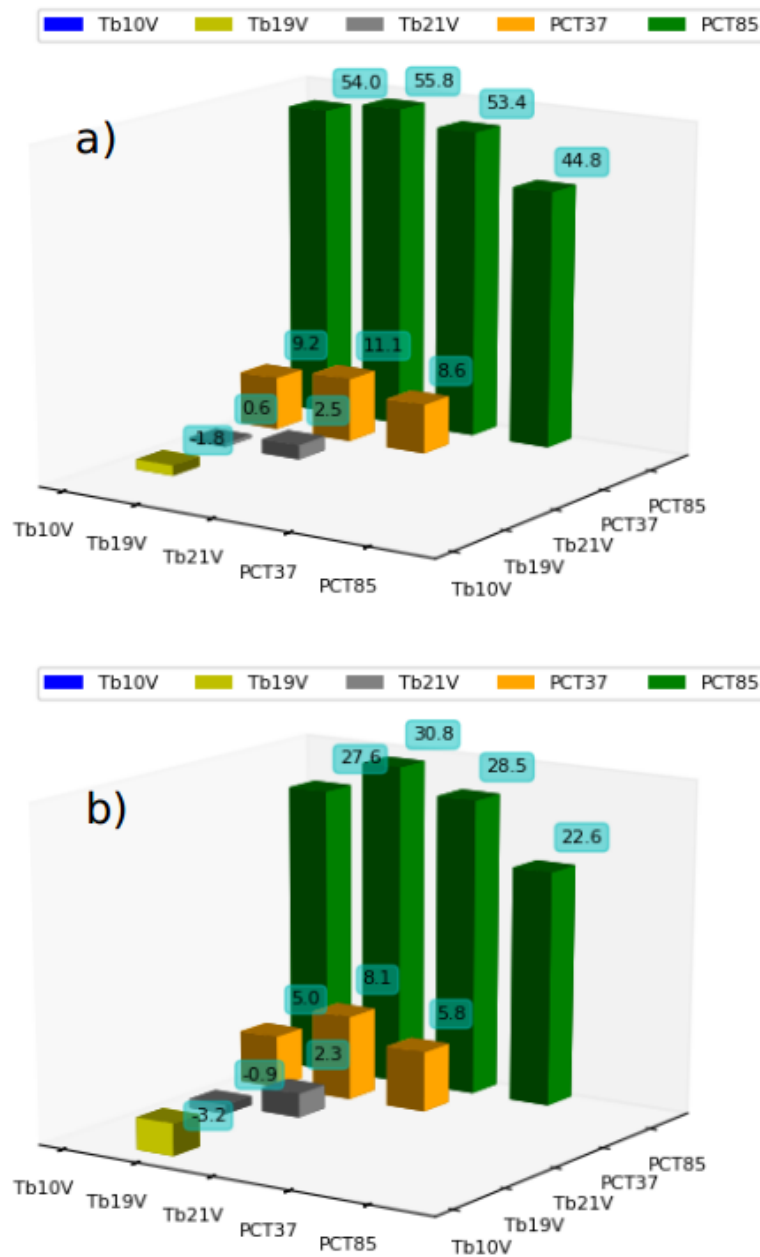
Fonte: Produção do autor.

Também foram gerados os histogramas de frequência das temperaturas de brilho e das diferenças entre as Tbs dos canais de baixa frequência e a PCT85 para as categorias de acordo com a classe de altura do eco de 17 dBZ (não mostrado). Os resultados obtidos indicaram que independente da categoria e da classe de altura o comportamento da distribuição de frequência era semelhante ao histograma que considera todos os casos juntos (Figura 3.13), não influenciando a altura do eco de 17 dBZ.

As diferenças mais significativas entre as temperaturas de brilho foram obtidas entre os canais de baixa frequência e o canal de 85 GHz, como esperado, principalmente para a categoria dos casos de superestimativa. Porém, não necessariamente essas

diferenças estão associadas à precipitação. Outras combinações de canais podem se mostrar eficientes quando diferentes métodos são utilizados, um deles pode ser a análise de componentes principais (PETTY; LI, 2013).

Figura 3.14 - Diferenças médias das temperaturas de brilho entre todos canais, para: a) superestimativa; e b) subestimativa.



Fonte: Produção do autor.

3.5 Análise de Componentes Principais (ACP)

A ACP é utilizada para identificar, dentre um conjunto com grandes quantidades de variáveis, as variáveis que são mais representativas e que não possuem sobreposição de informações. Sendo assim, a ACP foi aplicada nas variáveis da estimativa de precipitação, temperaturas de brilho e diferenças entre as temperaturas de brilho do TMI, utilizando um total de 16 variáveis normalizadas, na seguinte ordem: 1- Erro médio normalizado da estimativa de precipitação (Eq. 3.2); 2- Tb_V de 10 GHz; 3- Tb_V de 19 GHz; 4- Tb_V de 21 GHz; 5- PCT de 37 GHz; 6- PCT de 85 GHz; 7- Tb_V 10-PCT85; 8- Tb_V 19-PCT85; 9- Tb_V 21-PCT85; 10- PCT37-PCT85; 11- Tb_V 19- Tb_V 10; 12- Tb_V 21- Tb_V 10; 13- PCT37- Tb_V 10; 14- Tb_V 21- Tb_V 19; 15- PCT37- Tb_V 19; e 16- PCT37- Tb_V 21.

Nas Tabelas 3.2 e 3.3 são mostrados os autovetores, autovalores e a variância explicada resultantes após a aplicação da ACP. O autovetor 4 apresenta maior relação com a incerteza entre as estimativas de precipitação e representa, aproximadamente, 6% da variância explicada, para esse autovetor nenhuma outra variável apresentou relação. Para o autovetor 1, com cerca de 49,5% de variância explicada, 7 variáveis apresentam relação, todas com o mesmo peso, entre elas estão as PCT's de 37 e 85 GHz, 10-85 GHz, 19-85 GHz, 21-10 GHz e 37-10 GHz. Ratificando a importância das PCT's de 37 e 85 GHz e das diferenças entre os canais de baixa frequência e a PCT85 na caracterização dos casos. Este autovetor pode estar associado as condições de céu claro e com nuvens e precipitação uma vez que os canais com influência nessa componente são prioritariamente aqueles utilizados na estimativa de precipitação e determinação de gelo. O segundo autovetor, com 22,2% de variância explicada, está associado a Tb_{10} e a diferença entre Tb_{21} e Tb_{10} , ou seja, aos canais de absorção, provavelmente relacionados as variações na emissividade do solo. No autovetor 3, que representa cerca de 14,6% da variância total explicada, as principais variáveis associadas a essa variância são as Tb 's de 19 e 21 GHz. Esses dois canais são fortemente correlacionados e provavelmente essa componente descreve esse comportamento. Para os autovetores 5 e 6, juntos explicam 7,6% da variância total, as variáveis associadas são a Tb_{19} , Tb_{21} , a diferença entre os canais de 37 e 19 GHz e a diferença entre os canais 37 e 21 GHz.

Analisando os resultados obtidos após a aplicação da ACP é possível identificar que um autovetor está associado aos casos de superestimativa (autovetor 1), a maioria associados aos casos de subestimativa (autovetores 2, 3, 5 e 6) e apenas o autovetor 4 apresenta relação com a incerteza entre as estimativas de precipitação. Esse

autovetor claramente mostra que não existe um canal em específico que pode ser responsável pela incerteza.

Tabela 3.2 - Autovalores e as variâncias encontradas após a aplicação da ACP.

	Autovalor	Variância (%)
1	7,9	49,5
2	3,5	22,2
3	2,3	14,6
4	0,9	5,9
5	0,7	4,6
6	0,5	3,0

A aplicação da ACP possibilitou a identificação das combinações entre os canais de baixa frequência mais relacionadas à precipitação. Essas combinações são utilizadas como parâmetro de seleção dos casos que necessitam de correção.

Para explorar ainda mais a utilidade dos canais adicionais, a Figura 3.15 mostra a relação entre as diferenças dos canais 10 and 85 GHz (10-85 GHz) e 19-85 GHz relativo as incertezas na estimativa da precipitação. O diagrama de dispersão do erro na estimativa de precipitação das diferenças entre canais do TMI e o valor médio da PCT85, calculado para intervalos de classe de 10 K, são apresentados nas Figuras 3.15a e 3.15b. Ambas as diferenças apresentam quase o mesmo comportamento, com uma população muito pequena de diferenças negativas e uma redução da amplitude do erro à medida que as diferenças positivas aumentam. As diferenças negativas ocorrem para pouquíssimos casos, em sua maioria relacionados às diferenças entre os canais 10 e 85 GHz, associados a um menor espalhamento do gelo em 85 GHz quando comparado a absorção em 10 e 19 GHz. Para as diferenças positivas, não existe um padrão claro além da redução do erro à medida que a diferença aumenta. No entanto, o número de casos de superestimativa aumenta quando a diferença da temperatura de brilho aumenta. Estas são as situações com grande espalhamento em 85 GHz (grande quantidade de gelo) e menos quantidade de água no seu estado líquido, resultando em uma menor absorção pelos canais 10 e 19 GHz. A Figura 3.15b mostra o erro médio associado as classes a cada 10 K da PCT85. Pode-se notar que PCT85 mais fria do que 140 K está estatisticamente associada à superestimativa na precipitação.

Tabela 3.3 - Autovetores encontrados após a aplicação da ACP.

Erro RR	Tb _v 10	Tb _v 19	Tb _v 21	PCT37	PCT85	Tb _v 10-	Tb _v 19-	Tb _v 21-	PCT37-	Tb _v 19-	Tb _v 21-	PCT37-	Tb _v 10	Tb _v 19	Tb _v 21-	PCT37-	Tb _v 19	Tb _v 21
1	-0,02	-0,02	0,05	0,08	0,11	0,11	-0,11	-0,11	-0,10	-0,09	0,08	0,08	0,11	0,06	0,11	0,11	0,11	0,11
2	-0,02	0,24	0,17	0,09	0,01	0,12	-0,08	-0,10	-0,12	-0,14	-0,17	-0,20	-0,13	-0,18	-0,09	-0,09	-0,05	-0,05
3	0,08	0,20	0,28	0,28	0,21	-0,13	0,16	0,17	0,17	0,22	0,01	0,00	0,08	-0,02	0,11	0,13	0,13	0,13
4	1,01	-0,02	-0,02	0,00	-0,03	0,05	-0,06	-0,06	-0,06	-0,07	0,00	0,02	-0,02	0,05	-0,03	-0,05	-0,05	-0,05
5	0,03	0,16	-0,40	-0,25	0,16	-0,02	0,05	-0,03	-0,01	0,08	-0,68	-0,38	0,06	0,35	0,43	0,40	0,40	0,40
6	-0,10	0,20	0,05	0,53	-0,14	0,04	0,00	-0,03	0,03	-0,09	-0,23	0,19	-0,24	1,11	-0,21	-0,55	-0,55	-0,55

Figura 3.15 - Gráfico de dispersão para a) Erro na estimativa de precipitação como função das diferenças entre as temperaturas de brilho: a) 10-85 GHz; b) 19-85 GHz); e c) Valor médio das diferenças entre as taxas de precipitação como função da PCT85, para intervalos de 10 K.

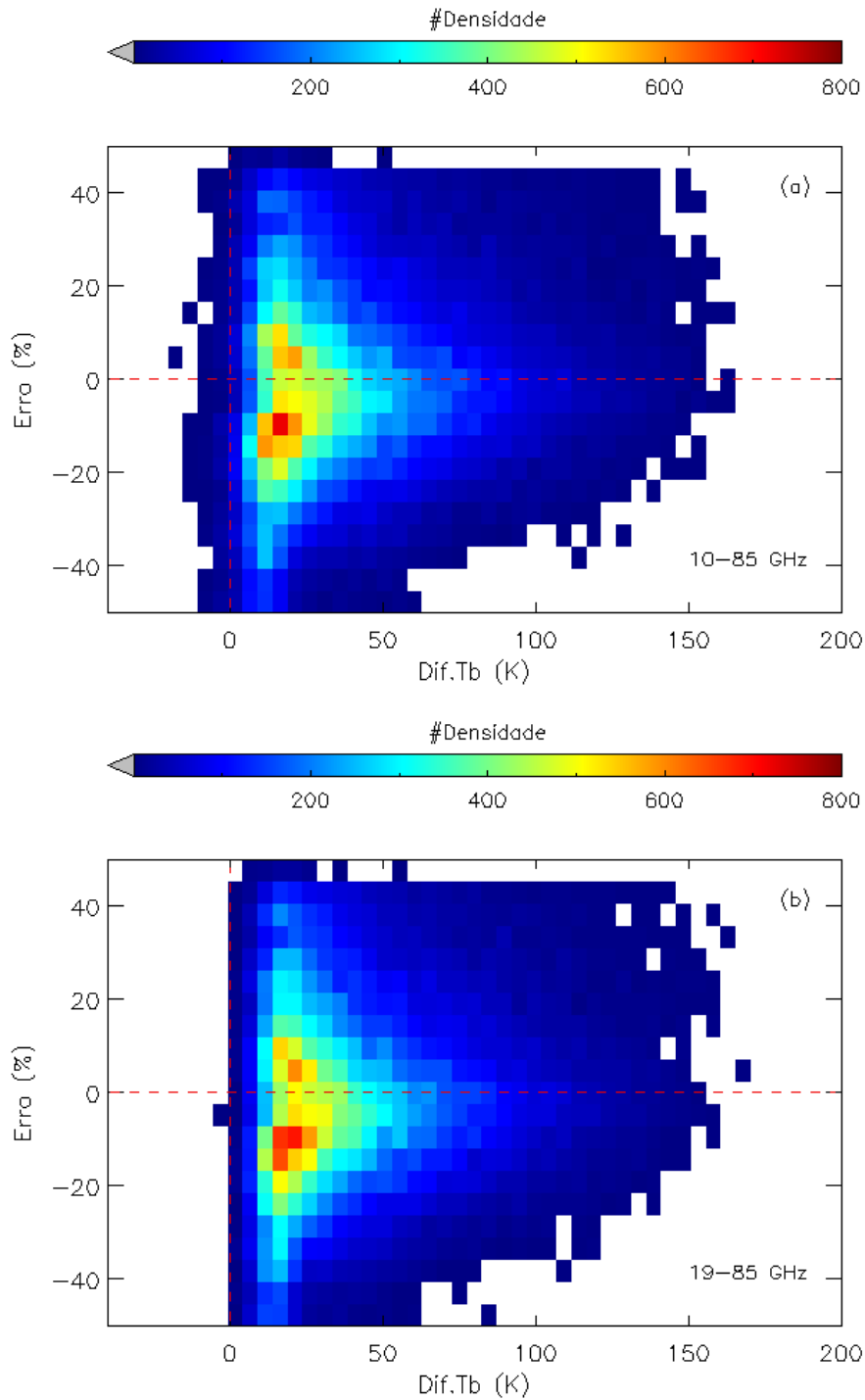
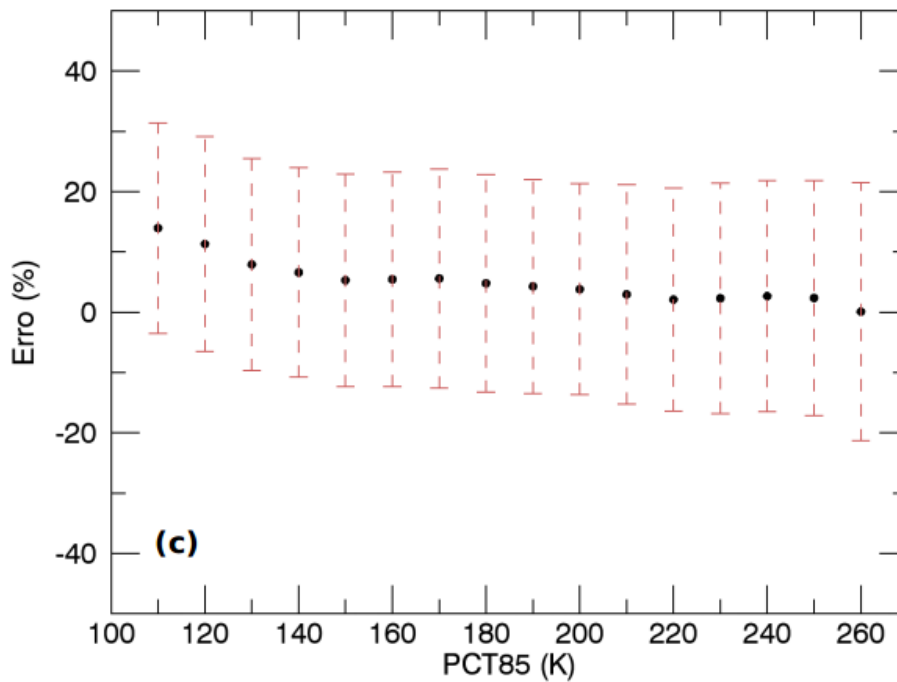


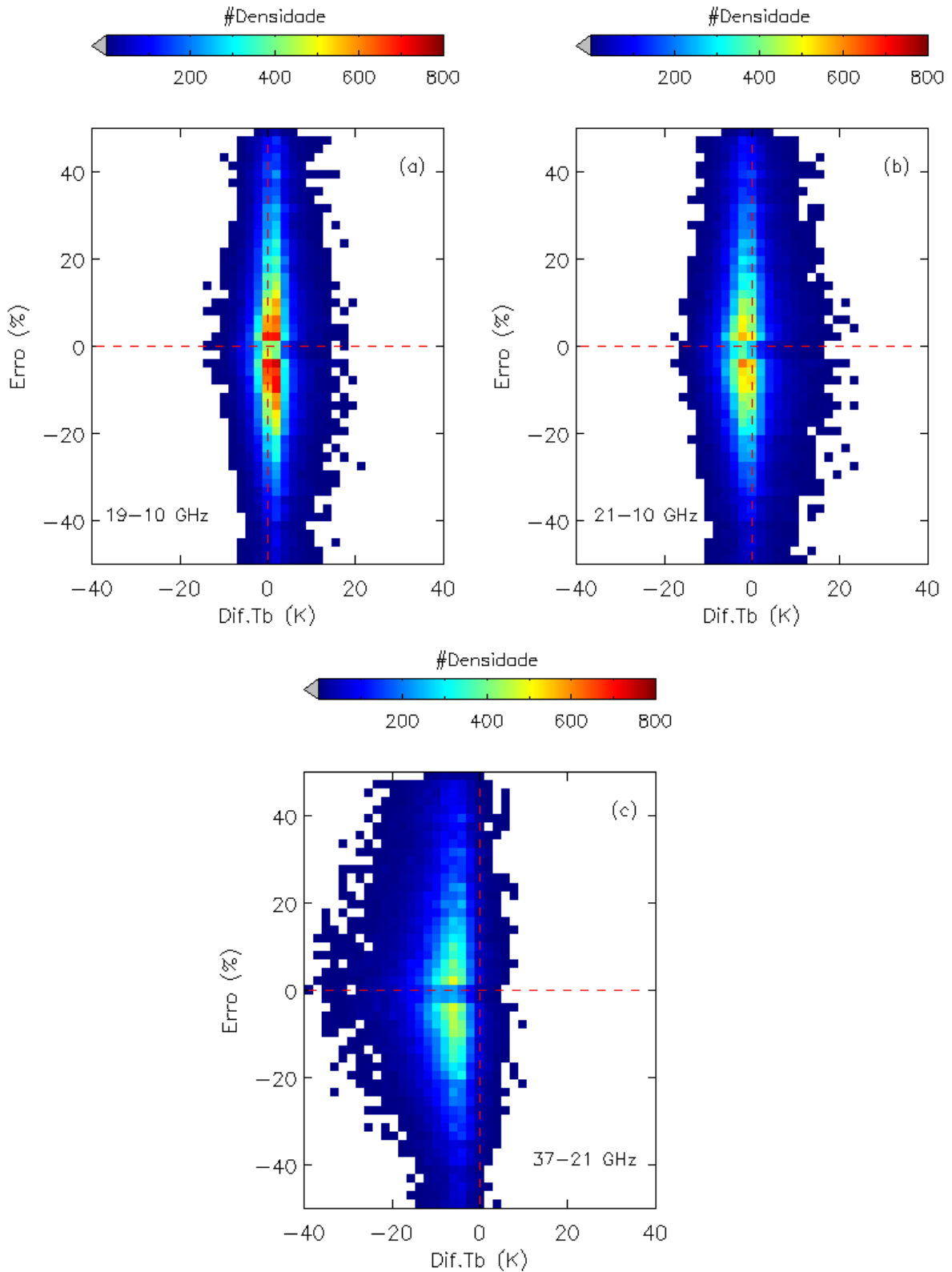
Figura 3.15 - Conclusão.



