

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

INSTITUTO DE PESQUISAS HIDRÁULICAS

**ESTIMATIVA DA PRECIPITAÇÃO ATRAVÉS DE TÉCNICAS DE
SENSORIAMENTO REMOTO: ESTUDO DE CASO PARA O ESTADO DO
RIO GRANDE DO SUL**

Autor : Eng. Guilherme Nobel Conti

Orientador: Prof. Dr. Carlos André Bulhões Mendes

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental da Universidade Federal do Rio Grande do Sul como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia.

À memória de Rubem Müller, meu querido avô.

À Marlene, minha mãe, pelo apoio incondicional de uma vida inteira.

À Graziela, meu futuro, pelo desconforto causado pela eterna ausência durante a execução deste trabalho.

Agradecimentos

Este trabalho foi desenvolvido no Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental do Instituto de Pesquisas Hidráulicas da Universidade Federal do Rio Grande do Sul sob orientação do Prof. Carlos André Bulhões Mendes da Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

Ao término deste trabalho quero agradecer às pessoas e Entidades que contribuíram para a sua conclusão, a saber:

Ao professor Carlos André Bulhões Mendes pelo grande auxílio prestado através de sua experiência e conhecimento em geoprocessamento e sensoriamento remoto.

Ao Professor Júlio Sanchez pelas proveitosas orientações dadas durante a execução do trabalho.

Ao Professor Alfonso Risso pelo seu inestimável auxílio com programas de geoprocessamento.

Ao Dr. Juan Carlos Ceballos e à Sra. Alessandra de Pádua Pereira da Divisão de Satélites Ambientais do CPTEC/INPE/MCT pela atenção e apoio sem os quais este trabalho não seria possível.

Ao Tenente Coronel Ubiratan de Salles pela confiança, consideração e apoio.

Aos meus amigos e colegas de curso no IPH pela amizade e motivação constantes.

A todos os funcionários do IPH, em especial à Sra. Nadir Bueno Solari, pelo carinho e apoio.

Por fim, agradeço às Entidades e Instituições que deram apoio técnico e dados de campo, a saber:

À Divisão de Satélites e Sistemas Ambientais (DSA) do Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC) do Instituto de Pesquisas Espaciais (INPE) do Ministério da Ciência e Tecnologia (MCT) pelas imagens fornecidas do satélite GOES 8 (*Geostacionary Operational Environmental Satellite – 8*).

À Companhia Estadual de Energia Elétrica do Rio Grande do Sul (CEEE), a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) e a Fundação Estadual de Pesquisas Agronômicas (FEPAGRO) pelas dados de precipitação fornecidos.

RESUMO

ESTIMATIVA DA PRECIPITAÇÃO ATRAVÉS DE TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO REMOTO: ESTUDO DE CASO PARA O ESTADO DO RIO GRANDE DO SUL

Guilherme Nobel Conti

Abril de 2002

A quantificação da precipitação é dificultada pela extrema aleatoriedade do fenômeno na natureza. Os métodos convencionais para mensuração da precipitação atuam no sentido de espacializar a precipitação mensurada pontualmente em postos pluviométricos para toda a área de interesse e, desta forma, uma rede com elevado número de postos bem distribuídos em toda a área de interesse é necessária para um resultado satisfatório. No entanto, é notória a escassez de postos pluviométricos e a má distribuição espacial dos poucos existentes, não somente no Brasil, mas em vastas áreas do globo.

Neste contexto, as estimativas da precipitação com técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento pretendem potencializar a utilização dos postos pluviométricos existentes através de uma espacialização baseada em critérios físicos. Além disto, o sensoriamento remoto é a ferramenta mais capaz para gerar estimativas de precipitação nos oceanos e nas vastas áreas continentais desprovidas de qualquer tipo de informação pluviométrica. Neste trabalho investigou-se o emprego de técnicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento para estimativas de precipitação no sul do Brasil.

Três algoritmos computadorizados foram testados, sendo utilizadas as imagens dos canais 1, 3 e 4 (visível, vapor d'água e infravermelho) do satélite GOES 8 (*Geostationary Operational Environmental Satellite – 8*) fornecidas pelo Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. A área de estudo compreendeu todo o estado do Rio Grande do Sul, onde

se utilizaram os dados pluviométricos diários derivados de 142 postos no ano de 1998.

Os algoritmos citados buscam identificar as nuvens precipitáveis para construir modelos estatísticos que correlacionem as precipitações diária e decenal observadas em solo com determinadas características físicas das nuvens acumuladas durante o mesmo período de tempo e na mesma posição geográfica de cada pluviômetro considerado.

Os critérios de decisão que norteiam os algoritmos foram baseados na temperatura do topo das nuvens (através do infravermelho termal), reflectância no canal visível, características de vizinhança e no plano de temperatura x gradiente de temperatura

Os resultados obtidos pelos modelos estatísticos são expressos na forma de mapas de precipitação por intervalo de tempo que podem ser comparados com mapas de precipitação obtidas por meios convencionais.

Palavras chaves: precipitação, sensoriamento remoto, análise estatística.

ABSTRACT**PRECIPITATION ESTIMATION BY REMOTE SENSING TECHNIQUES:
ESTUDY CASE FOR RIO GRANDE DO SUL STATE**

Guilherme Nobel Conti

April, 2002

The quantification of precipitation is made difficult due mainly to the extreme variance of the phenomenon in nature. The usual methods work in the sense of specializing the precipitation, which is measured punctually in pluviometric stations, for the entire area of interest and, hence, a net containing a big amount of stations well distributed along the whole area of interest is needed to reach a satisfactory result. Nevertheless, the scarcity of pluviometric stations and the bad distribution of the few existents is evident, not only in Brazil, but also in vast regions of the planet.

In this context, the precipitation estimations using remote sensing techniques and geoprocessing intend to potencialize the utilization of existent pluviometric stations through a specialization based on physics criteria. Moreover, the remote sensing is the more capable tool to generate rainfall estimation for the oceans and the large continental areas that are unprovided of any type of pluviometric informations. At this work, the application of remote sensing and geoprocessing techniques for precipitation estimation at the south of Brazil was investigated.