Fonte: Produção do autor.

Também foram analisados os canais de absorção (10-37 GHz). Se supormos que a emissividade da superfície destes canais é pequena, o sinal obtido será resultado da interação entre o gelo e água líquida. Neste caso, a diferença entre os canais representa o sinal atmosférico que pode estar relacionado à precipitação. A Figura 3.16 mostra o gráfico de dispersão entre o erro de estimativa da precipitação juntamente com as diferenças de temperatura de brilho entre os canais 19-10 GHz, 21-10 GHz e 37-21 GHz para todos os casos classificados como convectivos. As diferenças entre as temperaturas de brilho variam basicamente entre -60 e 40 K e não existe um padrão claro entre as diferenças de canais e as incertezas na estimativa de precipitação. Diferenças negativas menores que -30 K apresentam uma redução na incerteza. Esta falta de sinal entre os canais de baixa frequência estreitamente espaçadas não permite que essas frequências sejam usadas para reduzir a incerteza na estimativa de precipitação.

Figura 3.16 - Gráfico de dispersão das diferenças entre a taxa de precipitação estimada pelo GPROF e PR e a diferença entre as temperaturas de brilho: a) 19-10 GHz; b) 21-10 GHz; e c) 37-21 GHz) para todos os casos convectivos.



Fonte: Produção do autor.

3.6 Conclusões Parciais

Este estudo avalia a incerteza na estimativa de precipitação a partir de algoritmos bem conhecidos de micro-ondas passivo. O erro foi definido como a diferença normalizada entre a estimativa de precipitação do GPROF e do PR. As categorias de erro foram definidas de acordo com os percentis: 0 a 5, 10, 15 e 20% da cauda da distribuição.

A separação de erros nos casos de superestimativa e subestimativa permite estudar o comportamento estatístico da precipitação a partir de diferentes variáveis (IWP, atividade elétrica, polarização, LWP, PCT85, altura da nuvem e perfis verticais de refletividade). Essas análises foram feitas com o objetivo de classificar e entender o padrão de nuvem típico que induz a incertezas na estimativa de precipitação utilizando micro-ondas passivo. A população de erro de subestimativa apresenta mais casos associados à menores taxas de precipitação quando comparada aos casos com superestimativa. Isto significa que o erro (absoluto) para casos de subestimativa ocorre predominantemente quando a taxa de precipitação é menor que 2,5 mm/h e para os casos de superestimativa com taxas de precipitação maiores que esse valor. Além disso, o grau de tendência mostra ser correlacionado com as taxas de precipitação para a subestimativa, enquanto os erros de superestimação não estão correlacionados com a própria taxa de precipitação.

A análise do perfil vertical de refletividade, utilizando o CFAD, não apresentou grandes diferenças entre a população com superestimativa e subestimativa. Como o CFAD também depende da taxa de precipitação e a população de superestimativa está associada a uma taxa de precipitação maior, as diferenças entre as duas populações são difíceis de serem interpretadas. Portanto, a análise foi feita em função dos parâmetros microfísicos, utilizando classes de IWP e TR.

A análise da altura do eco de 17 dBZ mostrou uma maior população de nuvens cumuliformes na população com subestimativa em comparação com a população de superestimativa mais associada a nuvens de convecção profunda (> 9 km). A distribuição da altura da nuvem para a população com subestimativa varia em função do erro, assim, os erros maiores estão associados às nuvens mais baixas. O que corresponde fisicamente aos processos de chuva proveniente de nuvens quentes que têm significativamente menos gelo. Essa ausência ou o baixo conteúdo de gelo, por sua vez, faz com que as estimativas obtidas a partir de micro-ondas passivo, que dependem do espalhamento do gelo para estimar a precipitação, subestimem a precipitação severamente. Em contrapartida, a população de dados associado a superestimativa

não é dependente da altura da nuvem, ou seja, a quantidade relativa do erro não parece mudar com a distribuição da altura da nuvem.

A distribuição da polarização em 85 GHz é que mostra grande contraste entre as populações com superestimativa e subestimativa. A população com subestimativa é mais propensa a ter valores positivos que estão frequentemente associados com partículas orientadas horizontalmente como a neve na precipitação estratiforme. A população com superestimativa, em contraste, exibe diferenças de polarização próxima a zero. Esta é geralmente associada com regiões de convecção profunda com *graupel* semi esférico ou partículas de granizo. Os erros de superestimativa não aparentam ser função da diferença de polarização. Os valores mais quentes da PCT85 são comuns na população com subestimativa, em concordância com a altura da nuvem e o processo de chuva de nuvem quente. A população com superestimativa está associada a PCT85 mais fria, mas o erro não é função do valor da PCT85. A distribuição de LWP segue a mesma direção, a população associada a subestimativa é dominada por valores menores ($< 2\text{kgm}^{-2}$) e o erro é função do valor do LWP. A taxa de raios representa uma porcentagem pequena dos casos de precipitação, somente 3,4% dos casos com subestimativa e 5,3% dos casos com superestimativa, o restante são casos de chuva sem descargas elétricas. Essa pequena população de casos com descargas elétricas têm uma distribuição diferente para subestimativa e superestimativa, com menores valores da taxa de raios para os casos de subestimativa em relação aos casos de superestimativa. As distribuições do IWP mostraram, para os casos de subestimativa, valores menores de IWP, no entanto, o erro de superestimativa mostrou-se dependente do valor do IWP. Este recurso mostra claramente que o erro de superestimativa está realmente associado a quantidade de gelo e é somente função desse parâmetro. Não apresentando dependência com a altura da nuvem, PCT85, LWP ou polarização, sendo apenas função da relação da quantidade de gelo com a taxa de precipitação. Isso provavelmente está associado ao ciclo de vida das nuvens, quando as nuvens têm grande quantidade de gelo, mas pequena taxa de precipitação.

Os perfis verticais médios de refletividade obtidos de acordo com as classes de IWP e TR e as duas populações de nuvem ($< 9\text{ km}$ e $> 9\text{ km}$) apresentaram resultados interessantes. Os casos de subestimativa têm maiores valores de refletividade em níveis mais baixos quando comparado aos casos de superestimativa, e a população com superestimativa de nuvens convectivas profundas com maior refletividade nos níveis superiores e menor nos níveis mais baixos.

A análise final examinou se os canais de baixa frequência podem ser úteis na re-

dução da incerteza na estimativa de precipitação. A radiância medida pelo sensor de micro-ondas é uma combinação da emissão e espalhamento da superfície e da nuvem-atmosfera. As diferenças de canais podem eliminar a emissão da superfície se as emissividades da superfície forem similares. Portanto, as diferenças de canais com 85 GHz e entre os comprimentos de ondas mais próximos foram testadas para verificar efetivamente se essas diferenças estão reproduzindo a estrutura do erro observado. Os resultados sugerem que as diferenças entre os canais de espalhamento do gelo (isto é 85 GHz) e os canais 10 e 19 GHz que são sensíveis a emissão, foram úteis, mas em grande parte para corrigir a estimativa de precipitação de nuvens com conteúdo de gelo (IWP) muito grandes, i.e., para corrigir as superestimativas. Os canais com frequências próximas mostraram pouca relação com a incerteza na precipitação observada.

4 ANÁLISE DA VARIABILIDADE DO ERRO DA ESTIMATIVA DE PRECIPITAÇÃO POR SATÉLITE E A INFLUÊNCIA DAS CARACTERÍSTICAS RADIATIVAS DA ESTRUTURA VERTICAL DAS NUVENS

Como mencionado anteriormente, a estimativa de precipitação utilizando sensores de micro-ondas passivo apresenta limitações associadas ao espalhamento das partículas de gelo presentes no topo da nuvem, especialmente quando se utiliza a frequência de 85 GHz presente no satélite TRMM. Na capítulo anterior foram apresentados resultados para uma área na região Amazônica utilizando 10 anos de dados do TRMM, que mostraram uma dependência dos casos de subestimativa as propriedades da nuvem, enquanto que os erros de superestimativa eram função apenas do IWP. Neste capítulo utilizaremos um ano de dados do satélite GPM para uma área na região tropical da América do Sul, que se estende desde o nordeste brasileiro até a Cordilheira dos Andes. Devido a extensão dessa área de estudo as características relacionadas ao regime de precipitação e a topografia apresentam padrões distintos que podem influenciar o erro na estimativa de precipitação a partir de micro-ondas passivo. A hipótese é que esses erros na estimativa de precipitação em parte estejam associados a relação conteúdo de gelo e a precipitação à superfície e outra parte associados a estimativa do conteúdo de gelo.

4.1 Dados e Metodologia

Para o presente estudo foram utilizados dados do satélite GPM disponibilizados pela *Colorado State University (CSU)*, na versão 5 do DPR e do algoritmo GPROF. O período utilizado para o estudo foi de setembro de 2014 a agosto de 2015.

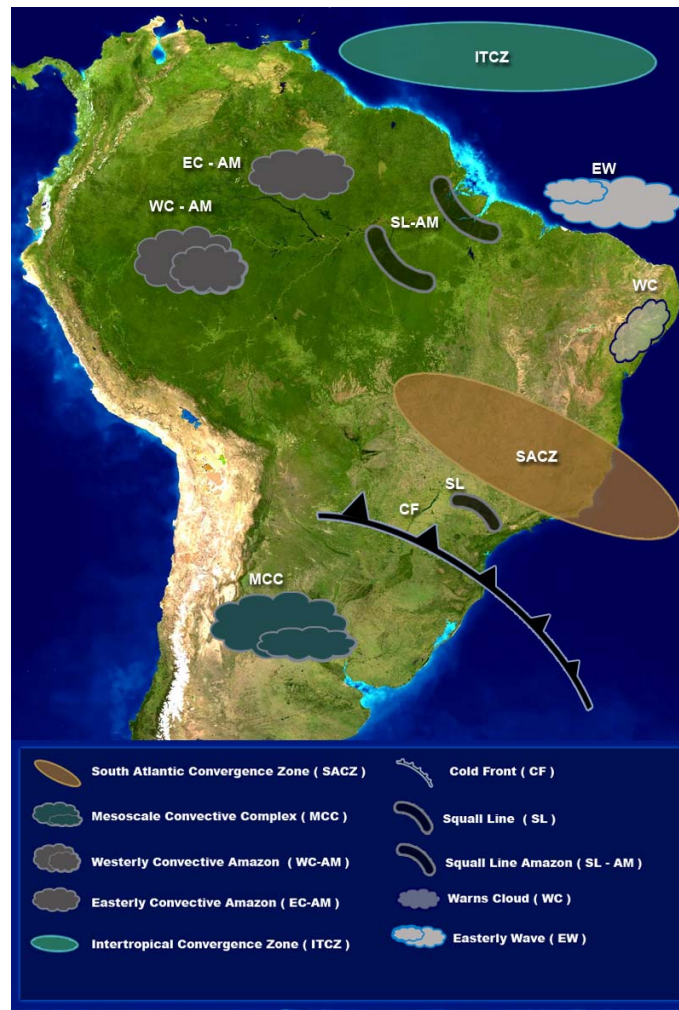
Com base nos sistemas precipitantes atuantes (Figura 4.1), nas características topográficas (dados provenientes da *The United States Geological Survey - USGS*) e no regime de precipitação da região tropical da América Sul, a área escolhida foi subdividida em regiões menores (Figura 4.2). Nas áreas 1 e 2 são considerados também os pontos sobre o oceano. A área 1 compreende a costa leste da região nordeste do Brasil, delimitada pelas longitudes de 34 a 36°W. A área 2 está localizada no interior do nordeste brasileiro entre as longitudes de 36 a 46°W. A área 3 abrange grande parte da região Amazônica, entre as longitudes de 46 a 74°W. Por última, a área 4 formada por parte da região Amazônica e a região Andina, delimitada pelas longitudes de 74 a 82°W. Em latitude todas as áreas estão delimitadas pelas latitudes de 1°N a 9°S.

A versão V03 do GPROF foi implementada no lançamento da missão GPM, baseada nos bancos de dados do TRMM, Cloudsat, radares de superfície e modelos. A versão V04 usou os bancos de dados gerados pelo GPM. Porém, estudos mostraram que o algoritmo combinado superestimava significativamente a precipitação sobre o continente. No GPROF V05 do GPM, que utiliza a versão V04 do CMB e DPR-Ku, houve uma melhoria nas simulações de hidrometeoros de gelo, de forma a obter uma melhor concordância entre as temperaturas de brilho calculadas e as simuladas, resultando em menores ajustes de polarização nas simulações do radiômetro e um melhor ajuste entre as estimativas do radiômetro e dos produtos combinados, bem como com os dados de validação em solo (NASA, 2017).

De acordo com o manual do CMB disponível (JAXA, 2016), as estimativas do algoritmo CMB V04 exibiram pouca sensibilidade à atenuação integrada, de forma que a escala de atenuação estimada em relação à refletividade apresentava valores altos, levando a superestimativa das taxas de chuva. Para o algoritmo CMB V05 duas mudanças foram introduzidas para obter uma sensibilidade mais apropriada. Primeiro, as incertezas prescritas das atenuações integradas derivadas do SRT (*Surface Reference Technique*) são reduzidas, forçando uma maior fidelidade das soluções às atenuações integradas observadas. Em segundo lugar, restrições empíricas entre a distribuição do tamanho das partículas, a média ponderada do diâmetro médio (D_m) e intercepto normalizado (N_W) são impostas, de forma que valores maiores de D_m tendem a se correlacionar com valores mais baixos de N_W . As duas mudanças levam a menores taxas de chuva, particularmente em regiões de precipitação moderada a forte sobre o continente, usando o CMB V05. Validações preliminares do produto CMB L2 V05 revelaram uma boa consistência entre a taxa de precipitação estimada e a observada do radar calibrado com dados de pluviômetros (Multi-Radar Multi-Sensor - MRMS), com correlação de $\approx 0,85$ considerando uma resolução espacial de $0,5^\circ$ sobre o continente americano e a costa.

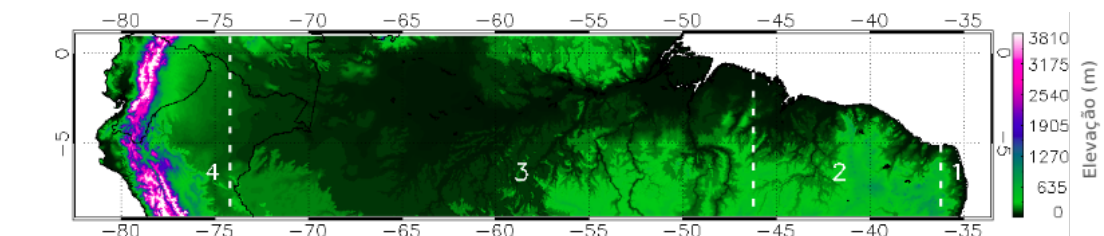
Os dados do GPROF e CMB utilizados foram co-localizados e tiveram os erros de paralaxe corrigidos. As variáveis utilizadas para avaliar a variabilidade das características radiativas de acordo com cada região foram o IWP, RR, provenientes do GPROF e do CMB e o perfil vertical de refletividade do CMB.

Figura 4.1 - Esquema dos principais sistemas atuantes na América do Sul.



Fonte: CHUVA Project (2009)

Figura 4.2 - Área de estudo selecionada sobre a região tropical da América do Sul.



Fonte: Produção do autor.

4.2 Resultados

O erro na estimativa de precipitação por micro-ondas passivo é conhecido e vem sendo estudado por diversos autores (PETKOVIĆ; KUMMEROW, 2017; PETKOVIĆ et al., 2018), seja utilizando apenas uma área de estudo ou comparando áreas distintas. Porém, comparações que avaliam a variabilidade do erro de acordo com a característica regional e as influências sazonais precisam ser melhor analisadas. A seguir são apresentados os resultados encontrados a partir da análise das estimativas de precipitação do GPROF e CMB e quais as causas prováveis para os erros na estimativa de precipitação por micro-ondas passivo.

4.2.1 Estatística do tipo de precipitação observado em cada área de estudo e a influência sazonal

Na Tabela 4.1 são mostradas as estatísticas de ocorrências das nuvens do tipo estratiforme, convectiva profunda, convectiva rasa e outras de acordo com a área e o trimestre. Na área 1, costa leste do nordeste Brasileiro, nos trimestres de JJA e SON há a predominância de nuvens com convecção rasa, provavelmente associadas às ondas de leste. Os ventos perpendiculares à costa aumentam a convergência do fluxo de umidade, favorecendo a formação de nuvens na costa nordeste do Brasil. Enquanto que, nos trimestres de DJF e MAM predominam os casos de nuvens do tipo estratiforme, relacionados a atuação da ZCIT, que atinge sua posição mais ao sul em março-abril, e os VCANs que são climatologicamente posicionados no oceano, mas a localização do seu centro influencia o tipo de precipitação. Para essa área a estação chuvosa ocorre entre os meses de Janeiro e Junho. Na área 2, interior do nordeste Brasileiro, predominam as nuvens do tipo estratiforme nos trimestres SON, DJF e MAM, apenas no trimestre JJA a convecção rasa apresenta maior frequência. Resultados semelhantes foram encontrados por Palharini e Vila (2017), que associaram esse aumento da convecção rasa ao padrão de circulação das células de Hadley e Walker, que tendem a inibir a formação de convecção profunda. Pode-se observar também que apesar da predominância de chuva estratiforme no trimestre MAM, para a área 2, há um aumento dos casos convectivos profundos, provavelmente associado a atuação da ZCIT e de linhas de instabilidade no Norte dessa área. Na área 3, região Amazônica central, a chuva do tipo estratiforme é predominante durante todo o ano, porém nos trimestres JJA e SON há um aumento nos casos de convecção profunda. Para a área 3 esses trimestres são considerados secos e possuem maiores concentrações de aerossóis provenientes das queimadas, cuja formação das gotas de nuvens e de chuva se dar através dos processos de crescimento do gelo e favorece o

desenvolvimento de nuvens convectivas profundas (KHAIN et al., 2008). Assim como observado na área 3, a área 4 apresenta uma maior frequência de chuva do tipo estratiforme sem variações significativas ao longo do ano, semelhante ao mostrado em Villar et al. (2009).