Three computerized algorithms were tested, based on the images of channels 1, 3 and 4 (visible, water steam and infrared) of the GOES 8 satellite, provided by Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos of the Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. The studying area is the Rio Grande do Sul state, where the 1998's daily precipitation data of 142 raingauges were used.

The related algorithms try to identify precipitable clouds to build a mathematical model (through the minimum square process) which correlates the

daily precipitation observed in ground with physical features of the clouds accumulated during the same period and in the same geographic position of the raingauge.

These algorithms tested decision criteria based on the temperature of the cloud tops (through thermal infrared), albedo in the visible channel, texture in the infrared channel and in the plane temperature versus temperature gradient.

The results obtained by mathematical models are expressed as daily precipitation maps which can be compared with isohyetal maps obtained by conventional methods.

Key words: precipitation, remote sensing, statistics analysis

Sumário:

Dedicatória.....	ii
Agradecimentos.....	iii
Resumo.....	v
Abstract.....	vii
Lista de Figuras.....	xi
Lista de Tabelas.....	xiv
Lista de Abreviaturas.....	xvi
1. Introdução	
1.1 Definição do problema.....	02
1.2 Relevância.....	04
1.3 Objetivo geral.....	06
1.4 Estrutura da Dissertação.....	07
2. Fundamentação Teórica	
2.1 Física aplicada à atmosfera.....	10
2.1.1 Física da formação da precipitação.....	10
2.1.2 Classificação das precipitações.....	11
2.2 Estimativas convencionais da precipitação.....	12
2.3 Formação das imagens de satélites meteorológicos.....	16
2.3.1 As características das nuvens analisadas por imagens de satélites.....	27
2.4 Estimativas da precipitação com o auxílio de satélites.....	30
2.4.1 Técnicas não interativas.....	32
2.4.2 Técnicas interativas.....	40
2.4.3 As microondas na estimativa da precipitação.....	46
2.5 Processamento digital de imagens.....	52
2.5.1 Aumento de contraste (<i>Stretch</i>).....	52
2.5.2 Filtragem.....	54
2.6 Georreferenciamento.....	60
2.6.1 Transformação no modelo de geometria orbital.....	60
2.6.2 Transformação baseada em pontos de controle.....	60
2.6.3 Reamostragem por interpolação.....	62

2.7 Regressão multivariada.....	63
3. Metodologia e dados de entrada	
3.1 Dados do satélite GOES 8.....	70
3.2 Dados de precipitação.....	75
3.3 Algoritmos de reconhecimento da precipitação.....	79
3.3.1 Algoritmo com critérios no visível e infravermelho.....	81
3.3.2 Algoritmo com critérios no visível, infravermelho e textura.....	88
3.3.3 Algoritmo com critérios no visível, infravermelho e gradiente.....	94
3.3.4 Procedimentos para composição do banco de dados da regressão.....	101
4. Aplicação da metodologia e resultados para o Estado do Rio Grande do Sul	
4.1 Testes dos algoritmos de reconhecimento da precipitação.....	107
4.1.1 Testes do algoritmo com critérios no visível e infravermelho.....	108
4.1.2 Testes do algoritmo com critérios no visível, infravermelho e textura....	120
4.1.3 Testes do algoritmo com critérios no visível, infravermelho e gradiente.	122
4.1.4 Análise comparativa dos algoritmos apresentados.....	125
4.2 Aplicação do algoritmo escolhido na área de estudo.....	126
4.3 Regressão diária do algoritmo com critérios no visível e infravermelho.....	129
4.4 Regressão decencial do algoritmo com critérios no visível e infravermelho.	142
4.5 Análise dos erros e de suas causas.....	146
4.6 Comparação das estimativas com estudos similares.....	149
4.7 Comparação das estimativas com métodos convencionais.....	152
5. Conclusões finais e recomendações para estudos futuros.....	159
Referências.....	164
Anexos	
1 Conhecimentos básicos sobre a atmosfera.....	168
2 Programas em macro utilizados.....	179
3 Localização dos postos pluviométricos e média mensal.....	184

Lista de Figuras:

2.01	Pluviômetro.....	13
2.02	Método de Thiessen.....	15
2.03	Método de Isoietas.....	15
2.04	Onda eletromagnética.....	17
2.05	Janelas e bandas espectrais.....	19
2.06	Janelas espectrais em escalas de frequência e comprimento de onda.....	20
2.07	Representação esquemática da formação de imagens de satélite.....	20
2.08	Características orbitais.....	23
2.09	Imagens do satélite GOES 8.....	30
2.10	Curvas diferenciadas de regressão.....	38
2.11	Janelas das microondas passivas.....	48
2.12	Processo de aumento de contraste.....	53
2.13	<i>Overflow</i> acarretando perda de informação.....	54
2.14	Esquema de funcionamento de uma máscara.....	56
2.15	Filtros de suavização.....	57
2.16	Aplicação de filtros de suavização.....	58
2.17	Filtros de realce de borda em máscara quadrada de 3x3.....	59
2.18	Aplicação de filtros de realce de bordas.....	59
2.19	Georreferenciamento com pontos de controle.....	61
2.20	Reamostragem.....	63
2.21	Situações distintas para R^2 em regressões lineares.....	67
3.01	O globo visto pelo satélite GOES 8 no canal 4.....	71
3.02	Imagem setorizada do satélite GOES 8.....	72
3.03	Imagens do satélite GOES 8 em níveis de cinza.....	74
3.04	Variação temporal da precipitação – gráfico de barras.....	77
3.05	Máscara posicional.....	79
3.06	Estágios na produção das tabelas diárias do algoritmo IR e VIS.....	83
3.07	Imagens de entrada no processamento diurno da figura 3.06.....	84
3.08	Aplicação dos critérios diurnos de decisão.....	85
3.09	Imagens resultantes do processamento diurno às 17:45h do dia 06/01/1998.....	86