Tabela 4.1 - Estatísticas da quantidade de eventos de acordo com o tipo de precipitação para cada área de estudo e trimestre.

	Área 1			
	SON	DJF	MAM	JJA
Estratiforme	34,7%	44,8%	48,8%	19,1%
Conv.Profunda	10,5%	20,6%	19,0%	13,2%
Conv.Rasa	54,8%	34,1%	32,0%	67,5%
Outras	0%	0,5%	0,2%	0,2%
Total de pixels	352	563	1285	554
	Área 2			
	SON	DJF	MAM	JJA
Estratiforme	66,7%	70,7%	53,6%	33,7%
Conv.Profunda	14,2%	17,0%	26,1%	21,4%
Conv.Rasa	18,5%	12,0%	19,7%	44,7%
Outras	0,6%	0,3%	0,6%	0,2%
Total de pixels	666	5293	5685	1259
	Área 3			
	SON	DJF	MAM	JJA
Estratiforme	66,9%	72,3%	72,2%	58,2%
Conv.Profunda	28,0%	19,8%	19,7%	33,1%
Conv.Rasa	4,7%	7,5%	7,7%	8,4%
Outras	0,4%	0,4%	0,4%	0,3%
Total de pixels	13808	24491	32203	9387
	Área 4			
	SON	DJF	MAM	JJA
Estratiforme	78,6%	72,9%	74,3%	70,7%
Conv.Profunda	16,6%	17,7%	15,9%	18,2%
Conv.Rasa	4,3%	9,1%	9,5%	10,9%
Outras	0,5%	0,3%	0,3%	0,2%
Total de pixels	3471	5560	5645	3766

4.2.2 Análise da Estrutura Vertical

Na seção anterior foram mostrados os tipos de precipitação predominantes em cada área de estudo e como a frequência de ocorrência de cada tipo de precipitação varia sazonalmente. Além das informações associados ao tipo de precipitação torna-se necessária uma avaliação da estrutura vertical das nuvens de acordo com a área de estudo, tipo de precipitação e trimestre do ano. Para avaliar a estrutura vertical das nuvens foram gerados os perfis médios de refletividade utilizando os dados do algoritmo CMB (Figura 4.3).

A análise da estrutura vertical das nuvens de acordo com o tipo de precipitação, convectiva profunda, convectiva rasa e estratiforme, permitiu analisar a variabilidade do perfil médio de refletividade da nuvem de acordo com a área de estudo e o trimestre do ano. Em geral, para as nuvens convectivas rasas não há mudanças no perfil médio em relação a época do ano e para as diferentes áreas de estudo observa-se apenas diferenças nos valores médios de refletividade nos primeiros níveis, que para as áreas 1 e 2 são maiores. Independentemente da área de estudo, para as nuvens convectivas profundas as diferenças mais significativas são observadas nos níveis acima de 5 km de altura, ou seja, relacionado ao conteúdo de gelo. Para as áreas 1 e 4 o trimestre que apresenta maiores valores de IWP é DJF, associado a atuação da ZCIT e VCAN na área 1 e ZCIT e o aquecimento local na área 4, para a área 2 MAM também existe a influência da ZCIT, principalmente na parte norte dessa área e para a área 3 SON, associado a época seca da região que é caracterizada pela formação de nuvens profundas. Na área 4 também são observadas variações abaixo de 5 km, com valores médios de refletividade maiores para os trimestres DJF e JJA.

Nos casos estratiformes as diferenças sazonais mais significativas são observadas nas áreas 1 e 2. Na área 1 principalmente no trimestre MAM, no qual observa-se um perfil médio com valores de refletividade aproximadamente constantes até 5 km de altura e maiores valores de refletividade acima desse nível, se comparado aos meses de SON e JJA. Para esse trimestre as nuvens apresentam uma camada mais profunda, maiores valores de refletividade nos níveis próximos a 5 km de altura, associada a um maior conteúdo de água líquida. De acordo com [Palharini e Vila \(2017\)](#) a chuva estratiforme pode ser confundida com chuva quente produzida por convecção rasa. Na área 2, para o trimestre de JJA, é observado um perfil médio associado a nuvens com pouco conteúdo de gelo e água líquida, menores valores de refletividade em todo o perfil quando comparado aos demais perfis, relacionado a diminuição significativa dos casos estratiformes. Por outro lado, para o trimestre de MAM, tem-se maiores

valores de refletividade acima de 5 km e para os níveis abaixo desse limiar pouca variação em relação ao trimestre JJA.

Em geral, a partir dos perfis médios de refletividade não é possível extrair características marcantes que indiquem o porquê dos erros na estimativa de precipitação por micro-ondas passivo. Provavelmente esses erros estejam associados a relação IWP-RR ou a estimativa do IWP pelo GPROF.

Figura 4.3 - Perfil médio da refletividade de acordo com o tipo de precipitação e o trimestre do ano. a) Área 1; b) Área 2; c) Área 3; e d) Área 4.

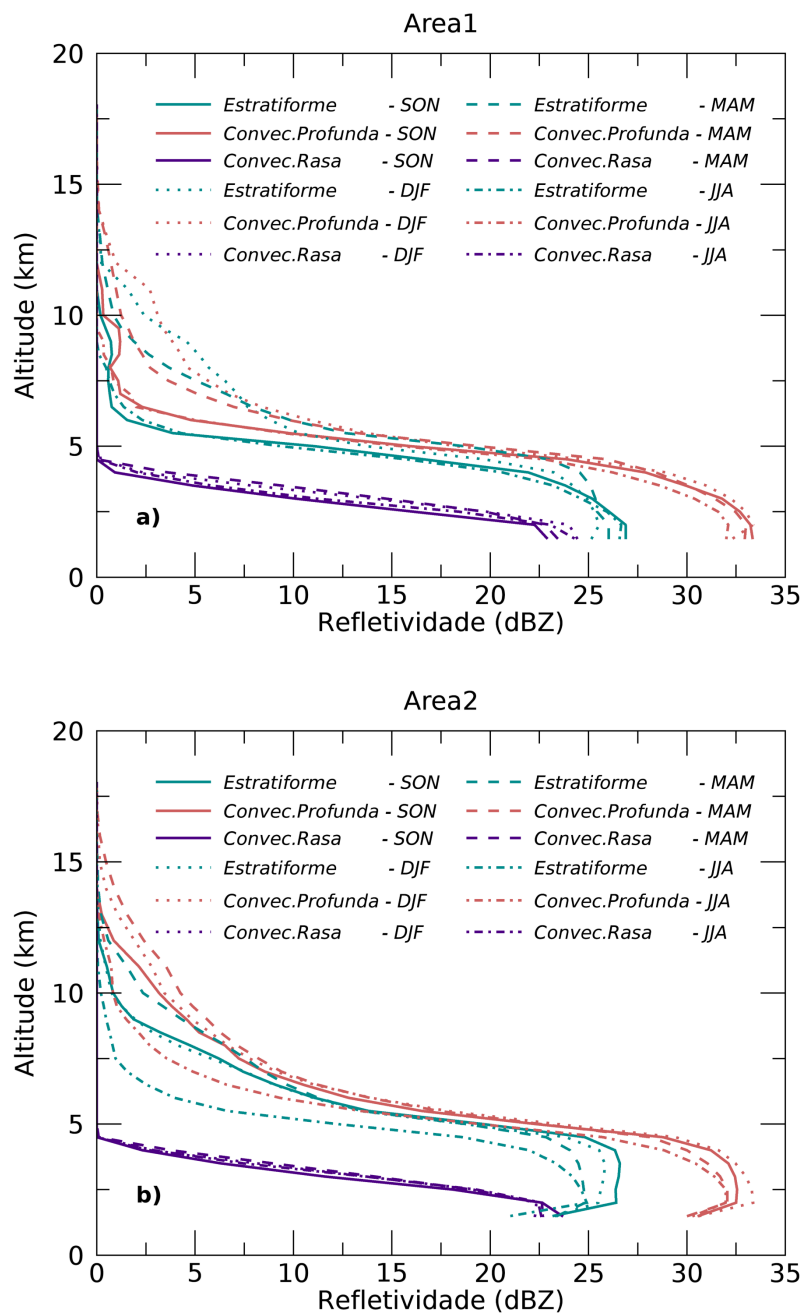
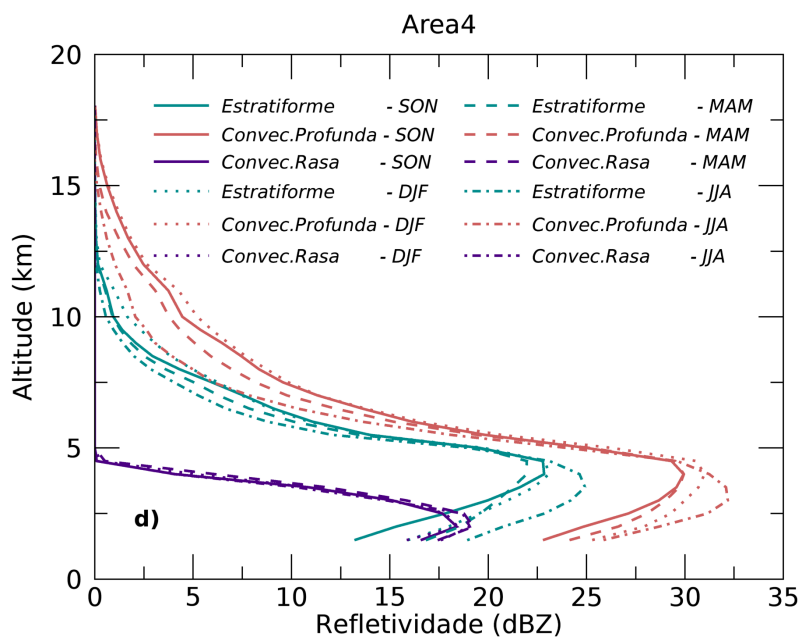
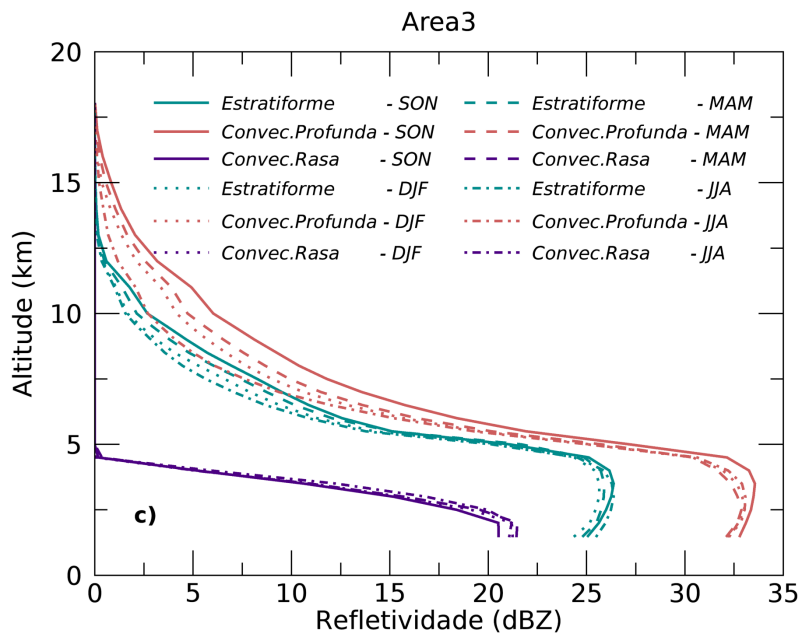


Figura 4.3 - Conclusão.



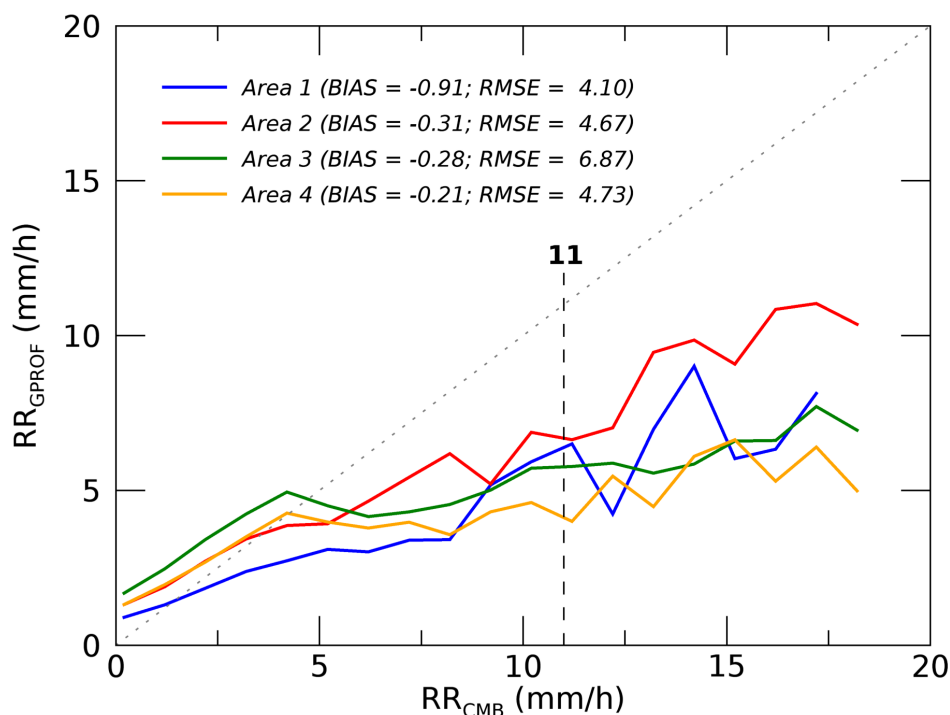
Fonte: Produção do autor.

4.2.3 Comparação entre as estimativas de precipitação

Na Figura 4.4 são mostrados os valores médios da taxa de precipitação estimada pelo GPROF (RR_{GPROF}) em função das classes da taxa de precipitação estimada pelo CMB (RR_{CMB}), de acordo com a área de estudo e para o período de um ano. Observa-se que independente da área há uma superestimativa do GPROF para valores de precipitação menores que 4 mm/h, exceto na área 1 onde esse limiar é ainda menor, e uma subestimativa para os valores maiores que 4 mm/h. A área 3, região Amazônica, é a que apresenta maior RMSE, provavelmente, por ser a maior área em extensão e com maior diversidade dos sistemas precipitantes, que possuem quantidades variadas do conteúdo de água no seu estado líquido e sólido, consequentemente maiores erros associados a estimativa da DSD. Dentre as áreas analisadas a área 2, interior do Nordeste brasileiro, é a que apresenta valores médios mais próximos à reta de referência entre as estimativas quando comparada às médias obtidas para as demais áreas. Nessa figura a linha tracejada na vertical divide o gráfico de acordo com a frequência de dados em cada classe de RR_{CMB} , indicando que a esquerda dessa linha, ou seja, para valores inferiores a 11 mm/h cada classe possui uma amostra de dados superior a 1%, são os casos que ocorrem com maior frequência. Por outro lado, os casos com taxa de precipitação superior a 11 mm/h ocorrem com menor frequência. Porém são casos que também precisam ser avaliados, mas de forma criteriosa uma vez que apresentam baixa significância estatística. Esse comportamento é observado para o período de um ano, mas não necessariamente é o mesmo se os dados forem divididos em trimestres.

Separando os dados de acordo com as estações do ano (SON - Setembro, Outubro e Novembro, DJF - Dezembro, Janeiro e Fevereiro, MAM - Março, Abril e Maio e JJA - Junho, Julho e Agosto) observa-se que as médias de RR_{GPROF} em função das classes de RR_{CMB} apresentam diferenças significativas de uma estação para outra, principalmente para as áreas 1 e 2 (Figura 4.5). Para os períodos SON e JJA as médias da taxa de precipitação limitam-se a valores inferiores a 10 mm/h. Enquanto que, para os trimestres DJF e MAM as estimativas de precipitação para a área 2 apresentam semelhanças até aproximadamente 15 mm/h. De acordo com a Tabela 4.1, para esses 2 trimestres há uma predominância de chuvas do tipo estratiforme, que por ter menor variabilidade na vertical, a estimativa da precipitação é mais adequada devido a um valor quase constante da precipitação, e abranger áreas maiores, evitando possíveis problemas de co-localização, apresentam menores erros nas estimativas por micro-ondas passivo. Na Figura 4.5d as classes com mais de 1% da amostra de dados para as áreas 1 e 2 não ultrapassam 4 mm/h.

Figura 4.4 - Gráfico da média da precipitação estimada pelo GPROF em função das classes de estimativa de precipitação do CMB, para o período de um ano de dados. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.



Fonte: Produção do autor.

Assim como observado na Figura 4.5, existe uma concordância entre as estimativas de precipitação para valores inferiores a 5 mm/h e uma subestimativa para valores superiores. Para as áreas 3 e 4 as diferenças entre as estações do ano não são muito significativas. Apenas no trimestre SON observa-se uma menor subestimativa para valores maiores da taxa de precipitação na área 3, provavelmente associada ao aumento de nuvens convectivas profundas que apresentam maiores conteúdos de gelo e tendem a ter o valor da taxa de precipitação superestimado.

Os valores baixos de precipitação (< 10 mm/h) são os que ocorrem com maior frequência, como pode ser observado nas Figuras 4.6, 4.7, 4.8 e 4.9 da densidade da taxa de precipitação, independente do trimestre e da área. Essas figuras fornecem informações complementares a Figura 4.5 das médias de precipitação. Para a área 1, assim como observado na Figura 4.5c, o trimestre MAM é o que apresenta menor dispersão e é possível observar que há concordância entre as estimativas de preci-

precipitação mesmo para valores maiores, isso se deve ao fato de ser o trimestre com a maior porcentagem de chuva estratiforme, o mesmo não acontece para o trimestre JJA que apresenta uma maior quantidade de chuva convectiva rasa. Na área 2 o trimestre JJA é o único que apresenta subestimativa da precipitação pelo GPROF, condizente com o aumento da porcentagem de chuva convectiva rasa (Tabela 4.1). Nos trimestres DJF e MAM são observados os maiores valores de taxa de precipitação para essa área. Na área 3, região Amazônica central, são registrados os maiores valores de intensidade de precipitação dentre as demais áreas. Sendo as maiores observadas no trimestre SON devido ao aumento da convecção profunda. Para a área 4, as maiores densidades são observadas para valores até 10 mm/h, com maior RMSE (5,34 mm/h) para o trimestre DJF, provavelmente devido ao aquecimento diurno e aumento das chuvas convectivas. No trimestre JJA, com o aumento da convecção rasa, observa-se a existência de um conjunto de pontos com valores de precipitação estimado pelo CMB maiores que 20 mm/h, enquanto que os valores estimados pelo GPROF não superam essa taxa de precipitação.

Fazendo uma análise de acordo com a classificação do tipo de precipitação, dividida em convectiva profunda, convectiva rasa e estratiforme, verifica-se que, como esperado, os casos estratiformes são os que apresentam melhor concordância entre as estimativas de precipitação para todas as áreas de estudo. Enquanto que os classificados como convectiva rasa são os que apresentam maiores erros de subestimativa, o que também é esperado, uma vez que a estimativa de precipitação por micro-ondas passivo baseia-se na camada de gelo presente nas nuvens (Figura 4.10).

Com base nas figuras analisadas (Figuras 4.4, 4.5, 4.6, 4.7, 4.8, 4.9 e 4.10) conclui-se que existem diferenças nas estimativas de precipitação quando se utiliza os algoritmos CMB e GPROF e que essas diferenças (erros) variam de acordo com a área, trimestre do ano e tipo de precipitação. A pergunta que surge é qual seria a razão para esse erro e a razão principal que pode-se colocar como hipótese seria que o erro esteja associado a relação gelo (IWP) com a taxa de precipitação (RR).

Figura 4.5 - Gráfico da média da precipitação estimada pelo GPROF em função das classes de estimativa do CMB, para: a) SON; b) DJF; c) MAM e d) JJA. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.

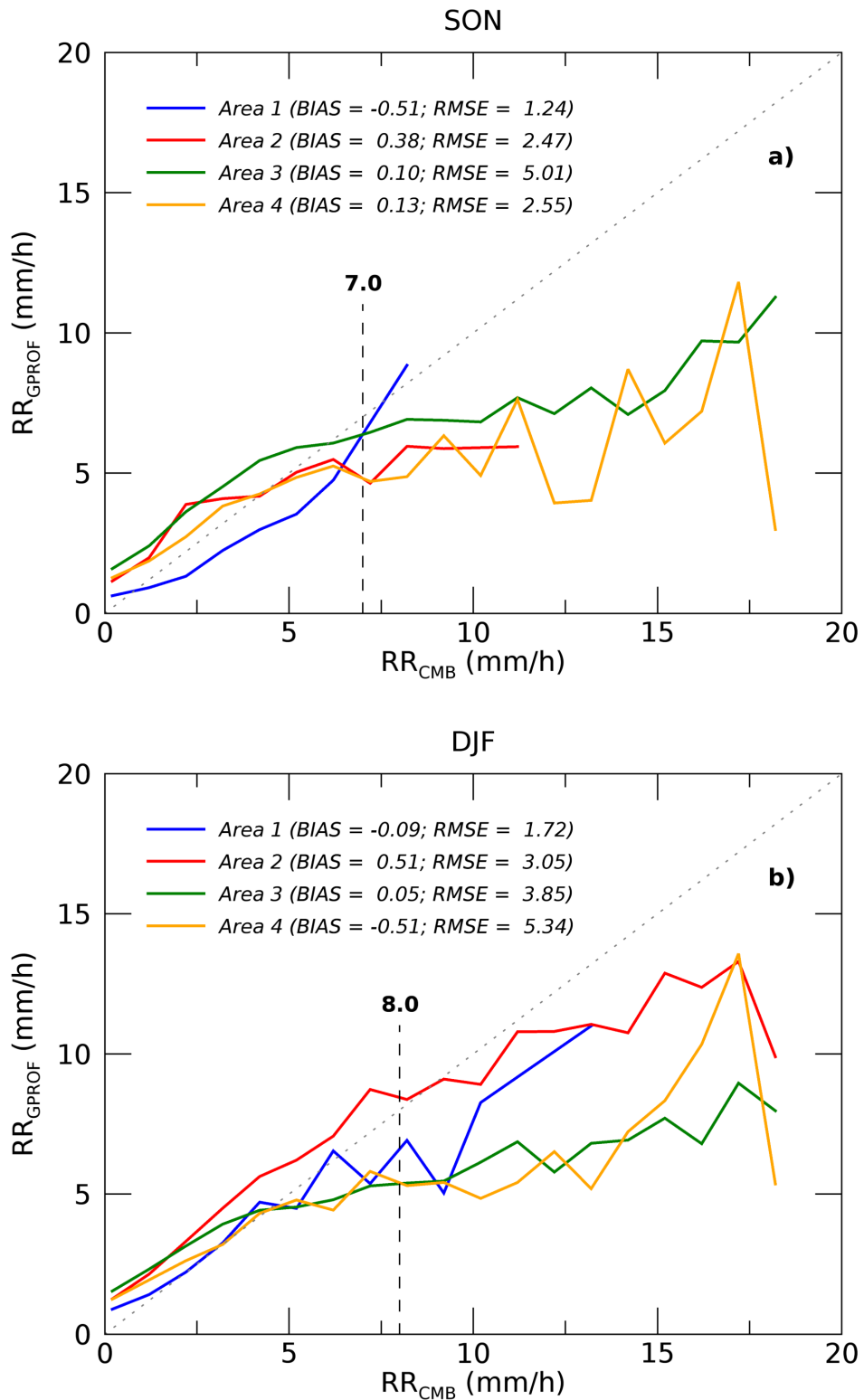
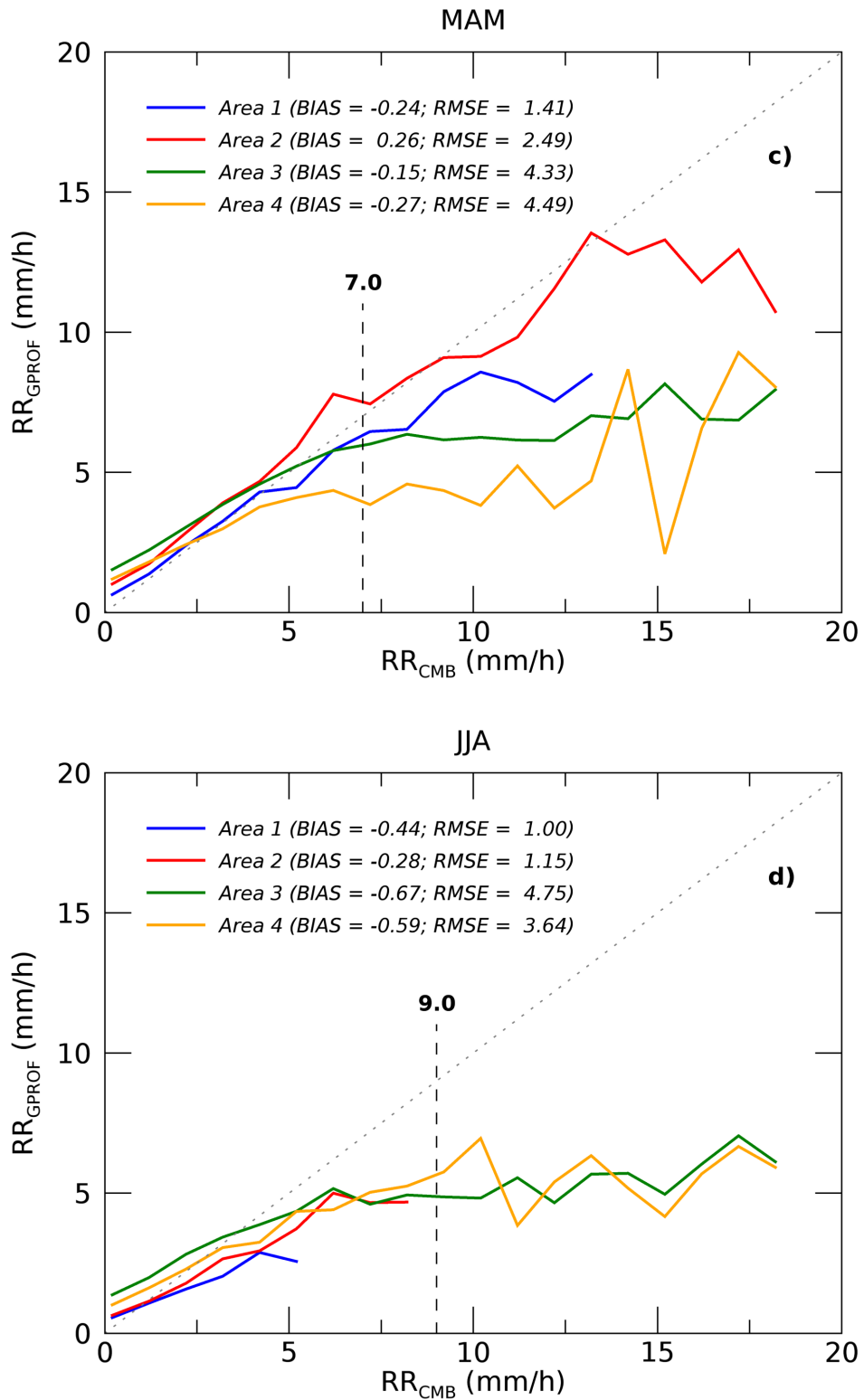
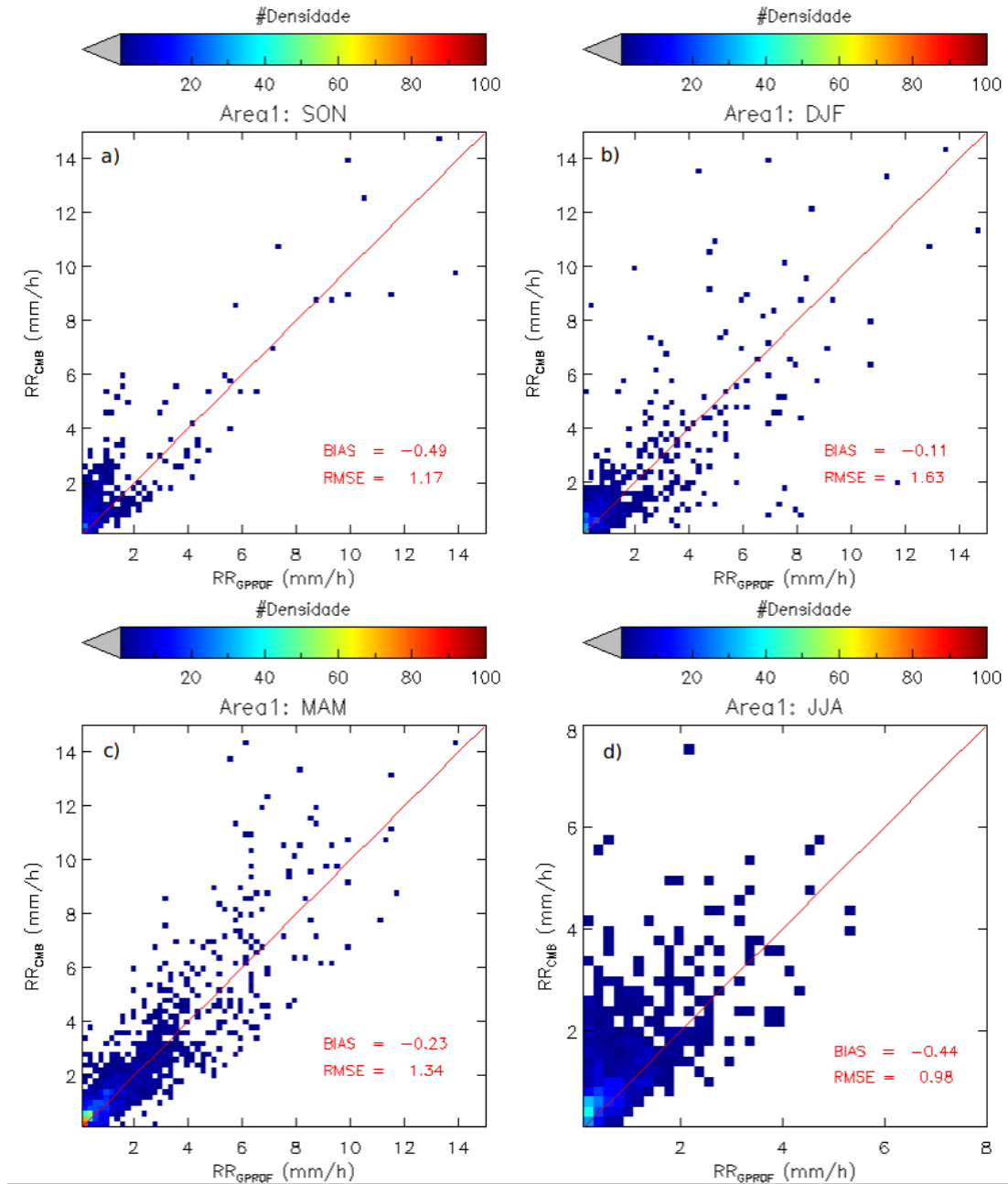


Figura 4.5 - Conclusão.



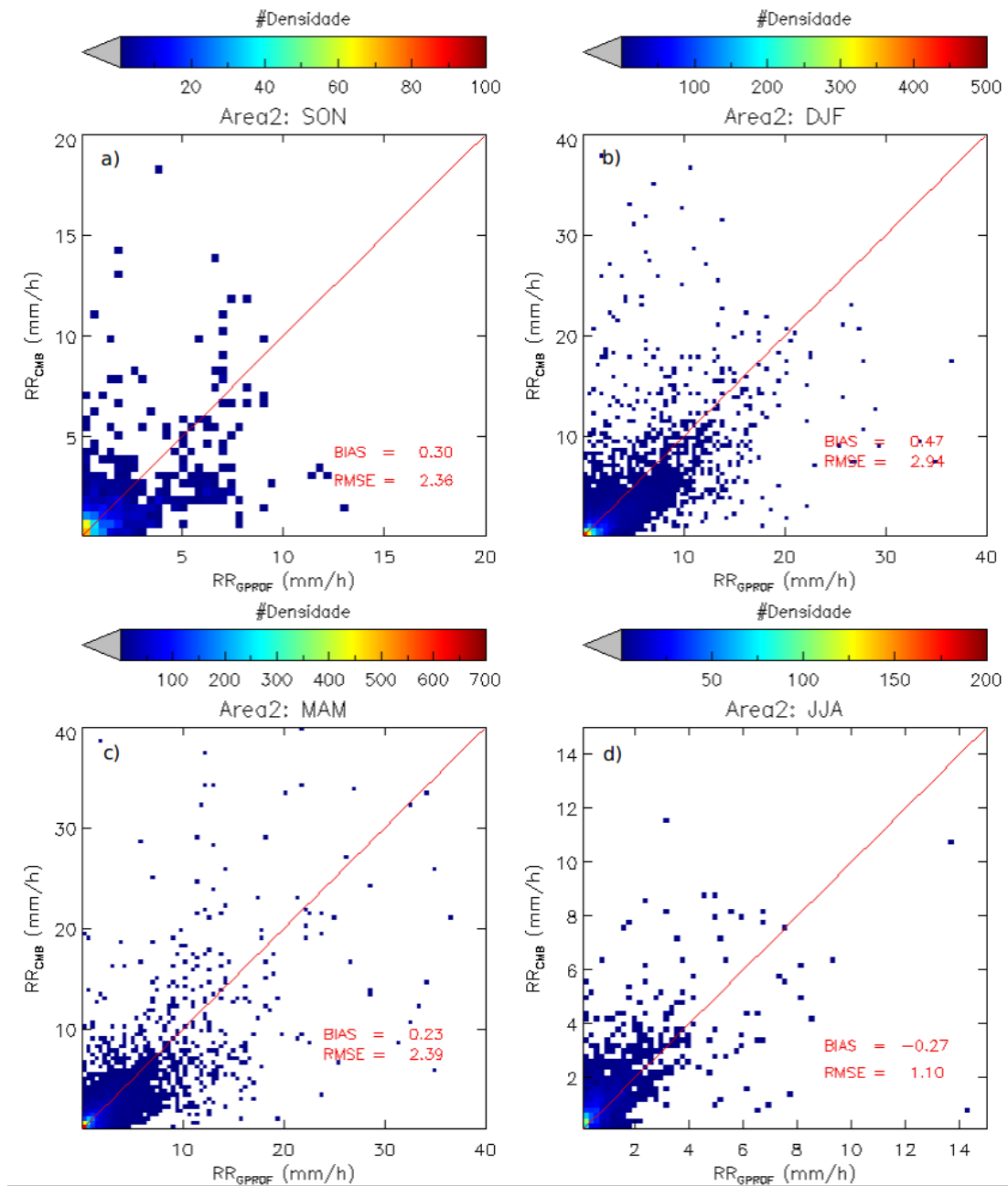
Fonte: Produção do autor.

Figura 4.6 - Gráfico da densidade da taxa de precipitação estimada pelo GPROF versus a taxa de precipitação estimada pelo CMB para a Área 1, nos trimestres: a) SON; b) DJF; c) MAM e d) JJA.



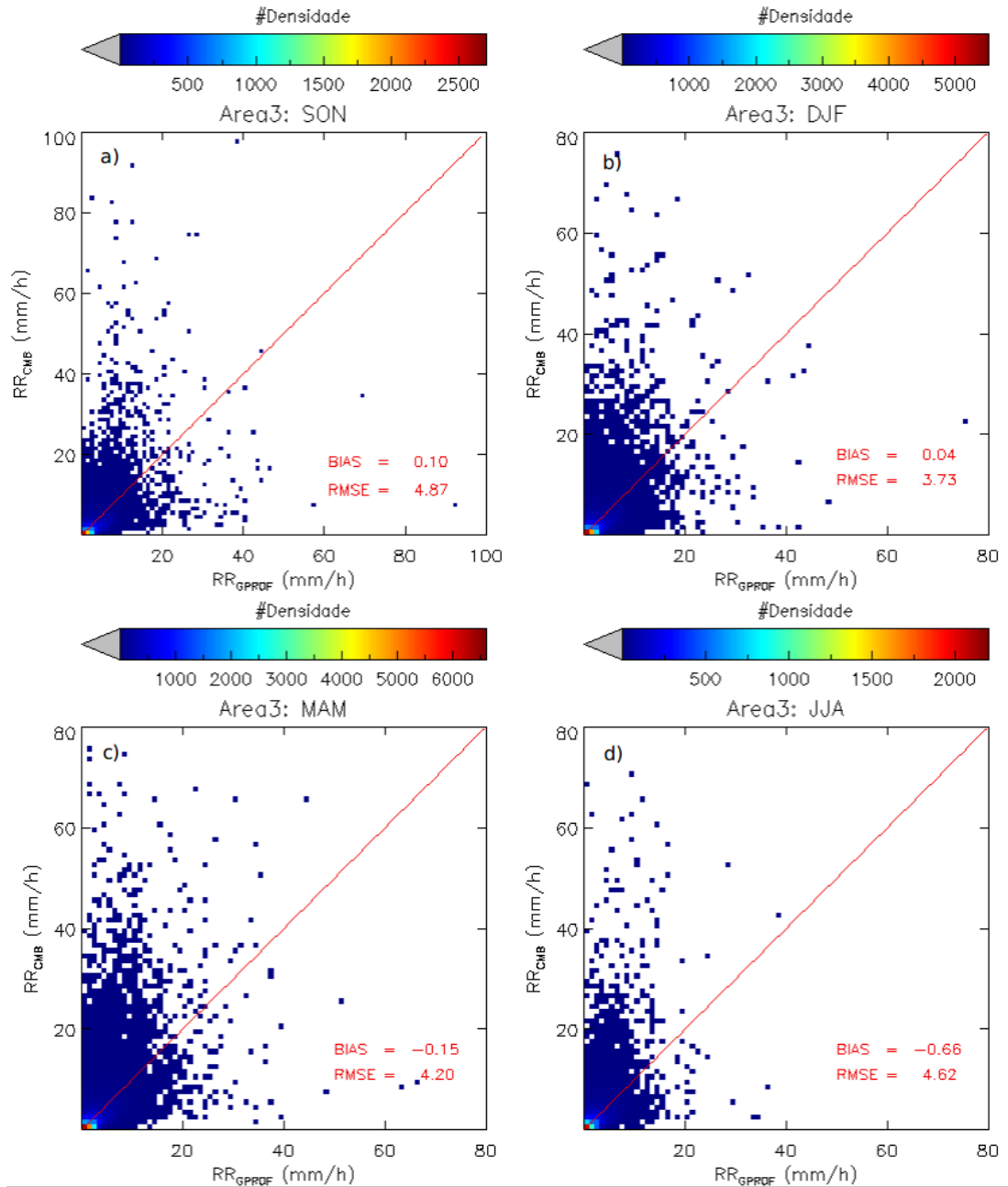
Fonte: Produção do autor.