3.10	Imagens de entrada no processamento noturno da figura 3.06.....	87
3.11	Aplicação do critério noturno de decisão às 23:45h do dia 06/01/1998.....	87
3.12	Imagens resultantes do processamento noturno às 23:45h do dia 06/01/1998...	87
3.13	Imagens resultantes do processamento diário.....	88
3.14	Áreas ativa e inativa pelo critério da textura.....	89
3.15	Critérios diurnos de decisão.....	90
3.16	Critério noturno de decisão.....	90
3.17	Estágios na produção diária do algoritmo IR, VIS e textura.....	92
3.18	Critérios de decisão diurnos e pré mapa de precipitação.....	93
3.19	Mapa de precipitação.....	94
3.20	Pré mapa horário de precipitação.....	94
3.21	Mapa horário de precipitação.....	94
3.22	Imagem resultante do processamento diário.....	94
3.23	Discriminação empírica das nuvens cirriformes.....	95
3.24	Máscara utilizada no cálculo da declividade.....	97
3.25	Estágio na produção diária do algoritmo IR, VIS e gradiente de temperatura...	99
3.26	Obtenção do pré mapa de precipitação e unificação das áreas duvidosas.....	100
3.27	Cálculo das declividades pelas expressões 3.01 e 3.02.....	100
3.28	Obtenção da área precipitável pelo critério empírico.....	100
3.29	Mapa horário de precipitação.....	101
3.30	Imagens resultantes do processamento com o algoritmo.....	101
3.31	Obtenção das tabelas diárias.....	102
3.32	Obtenção das tabelas decendiais.....	102
4.01	Grau de pertinência na faixa de temperatura de 215 a 270 K.....	112
4.02	Modelos matemáticos únicos para o 1º semestre de 1998.....	131
4.03	Modelos matemáticos únicos para o 2º semestre de 1998.....	132
4.04	Modelos matemáticos para as faixas de IR nos dois semestres de 1998.....	138
4.05	Estimativas de precipitação para o dia 07/01/1998.....	140
4.06	Soma diária da temperatura (Variável IR) no dia 07/01/1998.....	141
4.07	Histogramas das imagens da figura 4.05.....	141
4.08	Modelo matemático para precipitação decendial.....	144
4.09	Estimativa de precipitação decendial.....	145

4.10	Soma decendial da variável IR no período de 03 a 12 /01/1998.....	146
4.11	Histogramas da imagem da figura 4.09.....	146
4.12	Efeitos do vento nas estimativas da precipitação.....	149
4.13	Polígonos de Thiessen.....	153
4.14	Precipitação interpolada a partir dos postos no dia 07/01/1998.....	155
4.15	Comparação de métodos.....	156
4.16	Precipitação calculada x precipitação observada no dia 07/01/1998.....	157
A.1	Processo convectivo.....	171
A.2	Processo advectivo.....	171
A.3	Processo de radiação.....	172
A.4	Processo dinâmico.....	172
A.5	Processo orográfico.....	172
A.6	Classificação das nuvens pelo gênero.....	174
A.7	Classificação das nuvens pelo gênero.....	175

Lista de Tabelas:

2.01	Canais do satélite GOES 8.....	24
2.02	Canais do radiômetro AVHRR/3 do satélite polar NOAA-15.....	26
2.03	Resumo das técnicas estudadas.....	31
2.04	Análise de variância para significância do modelo.....	67
2.05	Análise de variância para significância de um regressor.....	68
3.01	Variação espacial da precipitação.....	76
3.02	Variação temporal da precipitação – valores numéricos.....	78
3.03	Exemplos de tabelas diárias.....	103
3.04	Exemplos de planilha única utilizada na regressão.....	104
3.05	Exemplo de análise quantitativa.....	105
4.01	Parâmetros adotados nos testes do algoritmo.....	108
4.02	Acertos do algoritmo para os diferentes parâmetros testados.....	110
4.03	Modelos matemáticos obtidos para os 6 primeiros testes.....	114
4.04	SQDR para diferentes combinações de variáveis.....	115
4.05	Análise da contribuição da variável IR.....	115
4.06	Análise da contribuição da variável VIS.....	115
4.07	Análise da contribuição da variável VP.....	115
4.08	Tipologia dos erros na amostra.....	116
4.09	Resultados das regressões com o programa INFER.....	118/119
4.10	Parâmetros adotados nos testes do algoritmo.....	120
4.11	Acertos do algoritmo para os diferentes parâmetros testados.....	120
4.12	Resultados das regressões com o programa INFER.....	122
4.13	Parâmetros adotados nos testes do algoritmo.....	123
4.14	Acertos do algoritmo para os diferentes parâmetros testados.....	123
4.15	Resultados preliminares das regressões com o programa INFER.....	124
4.16	Análise comparativa dos algoritmos testados.....	125
4.17	Parâmetros adotados no algoritmo.....	127
4.18	Acertos do algoritmo selecionado em todo o período disponível.....	128
4.19	Diferença dos erros x total de acertos.....	128
4.20	Modelos matemáticos e coeficientes de correlação obtidos.....	130

4.21	Efeitos da exclusão das amostras nulas no coeficiente de correlação...	134
4.22	Faixas de variação de IR.....	135
4.23	Observações de precipitação por faixa de variação de IR.....	136
4.24	Modelos matemáticos para as faixas de variação de IR.....	137
4.25	Modelos utilizados no cálculo da figura 4.05a.....	139
4.26	Indicadores para precipitação decendial.....	144
4.27	Acertos de modelos baseados em microondas passivas.....	151
4.28	Comparações das estimativas realizadas com estudos similares.....	152
4.29	Distribuição espacial da precipitação no dia 07/01/1998.....	153

Lista de Abreviaturas:

α	Absortância
A.....	Radiação eletromagnética absorvida
ADMIT.....	<i>Automatic Drought Monitoring Integrative Technique</i>
AMSU.....	<i>Advanced Microwave Sounding units</i>
ANEEL.....	Agência Nacional de Energia Elétrica
ANOVA.....	Análise de variância
AVHRR.....	<i>Advanced Very High Resolution Radiometer</i>
avl.....	Arquivo de texto ASCII (<i>Attribute Values Documentation file</i>)
BIAS.....	<i>Bristol/NOAA Interactive Scheme</i>
CEEE.....	Companhia Estadual de Energia Elétrica
CPTEC.....	Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
CST.....	<i>Convective-Stratiform Technique</i>
DMSP.....	<i>Defense Meteorological Satellite Program</i>
DAS.....	Divisão de Satélites e Sistemas Ambientais
EMBRAPA....	Empresa Brasileira de Pesquisas Agropecuárias
ERB.....	<i>Earth Radiation Budget experiment</i>
ESA.....	Agência Espacial Européia (European Space Agency)
ESMR.....	<i>Electrically Scanning Microwave Radiometer</i>
EUA.....	Estados Unidos da América
F.....	Estatística de <i>Fisher</i>
FEPAGRO.....	Fundação Estadual de Pesquisas Agronômicas
FIR.....	Infravermelho afastado (<i>Far Infrared</i>)
GOES 8.....	<i>Geostationary Operational Environmental Satellite – 8</i>
GPI.....	<i>Global Precipitation Index</i>
HRIRS.....	<i>High Resolution Infrared Radiation Sounder</i>
I.....	Radiação eletromagnética incidente
IFFA.....	<i>Interactive Flash Flood Analyser</i>
Iml.....	<i>Idrisi Macro Language</i>
INPE.....	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IR.....	Infravermelho (<i>Infrared</i>) ou o somatório diário das assinaturas do canal 4 das nuvens consideradas precipitáveis (variável independente na regressão)
K_D	Limite diurno de temperatura no canal 4 do GOES 8
$K_{D,1}$	Limite diurno inferior de temperatura no canal 4 do GOES 8
$K_{D,2}$	Limite diurno superior de temperatura no canal 4 do GOES 8
K_N	Limite noturno de temperatura no canal 4 do GOES 8
$K_{N,1}$	Limite noturno inferior de temperatura no canal 4 do GOES 8
$K_{N,2}$	Limite noturno superior de temperatura no canal 4 do GOES 8
λ	Nível de significância
LRIR.....	<i>Limb Radiance Inversion Radiometer</i>
MCT.....	Ministério da Ciência e Tecnologia
METEOSAT..	<i>Meteorological Satellite</i>
NASA.....	<i>National Aeronautic and Space Administration</i>
NESDIS.....	<i>NOAA Environmental Satellite Data Information Service</i>
NIR.....	Infravermelho próximo (<i>Near Infrared</i>)
NOAA.....	<i>National Oceanic and Atmospheric Administration</i>

OLS.....	<i>Operational Linescan System</i>
P.....	Precipitação
PERMIT.....	<i>Polar-orbiter Effective Rainfall Monitoring Integrative Technique</i>
Pixel.....	Célula de uma imagem <i>Raster (Picture Element)</i>
PMRR.....	<i>Pressure Modulated Radiometer</i>
QMDR.....	Quadrado médio devido a regressão
QMRR.....	Quadrado médio em relação à regressão
ρ	Reflectância
R.....	Radiação eletromagnética refletida (física), coeficiente de correlação (estatística) ou o limite de albedo no canal 1 (algoritmo)
R_1	Limite inferior de albedo no canal 1 do GOES 8
R^2	Coeficiente de determinação
R_2	Limite superior de albedo no canal 1 do GOES 8
RADAR.....	<i>Radio Detection And Ranging</i>
RES.....	Resolução de uma imagem <i>raster</i>
RR.....	Intensidade da precipitação (<i>Rainfall Rate</i>)
SBUV.....	<i>Solar Backscatter Ultraviolet Radiometer</i>
SBUV/TOMS	<i>Solar Backscatter UV/Total Ozone Mapping Spectrophotometer</i>
SL.....	Declividade (<i>Slope</i>) do topo das nuvens
SMSC.....	<i>Space and Missile Systems Center</i>
SQDR.....	Soma dos quadrados devido à regressão
SQRM.....	Soma dos quadrados em relação à média
SQRR.....	Soma dos quadrados em relação à regressão
SSM/I.....	<i>Special Sensor Microwave Image instrument</i>
SSU.....	<i>Stratospheric Sounding Unit</i>
τ	Transmitância
T.....	Radiação eletromagnética transmitida
T_2	Limite de textura para a área 2
T_4	Limite de textura para a área 4
TB.....	<i>Brightness Temperature</i>
T_h	TB (<i>Brightness Temperature</i>) polarizada horizontalmente
THIR.....	<i>Temperature, Humidity Infrared Radiometer</i>
TRMM.....	<i>Tropical Rainfall Measuring Mission</i>
T_v	TB (<i>Brightness Temperature</i>) polarizada verticalmente
TWECRL.....	<i>Tropical Wind, Energy Conversion and Reference Level experiment</i>
UFRGS.....	Universidade Federal do Rio Grande do Sul
UV.....	Ultra Violeta
VIS.....	Visível (física) ou o somatório diário das assinaturas do canal 1 das nuvens consideradas precipitáveis (variável independente na regressão)
VISSR.....	<i>Visible and Infrared Spin Scan Radiometer</i>
VISSR/VAS...	<i>VISSR Atmospheric Sounder</i>
VP.....	Vapor d'água (física) ou o somatório diário das assinaturas do canal 3 das nuvens consideradas precipitáveis (variável independente na regressão)
X_i	Pesos individuais das células de uma máscara de convolução
xls.....	Extensão dos arquivo das planilhas eletrônicas do Microsoft Excel

Capítulo 1

Introdução

1.1 Definição do problema:

A precipitação média sobre determinada área é concebida como sendo a lâmina de água de altura uniforme (usualmente em milímetros) que se estende sobre toda uma área considerada, sendo associada a um período de tempo no qual se acumula a precipitação (minuto, hora, dia, mês ou ano).

No entanto, esta concepção é uma abstração que tende a simplificar as variações da precipitação, uma vez que a precipitação é um fenômeno essencialmente aleatório, que varia muito tanto no tempo quanto no espaço.

Convencionalmente, a estimativa da precipitação média em um contexto geográfico é feita essencialmente através de mensurações diretas e pontuais da precipitação acumuladas em um determinado espaço de tempo e posteriormente extrapoladas (ou interpoladas) para toda área considerada.

Contudo, nestas mensurações diretas consegue-se apenas continuidade temporal (nos pluviômetros acumulado em um período de tempo e pluviógrafos realmente contínuos). O fato de se obter medidas diretas temporalmente falando, e não contínuas no espaço deve-se à impossibilidade de se dispor de aparelhos de medição sobre a toda a superfície a ser observada e, desta forma, as medidas de precipitações são pontuais, localizadas espacialmente, daí a necessidade de extrapolação (ou interpolação) para toda área.