Figura 4.7 - Gráfico da densidade da taxa de precipitação estimada pelo GPROF versus a taxa de precipitação estimada pelo CMB para a Área 2, nos trimestres: a) SON; b) DJF; c) MAM e d) JJA.



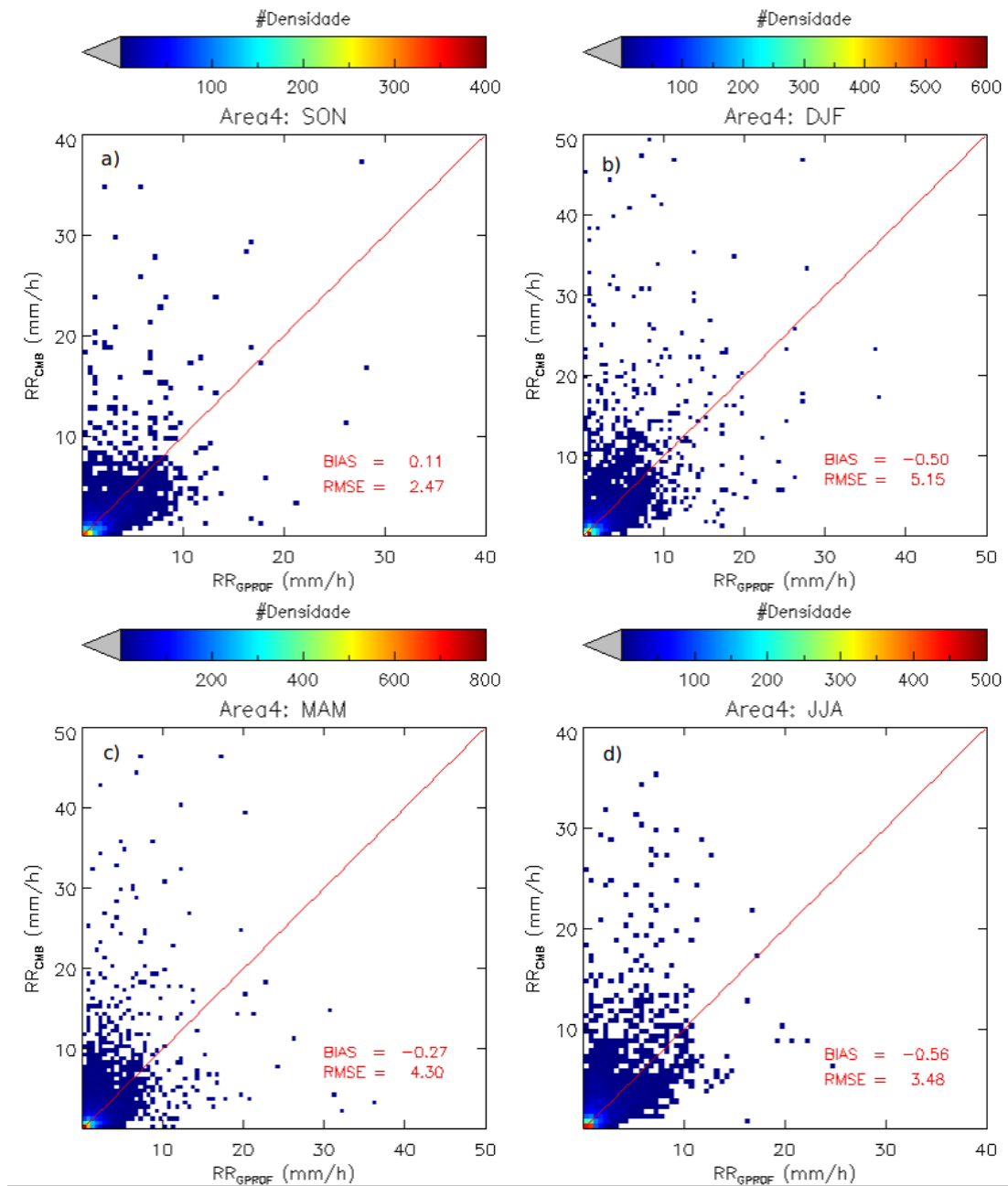
Fonte: Produção do autor.

Figura 4.8 - Gráfico da densidade da taxa de precipitação estimada pelo GPROF versus a taxa de precipitação estimada pelo CMB para a Área 3, nos trimestres: a) SON; b) DJF; c) MAM e d) JJA.



Fonte: Produção do autor.

Figura 4.9 - Gráfico da densidade da taxa de precipitação estimada pelo GPROF versus a taxa de precipitação estimada pelo CMB para a Área 4, nos trimestres: a) SON; b) DJF; c) MAM e d) JJA.



Fonte: Produção do autor.

Figura 4.10 - Gráfico da média da precipitação estimada pelo GPROF em função das classes de estimativa do CMB, para todo o período. a) Nuvem convectiva profunda; b) Estratiforme; e c) Convectiva rasa. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.

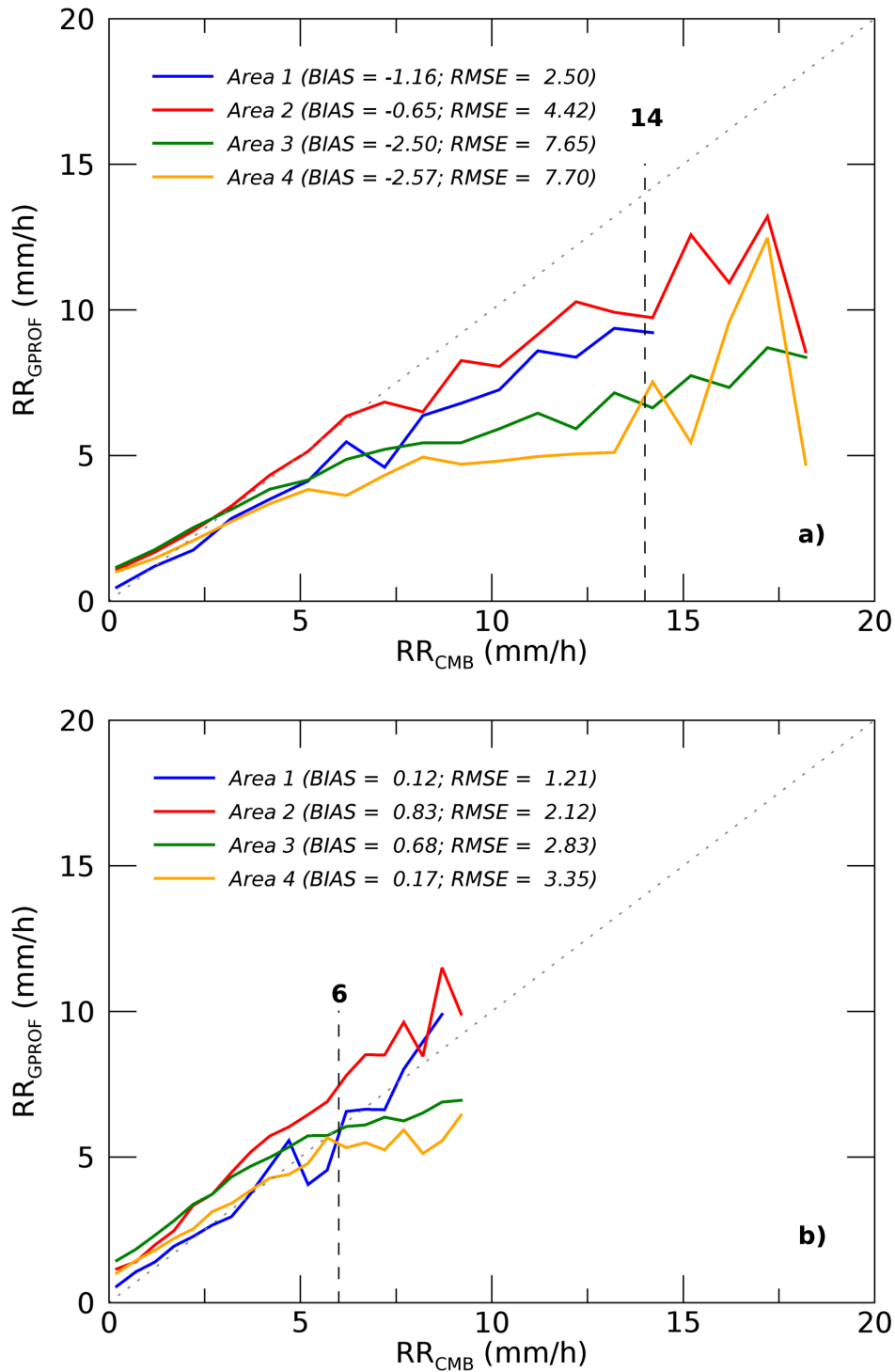
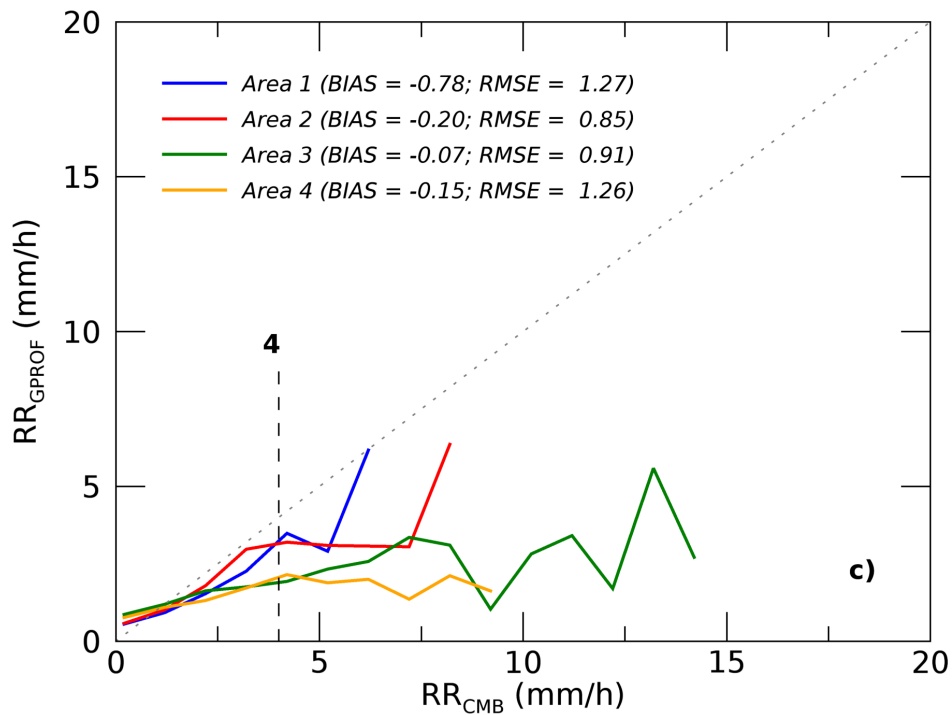


Figura 4.10 - Conclusão.

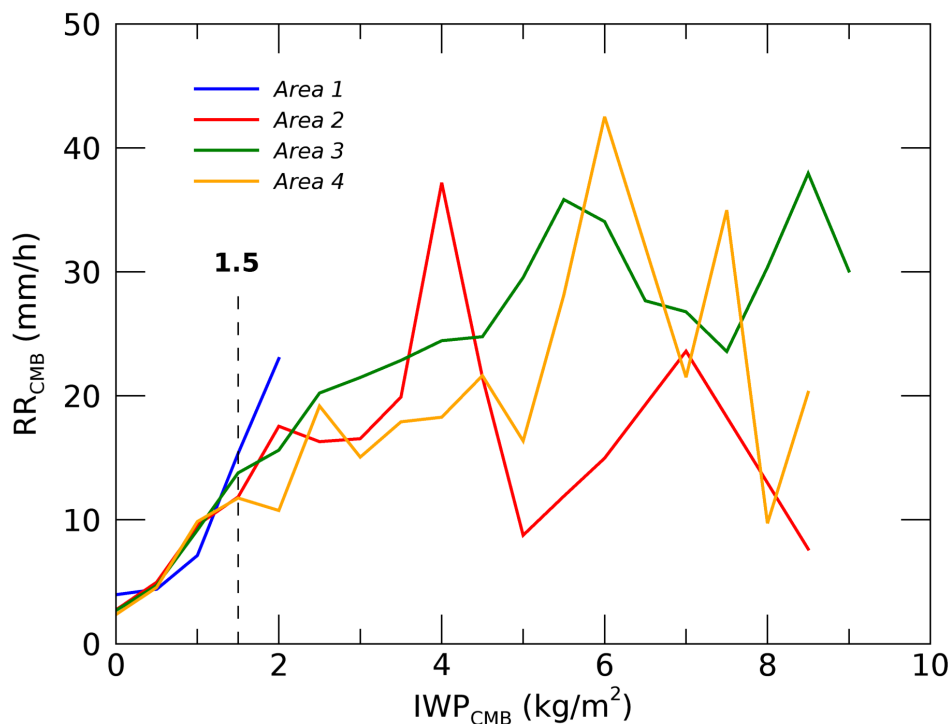


Fonte: Produção do autor.

4.2.4 Avaliação da Relação IWP-RR

Para avaliar como a relação entre o conteúdo de gelo e a taxa de precipitação à superfície (IWP - RR) funciona para as diferentes áreas a Figura 4.11 foi produzida de maneira que para cada classe de IWP foi calculado um valor médio de RR, considerando para análise as estimativas provenientes do CMB. Na figura é evidente o aumento da RR com o aumento do IWP para todas as áreas, o que configura uma relação robusta entre as variáveis. O valor de IWP com frequência superior a 1% limita-se a aproximadamente $1,5 \text{ kgm}^{-2}$. Valores superiores a esse limite ocorrem com menor frequência e precisam ser analisados de forma criteriosa.

Figura 4.11 - Gráfico da média do RR estimado pelo CMB em função das classes de estimativa do IWP pelo CMB, para o período de um ano de dados. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.



Fonte: Produção do autor.

Analisando a relação de acordo com o trimestre observa-se que para a área 1 nos trimestres SON e JJA, devido a predominância de nuvens rasas, não há valores significativos de IWP. Para o trimestre MAM (Figura 4.12c), independentemente da área, são observadas relações mais diretas entre o IWP e RR, demonstrando sua eficiência na determinação da estimativa de precipitação, principalmente para esse trimestre do ano. Enquanto que, no trimestre JJA a variação da RR com o aumento do IWP é pequena, sendo difícil estabelecer uma relação clara entre as variáveis (Figura 4.12d), condizente com os resultados obtidos na Figura 4.3b, em que há um aumento nos valores de refletividade acima de 5 km, para as nuvens do tipo estratiforme, mas para os níveis abaixo desse limiar pouca variação é observada entre os trimestres MAM e JJA.

Figura 4.12 - Gráfico da média do RR estimado pelo CMB em função das classes de estimativa do IWP pelo CMB, para: a) SON; b) DJF; c) MAM e d) JJA. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.