Com a prática de extrapolação/interpolação, acaba-se por admitir uma estimativa de precipitação para as áreas mais distantes dos pontos medidos sem qualquer indício físico real sobre a quantidade de precipitação verdadeiramente ocorrida.

Por outro lado, os radares meteorológicos constituem-se em um excelente meio para estimar a precipitação, contudo são muito pouco difundidos nos países em desenvolvimento, principalmente devido aos custos elevados do equipamento necessário. O princípio de funcionamento do radar meteorológico é bastante simples,

baseando-se na intensidade da reflexão de um pulso de energia eletromagnética (emitido por uma antena) quando este encontra gotas de água e cristais de gelo em suspensão na atmosfera. Em contraste com as imagens de satélite que cobrem imensas áreas do globo, os radares meteorológicos atuam dentro de um raio diminuto (aproximadamente 180 Km). No Brasil, atualmente, poucos radares meteorológicos operam rotineiramente (São Paulo, Curitiba e Fortaleza), o que impede a sua utilização em escala nacional. No entanto, dada a crescente necessidade de dados meteorológicos mais confiáveis, vislumbra-se um considerável incremento na utilização de radares meteorológicos no país.

De qualquer forma, uma rede de postos pluviométricos com grande número de unidades bem distribuídas espacialmente pode fornecer uma boa indicação da precipitação em toda área, mas mesmo assim, ainda é válida a afirmação de que os processos de interpolação/extrapolação não consideram quaisquer indícios físicos das nuvens que efetivamente geraram a precipitação.

No Brasil, de forma geral, é notória a pequena quantidade e relativa má distribuição espacial dos postos pluviométricos frente à enormidade territorial do país. Esta deficiência potencializa os efeitos nocivos dos métodos de extrapolação, o que acarreta um grande inconveniente para a obtenção (com razoáveis níveis de confiança) da precipitação média sobre grandes áreas, principalmente em períodos pequenos. Neste contexto, surge a necessidade de metodologias que contemplem melhores estimativas (temporais e espaciais) de precipitação, através de técnicas de sensoriamento remoto, o que é o objeto da presente pesquisa.

O emprego rotineiro de técnicas de sensoriamento remoto para estimativas de precipitação ainda é raro, estando restrito aos países desenvolvidos, notadamente os Estados Unidos da América. Esta ausência no Brasil deve-se ao geral desconhecimento das possibilidades do sensoriamento remoto para estimativas de precipitação, a pequena difusão na sociedade das imagens de satélite e pela ausência de técnicas adaptadas às diversas condições climatológicas existentes no país.

O CPTEC disponibiliza rotineiramente (via Internet) estimativas de precipitação diária para toda a América do Sul (www.cptec.inpe.br/products/dados10/estimativa.html) e decendial apenas para o Brasil (www3.cptec.inpe.br/cgi-

bin/prodcli.cgi?mes=&ano=&campo1=dez&data1=). No entanto, ressalta-se que as estimativas disponibilizadas são realizadas pela NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*) através da técnica NESDIS (NOAA *Environmental Satellite Data Information Service*) calibrada para os Estados Unidos da América e não especificamente para o Brasil ou América do Sul.

Além do CPTEC, têm-se conhecimento de três iniciativas voltadas ao desenvolvimento e calibração de técnicas de estimativas de precipitação via satélite para o território nacional. A Divisão de Satélite do Departamento de Meteorologia da Fundação Cearense de Meteorologia e Recursos Hídricos (FUNCEME) desenvolveu o projeto PRECIP tendo como área de estudo todos os estados do nordeste brasileiro (<http://www.comp.leeds.ac.uk/selan/artigos/ixcbmet1.html>). A Universidade Federal de Viçosa e o Goddard Space Flight Center (GSFC-NASA) construíram uma versão brasileira da técnica NESDIS, calibrando os parâmetros internos do algoritmo para refletir as condições locais da região Amazônica (http://lba-hydromet.gsfc.nasa.gov/hydport/sumarios/pc09_port.htm). A Coordenação dos Programas de Pós Graduação de Engenharia (COPPE) da Universidade Federal do Rio de Janeiro desenvolve atualmente um projeto para adaptação e calibração de um modelo operacional de estimativa de precipitação sobre as principais bacias hidrográficas do Estado do Rio de Janeiro (http://www.finep.gov.br/fundos_setoriais/cthidro_2002/resumo_sustentabilidade_dos_ambientes_brasileiros.pdf#page=4).

1.2 Relevância

Os dados de precipitação são extremamente importantes, e em algumas situações essenciais, para muitas das atividades humanas, tais como: geração de energia elétrica, navegação fluvial, sistemas de irrigação (agricultura de forma geral), exploração de aquíferos, sistemas de reservação e suprimento de água para cidades e complexos industriais, prevenção da erosão hídrica, obras de arte (pontes, viadutos, portos e obras para dispersão de poluentes em corpos d'água) e ocupação do solo (com relação a áreas inundáveis).

O desenvolvimento e a calibração de métodos de estimativa da precipitação por sensoriamento remoto no Brasil se justificam na medida que podem gerar dados que completem e potencializem os dados convencionais existentes, permitindo uma melhor espacialização do processo físico da precipitação.

O emprego de tais métodos é possível em todas as regiões do país, sendo especialmente indicados para aquelas com pouca informação pluviométrica. As áreas assistidas por sensoriamento remoto na avaliação da precipitação se beneficiariam de um método rápido e automatizado para complementar os dados convencionais.

Assim, a utilização em larga escala de tais métodos diminuiria o enorme vazio de dados pluviométricos, ao mesmo tempo que potencializaria o uso dos dados convencionais existentes, sendo ainda considerados de baixo custo operacional.