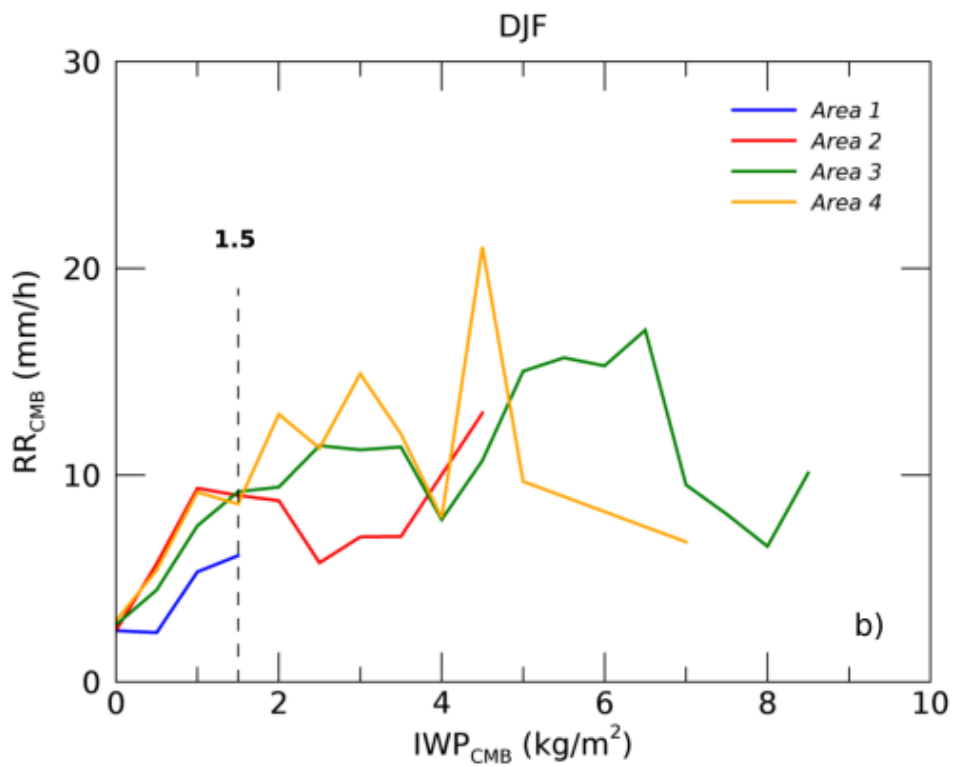
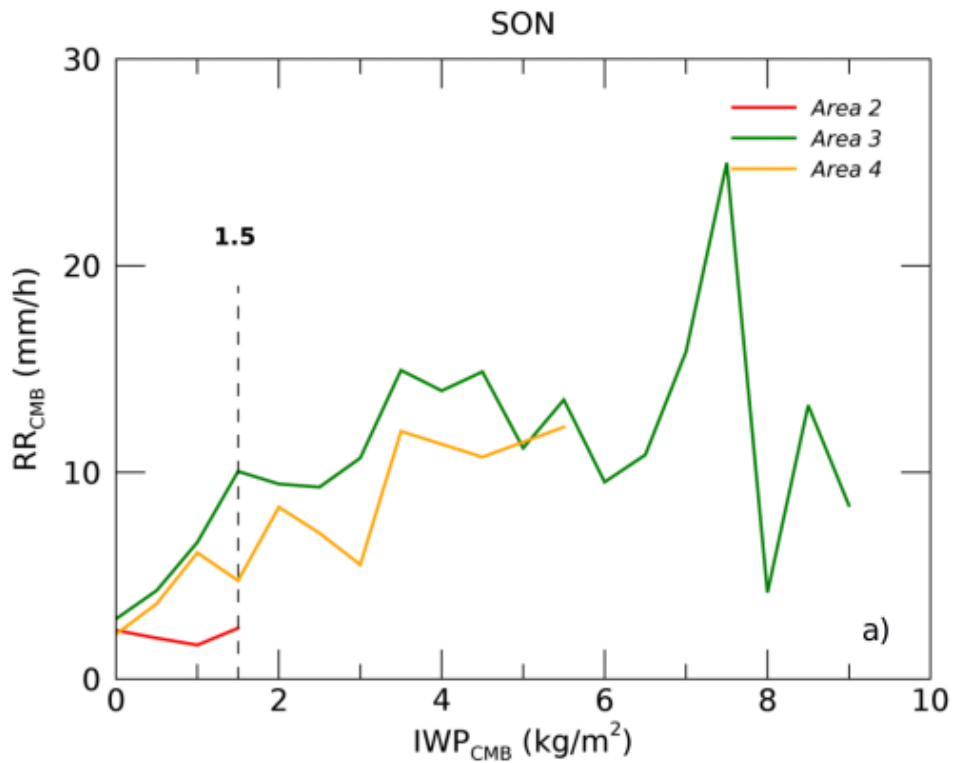
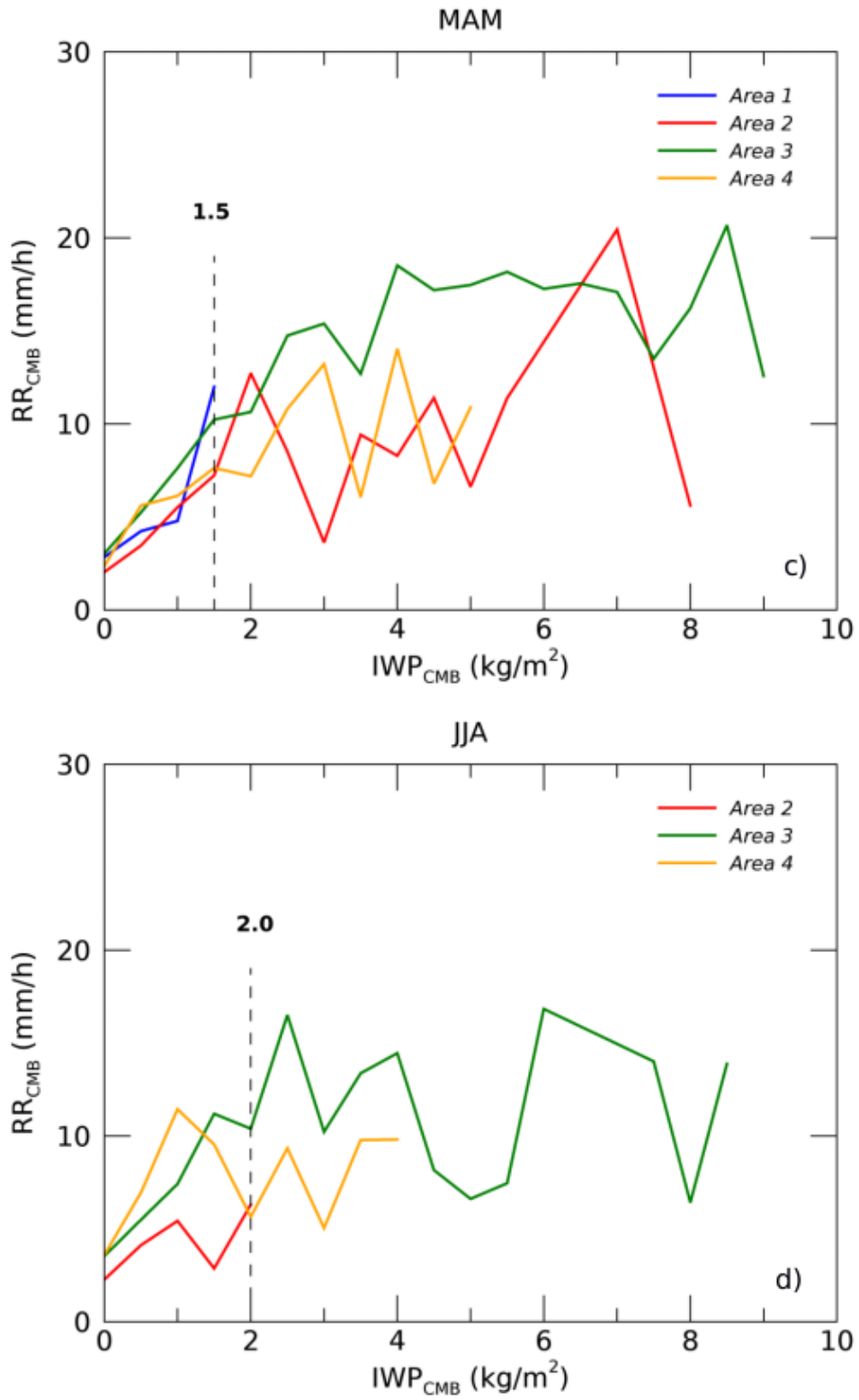


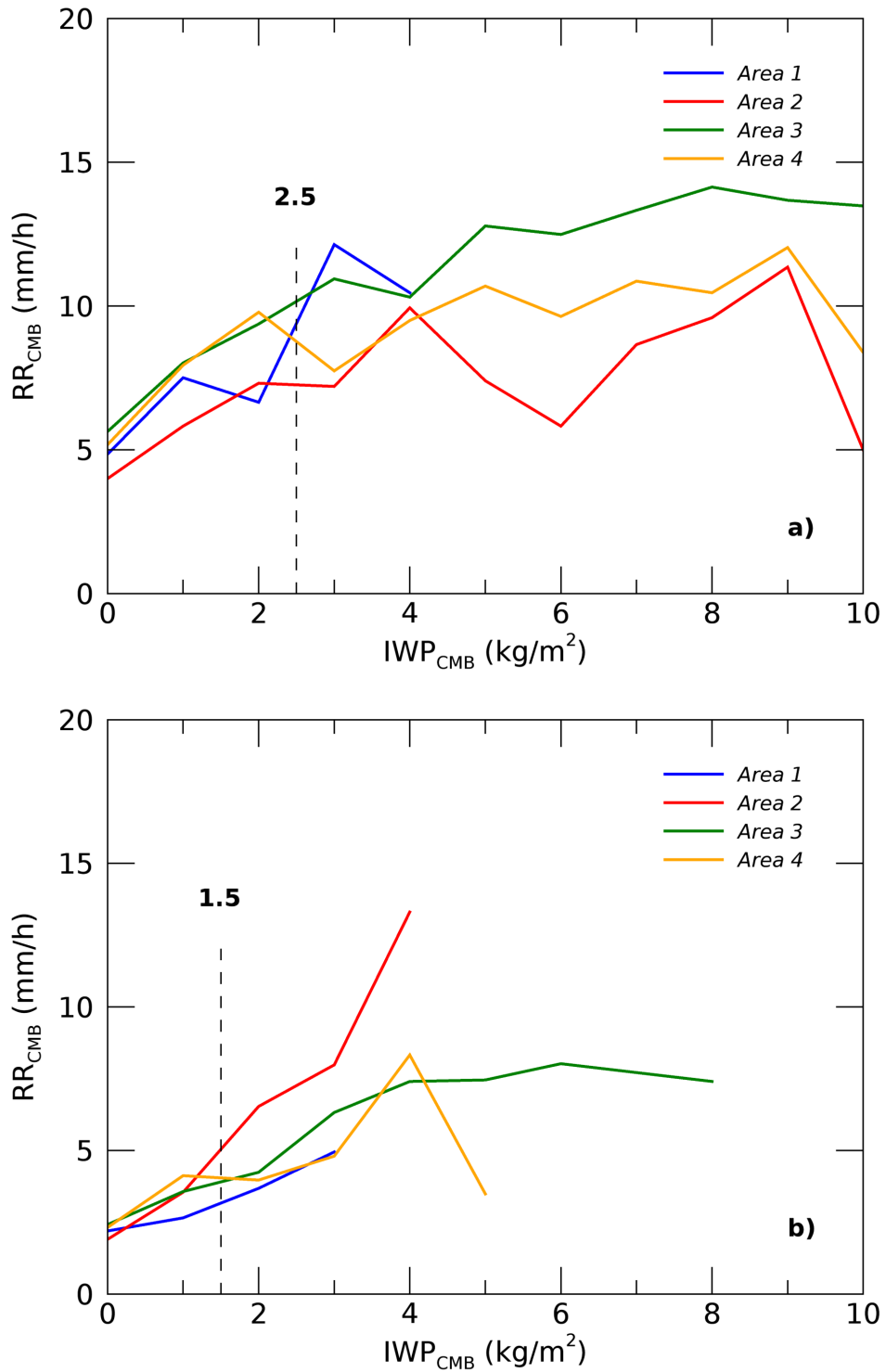
Figura 4.12 - Conclusão.



Fonte: Produção do autor.

Na Figura 4.13 as médias da RR para cada classe de IWP são geradas de acordo com o tipo de precipitação, como as médias são baseadas nas classes de IWP os tipos considerados são o estratiforme e o convectivo profundo. Para as nuvens convectivas observa-se um aumento mais acentuado da RR para valores até aproximadamente $4kg/m^2$ tornando-se mais suave a partir desse valor. No caso das nuvens do tipo estratiforme, apenas para a área 2, há um aumento acentuado da RR em função do conteúdo de gelo, para as demais áreas esse aumento ocorre de forma suave. Para os casos convectivos são observados valores até $2,5kg/m^2$ com frequência superior a 1% da amostra de dados, o que é considerado um valor alto de IWP (BRAGA; VILA, 2014), nos casos de chuva estratiforme esse valor cai para $1,5kg/m^2$. Em geral, a relação IWP-RR se mostra robusta para a maioria das áreas, estações do ano e tipo de precipitação, apesar da esperada variabilidade espacial e temporal. Certamente esta análise não incluiu os casos de nuvens quentes, pois estes não apresentam gelo para o cálculo do IWP. É interessante notar que para as nuvens com gelo, existem variabilidades que causam erros na estimativa de precipitação, embora essa relação é muito bem estabelecida. Se essas relações são relativamente robustas, apresentam erros, mas não correspondem ao erro observado e discutido nas figuras anteriores, qual poderia ser o fator de erro. A outra hipótese analisada foi que o erro é então razão de diferenças no cálculo do IWP pelo modelo GPROF. Assim, demonstrado que a relação RR-IWP é razoável a etapa seguinte tem por objetivo avaliar o cálculo (estimativa) do IWP pelo GPROF.

Figura 4.13 - Gráfico da média da precipitação estimada pelo CMB em função das classes de IWP_{CMB} , para todo o período. a) Nuvem convectiva profunda; e b) Estratiforme. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.



Fonte: Produção do autor.

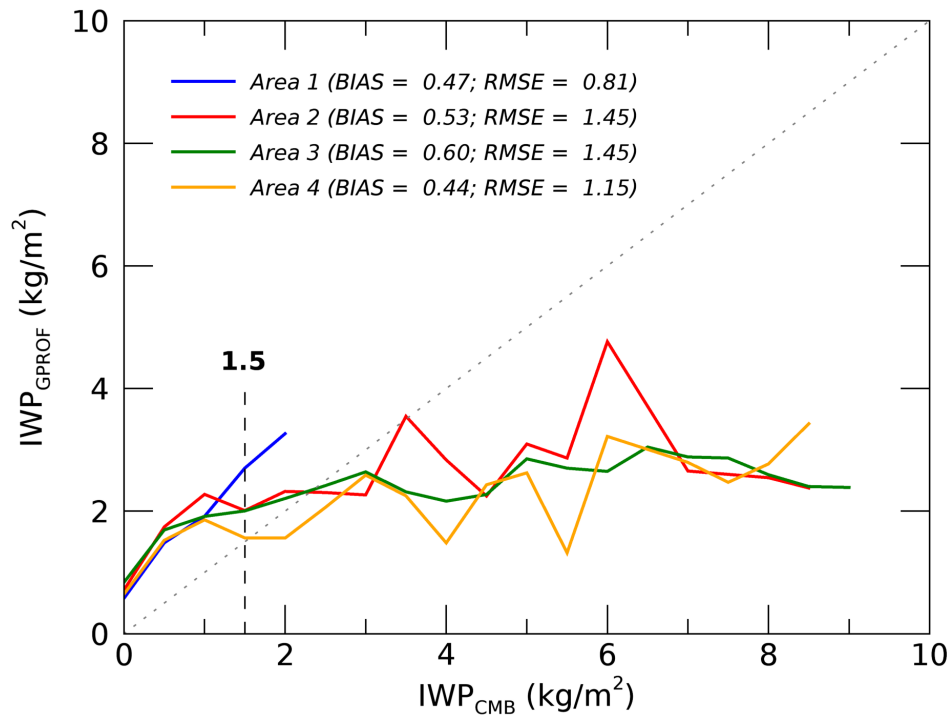
4.2.5 Avaliação do IWP

Para avaliar a estimativa do IWP foram gerados gráficos da média do IWP obtido a partir do GPROF para cada classe do IWP obtido utilizando o CMB (Figura 4.14).

Analisando o gráfico da comparação entre o IWP_{GPROF} versus o IWP_{CMB} (Figura 4.14) é possível verificar que a área 1 apresenta valores baixos de IWP, condizentes com o tipo de sistemas observados na região, pouco profundos e associados aos processos de nuvens quentes. Apesar dos maiores valores observados nas demais áreas os mesmos ocorrem com menor frequência, inferior a 1% para valores superiores a $1,5\text{kg}/\text{m}^2$. Assim como observado nas Figuras 4.4 e 4.5, há uma superestimativa do GPROF para os valores inferiores a $2\text{kg}/\text{m}^2$ e uma subestimativa dos valores mais altos. A diferença entre as estimativas do IWP entre o CMB e o GPROF são semelhantes aos erros encontrados entre as estimativas e demonstra claramente que o cálculo do IWP pelo GPROF é fator primário da diferença estimada entre o CMB e o GPROF. Os resultados encontrados demonstram que os erros na estimativa de precipitação a partir do micro-ondas passivo está principalmente associado ao cálculo do conteúdo de gelo da nuvem, uma vez que o erro na estimativa desse conteúdo reflete diretamente na estimativa de precipitação à superfície.

Nos gráficos separados de acordo com o trimestre também é possível observar em detalhes como esse erro na estimativa do IWP pelo GPROF varia sazonalmente e regionalmente. A consequência é uma superestimativa para valores menores e uma subestimativa para valores maiores de IWP (Figura 4.15). Similar resultado é encontrado quando se analisa os gráficos de acordo com o tipo de precipitação, sendo que para os casos estratiformes há apenas superestimativa (Figura 4.16b), independente da área considerada. Apenas para o trimestre DJF a estimativa do IWP para a área 2 possui melhor ajuste para maiores valores (Figura 4.15b).

Figura 4.14 - Gráfico da média do IWP estimado pelo GPROF em função das classes de estimativa do CMB, para o período de um ano de dados. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.



Fonte: Produção do autor.

Apesar das estimativas de precipitação obtidas a partir do algoritmo GPROF se mostrarem eficiente para algumas épocas do ano e alguns tipos de precipitação, sendo possível verificar que existe uma relação entre a RR - IWP, há casos em que a estimativa do GPROF apresentou maiores erros e essa relação se mostrou pouco eficiente, provavelmente devido a estimativa do conteúdo de gelo pelo GPROF, que apresentou superestimativa para os menores valores de IWP e subestimativa para os maiores valores de IWP. Os motivos que levam a esses erros na estimativa do IWP ainda são desconhecidos, uma vez que o GPROF utiliza informações do algoritmo CMB para determinar os *retrievals*. Inicialmente os erros foram associados as diferenças entre as versões, pois o GPROF V05 utiliza o CMB V04 e os dados utilizados no atual estudo são da V05 para ambos os algoritmos. Para verificar essa hipótese comparações da precipitação média à superfície foram realizadas entre as versões 4 e 5 (V04 e V05) do CMB, V04 do KuPR e o *retrieval* do GPROF V05, para os meses de Março, Abril e Maio de 2015 e a área de estudo e os resultados estão sintetizados na Tabela 4.2 (RANDEL, 2018).

Figura 4.15 - Gráfico da média do IWP estimado pelo GPROF em função das classes de estimativa do CMB, para: a) SON; b) DJF; c) MAM e d) JJA. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.