O emprego das estimativas de precipitação obtidas com o auxílio de satélites geraria uma maior confiabilidade nos trabalhos de hidrologia, com vantagens em vários setores. Desta forma, por exemplo, o emprego conjunto de dados convencionais e de satélite possibilitaria:

- Reduzir os custos de construção de obras hidráulicas ao se evitar uma eventual superestimativa da precipitação;
- Aumentar o rendimento de usinas de geração de energia elétrica caso a sua implantação tenha sido direcionada por dados mais realísticos de precipitação;
- Diminuir o custo de irrigação através do melhor conhecimento do volume total precipitado;
- Otimizar os sistemas de geração de energia elétrica e de abastecimento de água (devido ao melhor conhecimento da precipitação nas áreas a montante);
- Direcionar mais eficazmente os esforços de contenção da erosão, o que ajudaria a manter a fertilidade dos solos e diminuiria o assoreamento dos rios e lagos;
- Indicar o local mais compatível com as necessidades hídricas de uma indústria, tanto para o processo fabril quanto para a dispersão dos poluentes ou o tratamento dos mesmos;

- Direcionar de maneira mais eficaz a ocupação do solo, evitando a ocupação de áreas potencialmente inundáveis.
- Melhorar a qualidade dos dados de precipitação como entrada em modelos climáticos globais e hidrológicos.

1.3 Objetivo geral

O objetivo geral desse estudo se insere na proposta de verificar a aplicabilidade e a eficiência da estimativa da precipitação através de imagens de satélite, com técnicas de geoprocessamento na análise e manipulação dos dados, tendo como hipótese norteadora a de que características espectrais e o padrão geográfico das imagem de satélites possuem uma relação de interdependência com os processos físicos das nuvens e indiretamente com as quantidades precipitadas sobre a superfície do terreno.

Para teste da hipótese fundamental desta pesquisa, acima mencionada, será desenvolvido um método de estimativa de precipitação através de imagens do satélite GOES 8 nas bandas espectrais do visível, infravermelho e vapor d'água. A estimativa da precipitação será acumulada em períodos de 24 horas durante todas as estações do ano. Para obter o objetivo geral da dissertação, julgam-se necessárias as seguintes etapas:

- A. Obtenção dos parâmetros relevantes para o desenvolvimento de uma metodologia específica para o Estado do Rio Grande do Sul para as bandas espectrais utilizadas, mas que eventualmente podem ser aplicados a outras regiões do país;
- B. Identificação da influência de sazonalidade nos parâmetros do método;
- C. Calibração de modelos de regressão que consigam representar o comportamento mensurado da precipitação em relação às imagens de satélite nas diversas épocas julgadas de precipitação uniforme (por exemplo: períodos chuvoso e seco) em períodos diários e decendiais;

- D. Confecção de mapas diários de estimativas de precipitação, através dos modelos obtidos estatisticamente, comparando-se a precipitação calculada com a observada;
- E. Análise dos erros observados não explicados pelos modelos obtidos;

1.4 Estrutura da Dissertação

A Dissertação está estruturada em cinco capítulos e três anexos, como descrito a seguir.

O capítulo 1 apresenta uma introdução aos motivos que levaram a esta pesquisa e a relevância desta no contexto brasileiro, bem como seu objetivo geral e as etapas consideradas necessárias para alcançá-lo.

O capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica inerente à precipitação e dos métodos de sua estimativa. Neste capítulo são apresentados os processos físicos de formação da precipitação, as estimativas convencionais da precipitação, os processos de formação das imagens de satélites meteorológicos, as diversas técnicas de estimativas da precipitação com sensoriamento remoto, técnicas de processamento digital de imagens e conceitos básicos de regressão estatística.

No capítulo 3 é desenvolvida a metodologia utilizada para obtenção do modelo estatístico e os dados de entrada do mesmo, ou seja, as imagens de satélite e os dados de precipitação. São apresentadas as características básicas do satélite GOES 8 e das imagens produzidas pelos seus sensores espectrais. Os dados de precipitação obtidos para a pesquisa são comentados, apresentando-se as variações observadas no ano de 1998 com o intuito de se fazer uma breve análise climatológica. Também são apresentados os conceitos básicos dos três algoritmos testados no próximo capítulo, bem como detalhes de seu processamento computacional (apresentando-se as imagens mais relevantes de cada etapa do processamento).

No capítulo 4 apresenta-se o estudo de caso para o Estado do Rio Grande do Sul. São testados os três algoritmos apresentados no capítulo 3 em uma área piloto,

escolhendo-se o melhor deles para aplicação em toda a área de estudo, bem como a variável independente mais indicada a ser utilizada na regressão. São apresentados os modelos estatísticos obtidos para precipitação diária e decenal, bem como as causas prováveis dos erros observados e comparações das estimativas realizadas com estudos similares e com métodos convencionais.

As conclusões pertinentes ao trabalho são discutidas no capítulo 5, bem como recomendações para estudos futuros na mesma linha de pesquisa.

No anexo 1 encontram-se os conhecimentos básicos inerentes à atmosfera, aos processos de formação e classificação das nuvens, bem como as diferenças entre as nuvens marítimas e continentais. No anexo 02 encontram-se os comandos Macro do programa Idrisi 32[®] utilizados no algoritmo de precipitação diária empregado em todo o ano de 1998. No anexo 03 encontram-se listados todos os postos pluviométricos utilizados na pesquisa. Nesta listagem constam, para cada posto, o número adotado na presente pesquisa, o nome do posto (dado pelo órgão mantenedor), as coordenadas e a precipitação mensal observada em todos os meses de 1998. Salienta-se que os postos numerados de 1 a 88 foram fornecidos pela Companhia Estadual de Energia Elétrica (CEEE), os de 89 a 135 pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) e os de 136 a 142 pela Fundação Estadual de Pesquisas Agronômicas (FEPAGRO).

Capítulo 2

Fundamentação teórica

2.1 Física aplicada à atmosfera

2.1.1. Física da formação da precipitação

O vapor de água contido na atmosfera constitui-se num reservatório potencial da água que, sob determinadas condições, condensa possibilitando as precipitações. O ar pode atingir a saturação por duas maneiras: por acréscimo de vapor d'água ao ar (maior evaporação) ou por resfriamento. Dentre estas, o resfriamento é preponderante. Como a capacidade do ar em conter vapor d'água varia com a temperatura, o resfriamento ocasiona a diminuição do volume da massa de ar, diminuindo assim a capacidade do ar em conter vapor.

Para que ocorra a precipitação é necessário que as gotas tenham um volume tal que o seu peso supere as forças que as mantêm em suspensão. Assim, a origem da precipitação está intimamente ligada ao crescimento das gotículas.