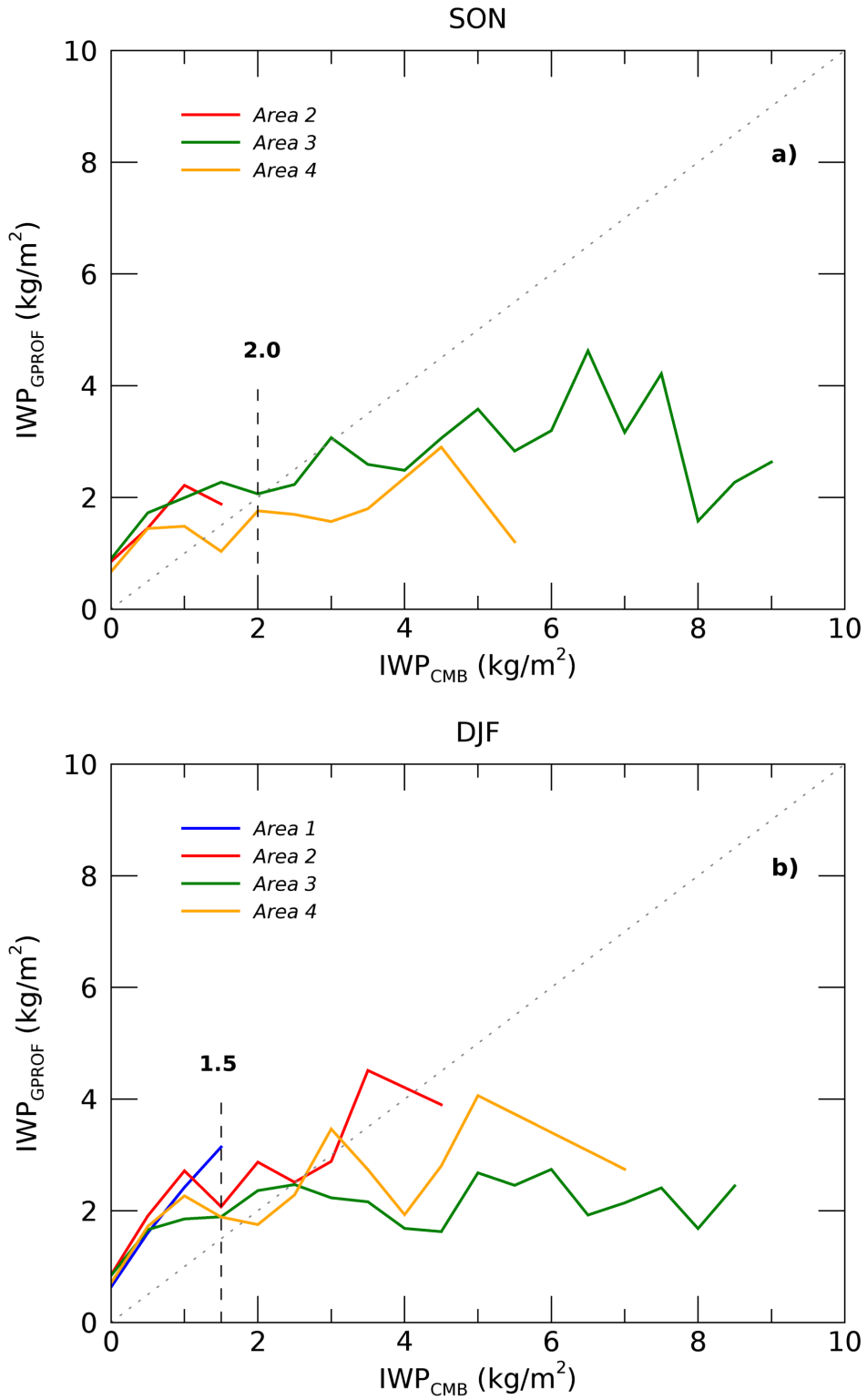
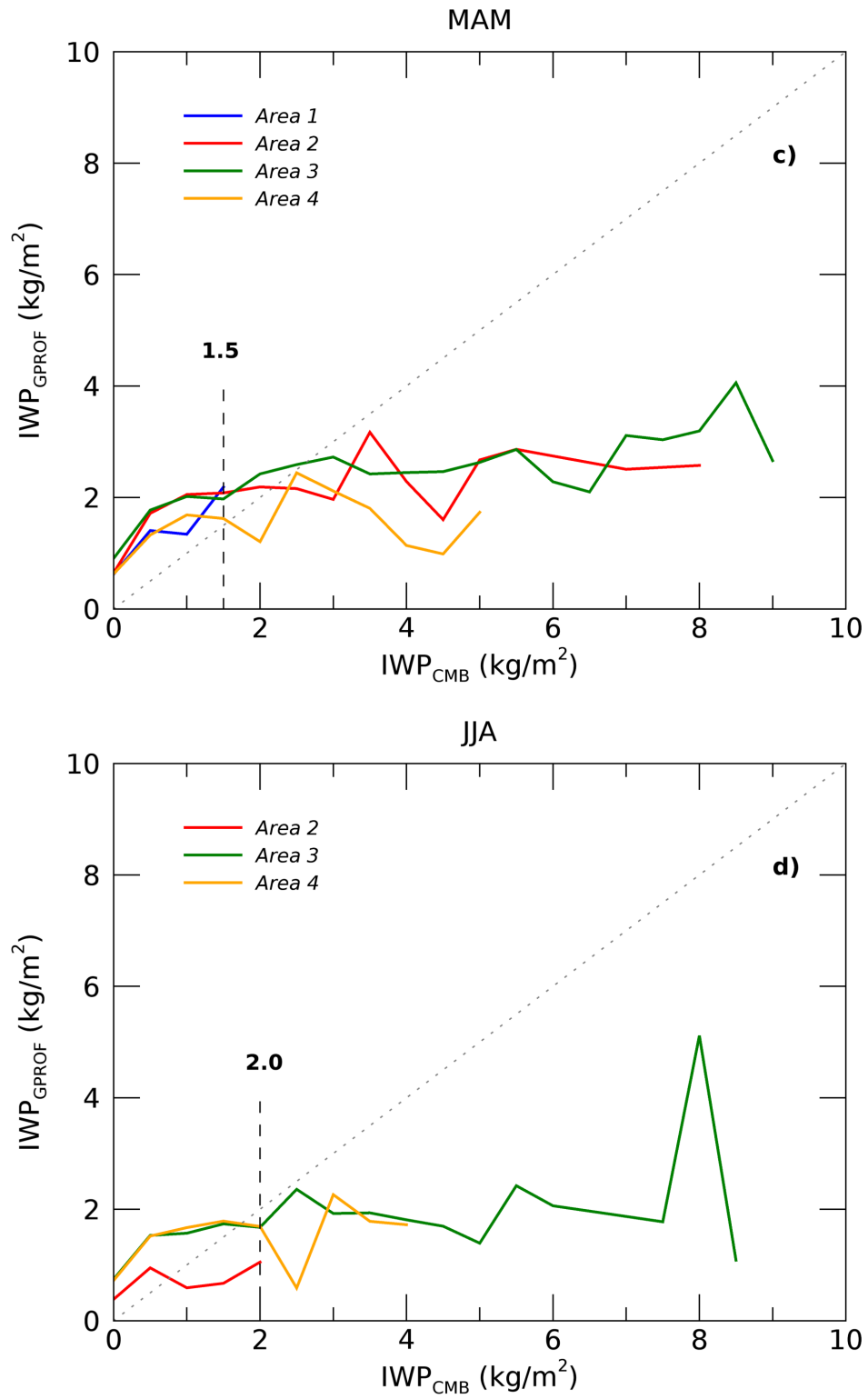
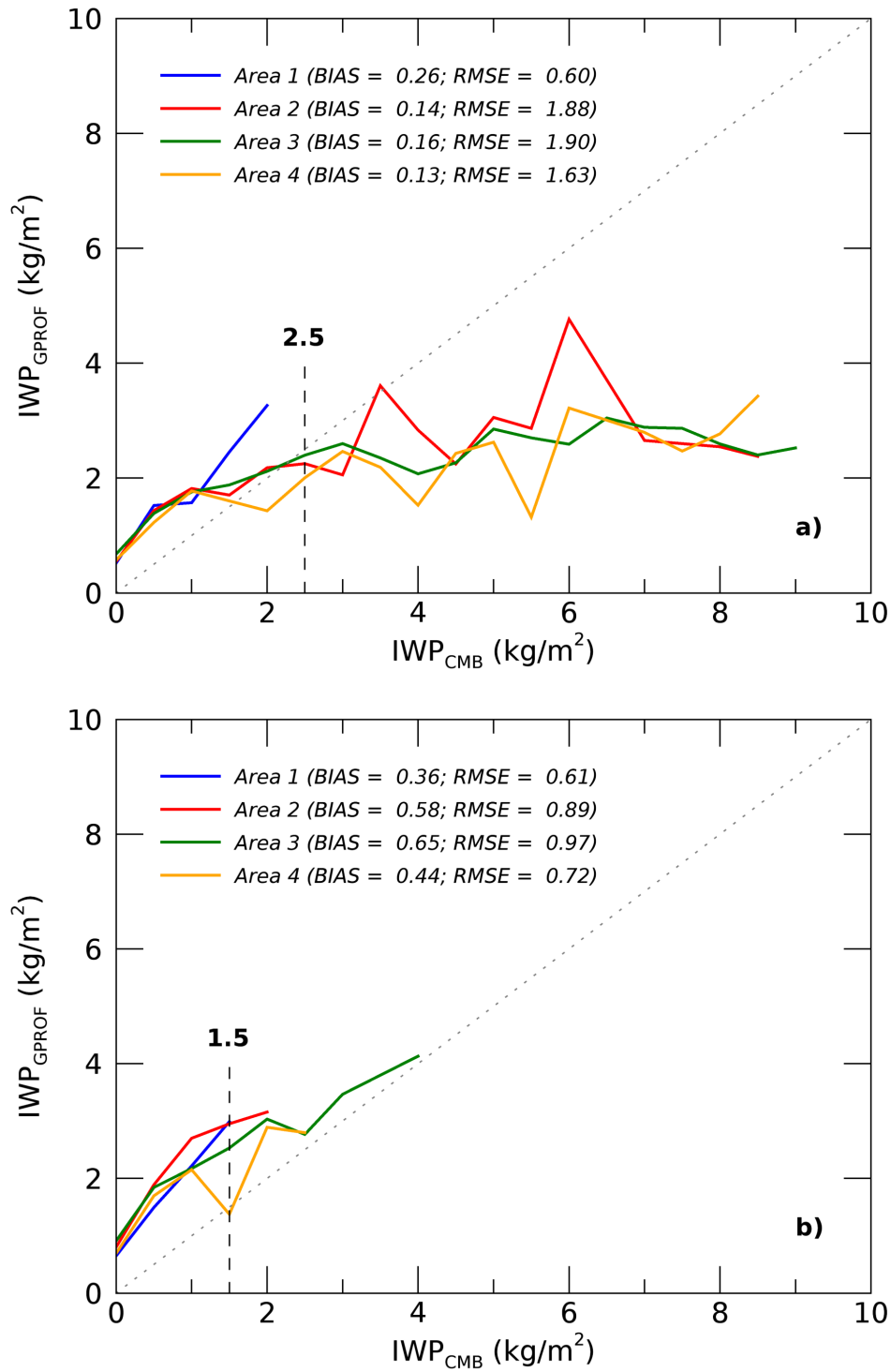


Figura 4.15 - Conclusão.



Fonte: Produção do autor.

Figura 4.16 - Gráfico da média do IWP estimada pelo GPROF em função das classes de IWP_{CMB} , para todo o período. a) Nuvem convectiva; e b) Estratiforme. A linha vertical em cinza indica a classe aproximada até onde a amostra de dados é superior a 1%.



Fonte: Produção do autor.

Tabela 4.2 - Precipitação acumulada média diária calculada para os meses de Março, Abril e Maio de 2015.

Algoritmo	Precipitação média diária
GPM V04 CMB MS	7,45 mm/dia
GPM V05 CMB MS	6,19 mm/dia
GPM V04 KuPR	7,4 mm/dia
GPROF V05 <i>retrieval</i>	6,91 mm/dia

Ao analisar as médias obtidas para as diferentes versões observa-se que a média diária para o CMB V05 é inferior à média diária do CMB V04, ou seja, há um decréscimo da taxa de precipitação de quase 20%, o que não justificaria o erro encontrado na comparação entre as estimativas de IWP. Baseado nesses resultados esperava-se que houvesse uma superestimativa do GPROF e não uma subestimativa. Essa superestimativa ocorre, mas apenas para valores mais baixos de precipitação, porém esses valores são os mais frequentes o que faz com que a média diária do GPROF V05 seja maior que a CMB V05. Já a subestimativa pode estar associada a forma como são obtidas as estimativas, como a distribuição da taxa de precipitação não é uma Gaussiana, a estimativa Bayesiana tende a mover as taxas de precipitação em direção aos valores mais comuns da base a-priori. De forma que, se há poucos valores com altas taxas de precipitação o valor médio da área é reduzido não havendo uma representação das torres convectivas mais intensas (RANDEL, 2018). Entende-se que essa é a razão primordial do erro no cálculo do IWP. Para ajustes deveria ser feita relações não em função da mediana, mas apenas com a média dos percentis mais elevados.

4.3 Conclusões Parciais

Neste capítulo a variabilidade do erro na estimativa de precipitação a partir dos algoritmos GPROF e CMB foram avaliados. Para a análise foi escolhida uma área de estudo com grande extensão territorial, abrangendo características diferentes quanto ao regime de precipitação e a topografia. A área maior foi dividida em 4 áreas menores utilizando como critério para divisão as características da precipitação e da topografia. Para cada área foram analisadas as variáveis RR, a relação RR-IWP e o IWP, obtidas pelos algoritmos GPROF e CMB.

Uma análise inicial relacionada ao regime precipitação de cada área de estudo mostrou que há uma variação significativa do tipo de precipitação predominante em cada área, associada a variabilidade sazonal. Porém, ao analisar os perfis médios de refletividade determinados de acordo com o tipo de precipitação e a área observa-se, como esperado, diferenças significativas na estrutura vertical associadas ao tipo de precipitação. Quando analisa-se a variabilidade sazonal dos perfis médios de refletividade de acordo com o tipo de precipitação diferenças significativas são observadas apenas para as áreas 1 e 2.

Os resultados encontrados após a análise da estimativa de precipitação mostraram uma superestimativa da taxa de precipitação estimada pelo GPROF para valores mais baixos, independente da área considerada, e uma subestimativa para valores mais altos. Apresentando uma maior concordância entre as estimativas de precipitação para os trimestres DJF e MAM, associado a predominância de chuva estratiforme.

Para o entendimento das diferenças entre as duas estimativas de precipitação, aqui considerado como o erro na estimativa do GPROF, analisou-se a relação taxa de precipitação e o conteúdo de gelo estimados pelo CMB. As relações apresentaram uma coerência, apesar de certa variabilidade sazonal e regional. Embora, essas diferenças não justifiquem os erros observados.

A comparação entre as estimativas do IWP (CMB e GPROF) foram as que apresentaram diferenças mais concretas, indicando que os erros na estimativa de precipitação estão relacionadas a estimativa do IWP pelo GPROF. Esse erro provavelmente esteja relacionado ao método Bayesiano de obtenção das estimativas que tende a privilegiar a mediana diminuindo assim os valores das taxas de precipitação mais intensa, uma vez que esses valores baixos são os mais frequentes na base de dados a-priori.

5 CONCLUSÕES E SUGESTÕES DE TRABALHOS FUTUROS

5.1 Conclusões Gerais

Os dois estudos utilizando dados do TRMM, primeira etapa, e GPM, segunda etapa, avaliaram a incerteza na estimativa da precipitação por micro-ondas passivo, seja utilizando uma área homogênea, como é o caso da região Amazônica, seja utilizando uma área mais abrangente que contempla diferentes regimes de precipitação e topografia.

A análise da estrutura vertical da nuvem em função do IWP permitiu observar diferenças significativas nos valores de refletividade abaixo do nível de derretimento para os casos de subestimativa e superestimativa.

Na análise da altura do eco de 17 dBZ os resultados mostraram para os casos de subestimativa uma maior população de nuvens cumuliformes em comparação com a população de superestimativa mais associada a nuvens de convecção profunda. Para a população com subestimativa as maiores incertezas estão associados às nuvens mais baixas, que devido ausência ou o baixo conteúdo de gelo faz com que os *retrievals* de micro-ondas passivo subestimem a precipitação severamente.

As propriedades da nuvem escolhidas para a avaliação dos casos de subestimativa e superestimativa mostraram que o erro de subestimativa é dependente da taxa de precipitação, altura da nuvem, PCT85, LWP, IWP e polarização enquanto o erro de superestimativa é apenas função do IWP.

Os resultados obtidos a partir das diferenças de canais se mostraram limitados, embora a utilização dos canais de 10, 19 e 85 GHz, sendo os dois primeiros sensíveis a emissão e o último ao espalhamento do gelo, podem trazer alguns benefícios na correção da incerteza para altas taxas de precipitação.

As análises realizadas com os dados do GPM mostraram que existe uma superestimativa da taxa de precipitação estimada pelo GPROF para valores mais baixos de precipitação, independente da área considerada, e uma subestimativa para valores mais altos (> 10 mm/h). Apesar da variabilidade sazonal e regional da relação IWP-RR pelo CMB a relação se mostrou robusta, não justificando os erros observados na estimativa de precipitação. Os erros observados são majoritariamente associados ao erro na estimativa do IWP pelo GPROF, provavelmente devido ao método Bayesiano de determinação dos *retrievals*.

Os resultados apresentados nas duas etapas mostram uma relação estatística bastante robusta entre o gelo nas estruturas da nuvem e o viés dos sensores de micro-ondas passivo. Sendo a incerteza na estimativa do conteúdo de gelo integrado o principal responsável pelos erros observados na estimativa de precipitação. De forma que, esse conhecimento pode ajudar a estabelecer ajustes para melhorar a estimativa de precipitação em regiões continentais tropicais.

5.2 Sugestões de Trabalhos Futuros

Este trabalho apresentou resultados importantes sobre as incertezas na estimativa de precipitação por micro-ondas passivo e a relação dessas incertezas com os parâmetros microfísicos das nuvens, utilizando dois dos principais satélites que possuem sensores de micro-ondas. No entanto, trabalhos futuros podem aproveitar os conhecimentos expressos nesse trabalho para se aprofundar mais em algumas questões, como por exemplo:

1) Avaliar o ciclo de vida da nuvem e associar a incerteza na estimativa de precipitação (conteúdo de gelo): Erros de superestimativa foram associados a fase de dissipação da nuvem, quando as nuvens têm grande quantidade de gelo, mas pequena taxa de precipitação. Provavelmente o uso de satélites geoestacionários possa auxiliar na determinação da fase do ciclo de vida da nuvem de forma a permitir uma avaliação mais precisa.

2) Avaliar a influência da grande escala na estimativa de precipitação utilizando micro-ondas para a região Amazônica: A grande escala associada a termodinâmica modulam a convecção na Amazônia, sendo assim seria importante avaliar a influência desses parâmetros na estimativa de precipitação utilizando micro-ondas passivo.