A nuvem é constituída de ar, vapor d'água, e de gotículas de água em estado líquido ou sólido (com diâmetros variando de 0,01 a 0,03 mm) espaçadas a cerca de um milímetro entre si, sendo que o ar circundante a estas gotículas encontra-se próximo a saturação (e por vezes supersaturado).

As gotículas possuem massa de 0,5 a 1 grama de água por metro cúbico de ar, enquanto o ar saturado que envolve as gotículas tem umidade de 1 a 6 gramas por metro cúbico (de -20° a 5°C). Segundo Tucci e Bertoni (2000) a concentração das gotículas é de cerca de 1000 un./cm³, e desta forma, a quantidade total de água presente numa nuvem, nos três estados, pode variar de 1,5 a 7 g/m³.

As gotas de chuva possuem diâmetros variando de 0,5 a 5,5 mm podendo chegar a um máximo de 7 mm. Contudo, com este tamanho exagerado, a gota logo atinge uma velocidade de 9 m/s, o que faz com que a mesma se subdivida em gotas menores devido a resistência ao avanço oferecida pelo ar durante a sua queda.

O ar atmosférico contém, além dos gases, minúsculas partículas em suspensão chamadas de aerossóis, possuindo origens e características químicas/físicas diversas. Os diâmetros destas partículas variam de 0,01 a 1 μm e são originários de diversos materiais como solos argilosos, matéria orgânica e sais marinhos ou não. Estas partículas atuam como núcleos de condensação, pois ao entorno destas partículas o vapor d'água se aglutina formando gotículas. Quando o ar úmido sobe até o nível de saturação observa-se que as gotículas de água não tem tendência a se unirem por si mesmas sem a presença de núcleos de condensação.

Os núcleos de condensação mais ativos são aqueles originários de sais marinhos, cristais de gelo e aqueles produtos da combustão que contenham os ácidos nítrico e sulfúrico. A concentração de partículas originárias de combustões em áreas industriais causa o fenômeno conhecido como “chuva ácida” devido à grande concentração (alguns milhões de partículas por metro cúbico de ar) de partículas de ácido nítrico e sulfúrico que agem na atmosfera como núcleos de condensação.

Segundo Tucci e Bertoni (2000), nas nuvens com temperatura abaixo de 0° C a tensão máxima de vapor (vapor saturante) é, para uma mesma temperatura, menor para o gelo do que para a água sobrefundida. Quando uma nuvem fria, devido à turbulência, contiver ao mesmo tempo cristais de gelo e gotículas de água sobrefundida, estas se vaporizam em proveito dos cristais de gelo, tornando-se centros de condensação e aumentando de volume, ocasionando a precipitação. Esta teoria é conhecida como Teoria de Tor Bergeron – Fındensen, de 1935.

É necessário ressaltar que muitas vezes ocorre o fenômeno de realimentação da precipitação através da evaporação de parte do volume já precipitado que retorna à nuvem na forma de correntes ascendentes de ar úmido. Assim, algumas nuvens se reconstituem continuamente à medida que a água condensada as abandona.

2.1.2. Classificação das precipitações

Segundo Tucci e Bertoni (2000), conforme o processo pelo qual são desencadeadas as precipitações, as mesmas são classificadas em convectivas, orográficas e frontais.

As precipitações convectivas ocorrem quando o aquecimento da superfície terrestre pelo sol ocasiona uma brusca ascensão da camada de ar úmido próxima ao solo. Tal ascensão ocorre devido à menor densidade do ar aquecido junto ao solo em relação ao ar mais frio das camadas acima. O ar úmido em ascensão, ao atingir o seu nível de saturação, gera a formação de nuvens que podem desencadear intensas precipitações, porém em um intervalo de tempo normalmente reduzido.

As precipitações convectivas são bastante comuns na região equatorial e eventualmente no verão das áreas temperadas. Como podem atingir intensidade de precipitação bastante altas, elas costumam ocasionar enchentes rápidas e vigorosas em pequenas bacias.

As precipitações orográficas são originadas quando ventos quentes e úmidos (normalmente procedentes dos oceanos) adentram nos continentes e encontram cadeias de montanhas que os obrigam a elevar-se, atingindo assim os níveis de saturação. São precipitações de pequena intensidade e de grande duração em áreas relativamente pequenas.

As precipitações frontais se originam do encontro de massas de ar quentes e frias. As massas úmidas de ar quente são violentamente impulsionadas para as camadas superiores da atmosfera pelas massas de ar frio, o que resulta no resfriamento das massas de ar quente e na conseqüente precipitação. Nas áreas do planeta onde ocorrem tais convergências existem precipitações de grande duração e intensidade média que atingem grandes áreas. Este tipo de precipitação ocasiona enchentes em grandes bacias.

2.2 Estimativas convencionais da precipitação

Convencionalmente, a forma mais utilizada para se obter dados de precipitação é a construção e manutenção de uma rede de postos pluviométricos localizados em posições geográficas específicas. Os dados de precipitação de postos pluviométricos (que utilizam, em sua grande maioria, equipamentos conhecidos como pluviômetros, vide figura 2.01, e em menor escala o pluviógrafo) são colhidos periodicamente para posterior verificação quantitativa da precipitação nestes postos.

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

Existem outros meios, pouco difundidos no Brasil, para se obter os dados de precipitação, sendo o mais importante o radar meteorológico. No Brasil existem três radares meteorológicos operando rotineiramente, instalados nas cidades de Curitiba, São Paulo e Fortaleza. Segundo Barret (2001), comparativamente às redes de postos pluviométricos, os radares meteorológicos são mais capazes para revelar a distribuição espacial da precipitação, bem como mais adequados aos trabalhos que necessitam de alta resolução temporal. Contudo, o radar meteorológico é um aparelho de instalação dispendiosa e que necessita ser calibrado periodicamente com dados conhecidos de precipitação, e por assim dizer, necessita ser acompanhado de postos pluviométricos convencionais.