3) Utilizar outros métodos de obtenção dos *retrievals* para a estimativa de precipitação por micro-ondas passivo: Apesar dos bons resultados encontrados com o uso do método Bayesiano, para taxas de precipitação superiores a 10 mm/h o algoritmo GPROF apresentou uma subestimativa da precipitação, provavelmente devido as diferenças significativas da frequência de ocorrência desses casos em comparação com as taxas de precipitação inferiores a 10 mm/h.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BERG, W.; L'ECUYER, T.; KUMMEROW, C. The relationship of regional TRMM rainfall biases to the environment. **Journal of Applied Meteorology and Climatology**, v. 45, p. 434—454, 2006. Disponível em: <<https://doi:10.1175/JAM2331.1>>. 17
- BRAGA, R. C. **Estudo do conteúdo de gelo das nuvens em função do ciclo de vida utilizando sensores em micro-ondas passivos**. 269 p. Tese (Mestrado em Meteorologia) — Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2013. 7
- BRAGA, R. C. **Influências das concentrações de aerossóis na microfísica de nuvens convectivas formadas sobre a Amazônia**. 269 p. Tese (Doutorado em Meteorologia) — Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2017. Disponível em: <<http://urlib.net/8JMKD3MGP3W34P/3PELPDE>>. Acesso em: 2017. 1
- BRAGA, R. C.; VILA, D. A. Investigating the ice water path in convective cloud life cycles to improve passive microwave rainfall retrievals. **Journal of Hydrometeorology**, v. 15, n. 4, p. 1486–1497, 2014. 83
- CARR, N.; KIRSTETTER, P.; HONG, Y.; GOURLEY, J.; SCHWALLER, M.; PETERSEN, W.; WANG, N.; FERRARO, R.; XUE, X. The influence of surface and precipitation characteristics on TRMM microwave imager rainfall retrieval uncertainty. **Journal of Hydrometeorology**, v. 16, p. 1596–1614, 2015. Disponível em: <<https://doi.org/10.1175/JHM-D-14-0194.1>>. 17
- CECIL, D. J.; GOODMAN, S.; BOCCIPPIO, D.; ZIPSER, E.; NESBITT, S. Three years of TRMM precipitation features. part i: radar, radiometric, and lightning characteristics. **Monthly Weather Review**, p. 543–566, 2005. 3
- CHUVA PROJECT. **Cloud processes of the main precipitation systems in Brazil: a contribution to cloud resolving modeling and to the GPM (Global Precipitation Measurement)**. 2009. Disponível em: <<http://chuvaproject.cptec.inpe.br/portal/>>. Acesso em: 20 maio 2017. 63
- COTTON, W. Modification of precipitation from warm clouds—a review. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 63, p. 146–160, 1982. 1

FALL, V. M.; CAO, Q.; HONG, Y. Intercomparison of vertical structure of storms revealed by ground-based (NMQ) and spaceborne radars (CloudSat-CPR and TRMM-PR). **The Scientific World Journal**, v. 2013, 2013. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1155/2013/270726>>. 3

FERRARO, R.; MARKS, G. The development of SSM/I rain-rate retrieval algorithms using ground-based radar measurements. **Journal of Atmospheric and Oceanic Technology**, v. 12, p. 755–770, 1995. Disponível em: <[https://doi.org/10.1175/1520-0426\(1995\)012<0755:TDOSRR>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0426(1995)012<0755:TDOSRR>2.0.CO;2)>. 39

FERRARO, R.; NORMAN, C.; GERARD, F. Effects of surface conditions on rain identification using the DMSP-SSM/I. **Remote Sensing Reviews**, v. 11, p. 195–209, 1994. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/02757259409532265>>. 46

FERRARO, R.; WENG, F.; GRODY, N.; ZHAO, L.; MENG, H.; KONGOLI, C.; PELLEGRINO, P.; QIU, S.; DEAN, C. NOAA operational hydrological products derived from the advanced microwave sounding unit. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 43, p. 1036–1049, 2005. 17

GIANGRANDE, S. E. et al. Cloud characteristics, thermodynamic controls and radiative impacts during the observations and modeling of the green ocean amazon (goamazon2014/5) experiment. **Atmospheric Chemistry and Physics**, v. 17, p. 14519–14541, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.5194/acp-17-14519-2017>>. 23

GOPALAN, K.; WANG, N.; FERRARO, R.; LIU, C. Status of the TRMM 2A12 land precipitation algorithm. **Journal of Atmospheric and Oceanic Technology**, v. 27, p. 1343–1354, 2010. Disponível em: <<https://doi.org/10.1175/2010JTECHA1454.1>>. 17, 24, 25, 28, 45

GRECU, M.; OLSON, W.; ANAGNOSTOU, E. N. Retrieval of precipitation profiles from multiresolution, multifrequency active and passive microwave observations. **Journal of Applied Meteorology**, v. 43, p. 562–575, 2004. Disponível em: <[https://doi.org/10.1175/1520-0450\(2004\)043,0562:ROPPFM.2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(2004)043,0562:ROPPFM.2.0.CO;2)>. 14

GRECU, M.; OLSON, W.; MUNCHAK, S.; RINGERUD, S.; LIAO, L.; HADDAD, Z.; KELLEY, B.; MCLAUGHLIN, S. The GPM combined algorithm. **Journal of**

Atmospheric and Oceanic Technology, v. 33, p. 2225—2245, 2016. Disponível em: <<https://doi:10.1175/JTECH-D-16-0019.1>>. 2, 13, 14, 15, 16

GRECU, M.; TIAN, L.; OLSON, W. S.; TANELLI, S. A robust dualfrequency radar profiling algorithm. **Journal of Applied Meteorology and Climatology**, v. 50, p. 1543—1557, 2011. Disponível em: <<https://doi:10.1175/2011JAMC2655.1>>. 15

GRODY, N. Classification of snow cover and precipitation using the special sensor microwave imager. **Journal of Geophysical Research**, v. 96, p. 7423–7435, 1991. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1029/91JD00045>>. 46

IGUCHI, T.; KOZU, T.; KWIATKOWSKI, J.; MENEGHINI, R.; AWAKA, J.; OKAMOTO, K. Uncertainties in the rain profiling algorithm for the TRMM precipitation radar. **Journal of the Meteorological Society**, v. 87, p. 1—30, 2009. Disponível em: <<https://doi:10.2151/jmsj.87A.1>>. 18

IGUCHI, T. et al. Rain-profiling algorithm for the TRMM precipitation radar. **Journal of Applied Meteorology**, v. 39, p. 2038—2052, 2000. 11, 15, 16, 21

IGUCHI, T.; SETO, S.; MENEGHINI, R.; YOSHIDA, N.; AWAKA, J.; KUBOTA, T. **GPM/DPR level-2 algorithm theoretical basis document**. Greenbelt, MD, USA: NASA Goddard Space Flight Center,, 2010. 12

INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA - INMET. 2017. Disponível em: <<http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=clima/normaisclimatologicas>>. Acesso em: 10 jun. 2017. 1

JAXA. **Release Notes for the CMB Level 2 Product in the GPM V04 Public Release**. 2016. Disponível em: <http://www.eorc.jaxa.jp/GPM/doc/product/ReleaseNote/ReleaseNote_for_GPM_CMB_L2_V04.pdf>. Acesso em: 5 jun. 2017. 62

KARMAKAR, P. K. et al. Radiometric estimation of water vapor content over brazil. **Advances in Space Research**, v. 48, p. 1506—1514, 2011. 10

KHAIN, A. P.; BENMOSHE, N.; POKROVSKY, A. Factors determining the impact of aerosols on surface precipitation from clouds: an attempt at classification. **Journal of the Atmospheric Sciences**, v. 65, p. 1721–1748, 2008. 1, 65

KIDD, C.; LEVIZZANI, V. Status of satellite precipitation retrievals. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 15, p. 1109—1116, 2011. 2, 9, 10

KIDD, C.; TAN, J.; KIRSTETTER, P.-E.; PETERSEN, W. Validation of the version 05 level 2 precipitation products from the GPM core observatory and constellation satellite sensors. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**, v. 5, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1002/qj.3175>>. 23

KODAMA, Y. M.; KATSUMATA, M.; MORI, S.; SATOH, S.; HIROSE, Y.; UEDA, H. Climatology of warm rain and associated latent heating derived from TRMM PR observations. **Journal of Climate**, v. 22, p. 4908—4929, 2009.

Disponível em:

<<https://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/2009JCLI2575.1>>. 8

KOZU, T.; IGUCHI, T.; KUBOTA, T.; YOSHIDA, N.; SETO, S.; KWIATKOWSKI, J.; TAKAYABU, Y. N. Feasibility of raindrop size distribution parameter estimation with TRMM precipitation radar. **Journal of the Meteorological Society of Japan**, v. 87, p. 53—66, 2009. 18

KUMMEROW, C. On the accuracy of the eddington approximation for radiative transfer in the microwave frequencies. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 98, p. 2757—2765, 1993. 12

KUMMEROW, C.; HONG, Y.; OLSON, W.; YANG, S.; ADLER, R.; MC-COLLUM, J.; FERRARO, R.; PETTY, G.; SHIN, D.-B.; WILHEIT, T. The evolution of the Goddard Profiling Algorithm (GPROF) for rainfall estimation from passive microwave sensors. **Journal of Applied Meteorology**, v. 40, p. 1801—1820, 2001. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1175/1520-0450>>. 13, 17, 21

KUMMEROW, C.; OLSON, W.; GIGLIO, L. A simplified scheme for obtaining precipitation and vertical hydrometer profiles from passive microwave sensors. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 34, p. 1213—1232, 1996. 12

KUMMEROW, C.; RINGERUD, S.; CROOK, J.; RANDEL D., B. W. An observationally generated a priori database for microwave rainfall retrievals. **Journal of Atmospheric and Oceanic Technology**, v. 28, p. 113—130, 2011. Disponível em: <<https://doi.org/10.1175/2010JTECHA1468.1>>. 13, 17

LE, M.; CHANDRESEKAR, V. A potential DSD retrieval process for dual-frequency precipitation radar (DPR) on board GPM. **Remote Sensing of the Atmosphere, Clouds and Precipitation**, v. 8523, 2012. 12

LIU, C. **University Utah TRMM precipitation and cloud feature database**, description version 2.0. Salt Lake City: University of Utah, 2013. 21, 22, 23

LIU, C.; ZIPSER, E. J.; CECIL, D. J.; NESBITT, S. W.; SHERWOOD, S. A cloud and precipitation feature database from nine years of TRMM observations. **Journal of Applied Meteorology and Climatology**, v. 47, p. 2712–2728, 2008. Disponível em: <<https://journals.ametsoc.org/doi/pdf/10.1175/2008JAMC1890.1>>. 21

MACHADO, L. A. T. et al. The chuva project: how does convection vary across brazil? **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 95, p. 1365—1380, 2014. 2

MOLION, L. C. B.; BERNARDO, S. O. Uma revisão da dinâmica das chuvas no nordeste brasileiro. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 17, p. 1–10, 2002. 7

NASA. **GLOBAL PRECIPITATION MEASUREMENT (GPM) MISSION - Algorithm Theoretical Basis Document**. 2017. Disponível em: <http://rain.atmos.colostate.edu/ATBD/ATBD_GPM_June1_2017.pdf>. Acesso em: 5 jun. 2017. 62

NESBITT, S.; ZIPSER, E.; CECIL, D. A census of precipitation features in the tropics using TRMM: radar, ice scattering, and lightning observations. **Journal of Climate**, v. 13, p. 4087–4106, 2000. Disponível em: <[https://doi.org/10.1175/1520-0442\(2000\)013<4087:ACOPFI>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2000)013<4087:ACOPFI>2.0.CO;2)>. 1

PALHARINI, R. S. A.; VILA, D. A. Climatological behavior of precipitating clouds in the northeast region of brazil. **Advances in Meteorology**, v. 2017, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.1155/2017/5916150>>. 64, 66

PEREIRA, L. G.; RUTLEDGE, S. A. Diurnal cycle of shallow and deep convection for a tropical land and an ocean environment and its relationship to synoptic wind regimes. **Monthly weather review**, v. 134, p. 2688–2701, 2006. Disponível em: <<https://journals.ametsoc.org/doi/full/10.1175/MWR3181.1>>. 8

PETKOVIĆ, V.; KUMMEROW, C. D. Understanding the sources of satellite passive microwave rainfall retrieval systematic errors over land. **Journal of**

Applied Meteorology and Climatology, v. 56, p. 597–614, 2017. Disponível em: <<https://doi.org/10.1175/JAMC-D-16-0174.1>>. 1, 18, 29, 38, 64

PETKOVIĆ, V.; KUMMEROW, C. D.; RANDEL, D. L.; PIERCE, J. R.; KODROS, J. K. Improving the quality of heavy precipitation estimates from satellite passive microwave rainfall retrievals. **Journal of Hydrometeorology**, v. 19, p. 69—85, 2018. 19, 64

PETTY, G.; LI, K. Improved passive microwave retrievals of rain rate over land and ocean. part i: algorithm description. **Journal of Atmospheric and Oceanic Technology**, v. 30, p. 2493—2508, 2013. Disponível em: <<https://doi.org/10.1175/JTECH-D-12-00144.1>>. 17, 18, 50

PRIGENT, C. Precipitation retrieval from space: an overview. **Comptes Rendus Geoscience**, v. 342, p. 380—389, 2010. 11

PRIGENT, C.; AIRES, F.; ROSSOW, W. B. Land surface microwave emissivities over the globe for a decade. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 87, p. 1573–1584, 2006. 17

PRIGENT, C.; DEFER, E.; PARDO, J.; PEARL, C.; ROSSOW, W.; PINTY, J.-P. Relations of polarized scattering signatures observed by the TRMM microwave instrument with electrical processes in cloud systems. **Geophysical Research Letters**, v. 32, 2005. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1029/2004GL022225>>. 37

PRUPPACHER, H. R.; KLETT, J. D. **Microphysics of Clouds and Precipitation**. 2a edição. ed. [S.l.]: Atmospheric and Oceanographic Sciences Library, 2004. ISBN 0-306-48100-6. 1

RANDEL, D. L. **Comparação entre os algoritmos de estimativa de precipitação**. Mensagem recebida por <izabelly@gmail.com> em 12 abr. 2018: [s.n.], 2018. [mensagem pessoal]. 86, 90

REBOITA, M. S.; GAN, M. A.; ROCHA, R. P. da; AMBRIZZI, T. Regimes de precipitação na américa do sul: uma revisão bibliográfica. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 25, 2010. 8

ROBERTS, G. C. et al. Cloud condensation nuclei in the amazon basin: “marine” conditions over a continent? **Geophysical Research Letters**, v. 28, p. 2807—2810, 2001. 8

RODGERS, C. D. Inverse methods for atmospheric sounding: theory and practice. **World Scientific**, p. 238, 2000. 12

ROSENFELD, D.; ULBRICH, C. W. Cloud microphysical properties, processes, and rainfall estimation opportunities. **Meteorological Monographs**, 2003. 1

ROZANTE, J.; MOREIRA, D.; GONCALVES, L. de; VILA, D. Combining TRMM and surface observations of precipitation: technique and validation over south america. **Weather and Forecasting**, v. 25, p. 885–894, 2010. Disponível em: <<https://doi.org/10.1175/2010WAF2222325.1>>. 23

SALIO, P.; NICOLINI, M.; ZIPSER, J. Mesoscale convective systems over southeastern south american low-level jet. **Monthly Weather Review**, v. 135, p. 1290–1309, 2007. 8

SHIMIZU, S.; OKI, R.; TAGAWA, T.; IGUCHI, T.; HIROSE, M. Effects of the orbit boost of the TRMM satellite on PR rain estimates. **Journal of the Meteorological Society of Japan**, v. 87, p. 83–92, 2009. 17

SILVA DIAS, M. A. F.; COHEN, J. C. P.; GANDÚ, A. W. Interações entre nuvens, chuvas e a biosfera na amazônia. **Acta Amazônica**, n. 2, p. 215–222, 2005. 1, 9

SIMPSON, P.; BRAND, E.; WRENCH, C. **Microwave radiometer measurements at chilbolton** - liquid water path algorithm development and accuracy. radio communications research unit CLRC-Rutherford Appleton Laboratory Chilton, didcot, oxon. Oxon: Radio Communications Research Unit, 2002. (FP5 - Cloudnet). 9

TESTUD, J.; OURY, S.; AMAYENC, P.; BLACK, R. A. The concept of normalized distributions to describe raindrop spectra: a tool for cloud physics and cloud remote sensing. **Journal of Applied Meteorology**, v. 43, p. 562—575, 2001. Disponível em: <[https://doi:10.1175/1520-0450\(2004\)043,0562:R0PPFM.2.0.CO;2](https://doi:10.1175/1520-0450(2004)043,0562:R0PPFM.2.0.CO;2)>. 14

VILA, D.; FERRARO, R.; JOYCE, R. Evaluation and improvement of AMSU precipitation retrievals. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 112, 2007. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1029/2007JD008617>>. 17

VILLAR, E. et al. Spatio-temporal rainfall variability in the amazon basin countries (brazil, peru, bolivia, colombia, and ecuador). **International Journal of Climatology**, v. 29, p. 1574–1594, 2009. 9, 65

VILTARD, N.; BURLAUD, C.; KUMMEROW, C. D. Rain retrieval from TMI brightness temperature measurements using a TRMM PR-based database. **Journal of Applied Meteorology and Climatology**, v. 45, p. 455—466, 2006. 2, 13

WANG, D.; GIANGRANDE, S. E.; BARTHOLOMEW, M. J.; HARDIN J., F. Z.; THALMAN, R.; MACHADO, L. A. The green ocean: precipitation insights from the goamazon2014/5 experiment. **Atmospheric Chemistry and Physics Discuss**, 2018. Disponível em: <<https://doi.org/10.5194/acp-2018-101,inreview>>. 38

WANG, J. J.; LI, X.; CAREY, L. Evolution, structure, cloud microphysical, and surface rainfall processes of monsoon convection during the south china sea monsoon experiment. **Journal of the Atmospheric Sciences**, v. 64, p. 360–380, 2007. Disponível em: <<https://doi.org/10.1175/JAS3852.1>>. 36

WANG, N.-Y.; GOPALAN, K.; ALBRECHT, R. I. Application of lightning to passive microwave convective and stratiform partitioning in passive microwave rainfall retrieval algorithm over land from TRMM. **Journal of Geophysical Research**, v. 117, 2012. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1029/2012JD017812>>. 3, 23, 38, 39, 45

WANG, N.-Y.; LIU, C.; FERRARO, R.; WOLFF, D.; ZIPSER, E.; KUMMEROW, C. The TRMM 2A12 land precipitation product status and future plans. **Journal of the Meteorological Society of Japan**, v. 87, p. 237–253, 2009. 17

WENG, F.; ZHAO, L.; FERRARO, R. R.; POE, G.; LI, X.; GRODY, N. C. Advanced microwave sounding unit cloud and precipitation algorithms. **Radio Science**, v. 38, 2003. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1029/2002RS002679>>. 17

WILHEIT, T. T. et al. A satellite technique for quantitatively mapping rainfall rates over the oceans. **Journal of Applied Meteorology**, v. 16, p. 551—560, 1977. 9

WILLIAMS, E. et al. Contrasting convective regimes over the amazon: implications for cloud electrification. **Journal of Geophysical Research**, v. 107, p. 1—19, 2002. 9

YOU, Y.; LIU, G.; WANG, Y.; CAO, J. On the sensitivity of tropical rainfall measuring mission (TRMM) microwave imager channels to overland rainfall.

Journal of Geophysical Research: Atmospheres, v. 116, 2011. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1029/2010JD015345>>. 23, 45, 46

PUBLICAÇÕES TÉCNICO-CIENTÍFICAS EDITADAS PELO INPE

Teses e Dissertações (TDI)

Teses e Dissertações apresentadas nos Cursos de Pós-Graduação do INPE.

Manuais Técnicos (MAN)

São publicações de caráter técnico que incluem normas, procedimentos, instruções e orientações.

Notas Técnico-Científicas (NTC)

Incluem resultados preliminares de pesquisa, descrição de equipamentos, descrição e ou documentação de programas de computador, descrição de sistemas e experimentos, apresentação de testes, dados, atlas, e documentação de projetos de engenharia.

Relatórios de Pesquisa (RPQ)

Reportam resultados ou progressos de pesquisas tanto de natureza técnica quanto científica, cujo nível seja compatível com o de uma publicação em periódico nacional ou internacional.

Propostas e Relatórios de Projetos (PRP)

São propostas de projetos técnico-científicos e relatórios de acompanhamento de projetos, atividades e convênios.

Publicações Didáticas (PUD)

Incluem apostilas, notas de aula e manuais didáticos.

Publicações Seriadas

São os seriados técnico-científicos: boletins, periódicos, anuários e anais de eventos (simpósios e congressos). Contam destas publicações o Internacional Standard Serial Number (ISSN), que é um código único e definitivo para identificação de títulos de seriados.

Programas de Computador (PDC)

São a seqüência de instruções ou códigos, expressos em uma linguagem de programação compilada ou interpretada, a ser executada por um computador para alcançar um determinado objetivo. Aceitam-se tanto programas fonte quanto os executáveis.

Pré-publicações (PRE)

Todos os artigos publicados em periódicos, anais e como capítulos de livros.