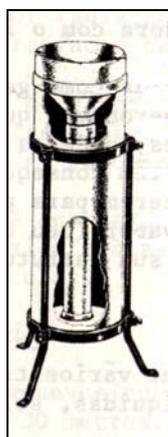


Figura 2.01: Pluviômetro

Muitas das avaliações em hidrologia ocorrem em áreas de grandes extensões territoriais (bacias hidrográficas), sendo um dos principais insumos os dados de precipitação. No entanto, o grande dilema consiste em como extrapolar/interpolam de forma satisfatória a precipitação a partir dos dados pontuais dos pluviômetros.

A precipitação em toda uma área é obtida usualmente através da aplicação de três métodos (consagrados pela prática) que extrapolam/interpolam a precipitação

segundo critérios matemáticos e geográficos. Estes métodos são os seguintes: Métodos da média aritmética, de Thiessen e das Isoietas.

O método da média aritmética atribui pesos idênticos a todos os postos pluviométricos disponíveis, sem levar em consideração a área de abrangência de cada um, bem como as diferenças climáticas e topográficas (Tucci e Bertoni, 2000). O método calcula a precipitação média como sendo simplesmente a média aritmética das medidas observadas nos postos pluviométricos. Tal sistemática tende a apresentar bons resultados somente para bacias pequenas com pequena variação pluviométrica ou para bacias com uma rede vasta e bem distribuída espacialmente de postos pluviométricos. Para áreas maiores, com uma distribuição irregular dos postos pluviométricos, o erro tende a ser bem maior.

O Método de Thiessen calcula a precipitação média através de uma média ponderada, atribuindo pesos às observações de cada posto pluviométrico conforme a área de abrangência na bacia de cada um (Tucci e Bertoni, 2000).

Segundo Mendes e Cirilo (2001), a área de abrangência de cada posto é obtida graficamente através dos seguintes passos:

- Conecta-se cada posto ao posto vizinho mais próximo através de linhas retas;
- Traçam-se bissetrizes perpendiculares às retas que conectam os postos;
- Unem-se todas as retas bissetrizes, formando os polígonos que delimitam as áreas de abrangência de cada posto.

Desta forma, o método de Thiessen leva em consideração a não uniformidade na distribuição espacial dos postos, mas não leva em conta o relevo da bacia e diferenças climáticas. Tal sistemática tende a apresentar melhores resultados quando aplicado em terrenos levemente acidentados e quando não existam grandes distâncias entre os postos pluviométricos. O método de Thiessen está representado na figura 2.02.

O Método das Isoietas gera linhas de igual precipitação sobre a bacia, dividindo-a em áreas de precipitação diferenciadas e não como a definição de precipitação média pressupõe, conforme figura 2.03. Tais linhas são ajustadas por interpolações entre os pontos observados da bacia, podendo-se eventualmente levar

em consideração a topografia local. O método das isoietas tende a apresentar melhores resultados quando não existam grandes distâncias entre os postos pluviométricos, além da necessidade de boa densidade na distribuição dos postos pluviométricos (Tucci e Bertoni, 2000).

Dos métodos apresentados acima, os dois últimos são os mais utilizados pois apresentam melhores resultados, contudo usualmente nenhum deles leva em consideração outros indicadores de maior ou menor precipitação regional dentre os postos pluviométricos tais como tipo de vegetação, solo, cobertura vegetal ou critérios físicos como a umidade e a temperatura. Além disto estes métodos não levam em consideração os parâmetros físicos relativos à própria nuvem que gerou a precipitação, pois o que ocorre na verdade é que as extrapolações imputam valores de precipitação para áreas onde não se tem qualquer tipo de informação sobre a precipitação efetivamente ocorrida.

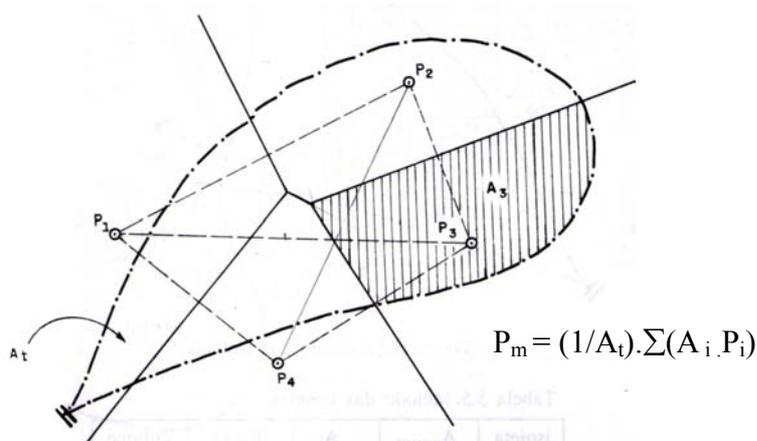


Figura 2.02: Método de Thiessen. (Fonte: Tucci e Bertoni ,2000 , p.197).

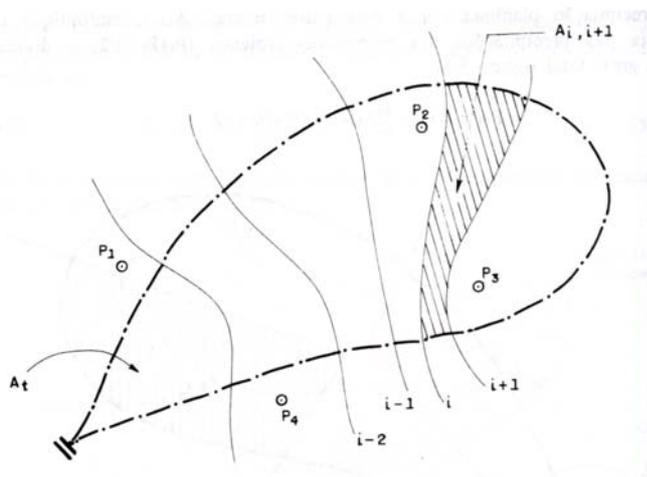


Figura 2.03: Método das Isoietas. (Fonte: Tucci e Bertoni ,2000 , p.198).

Como a qualidade do produto da extrapolação/interpolação depende, via de regra, do número de postos pluviométricos existentes e da sua distribuição espacial por toda a bacia, é notória a dificuldade de se obter dados de precipitação completos temporal e espacialmente, pois a rede brasileira de postos pluviométricos é mantida pelos mais diversos órgãos, públicos ou privados, com os mais diferentes propósitos, sendo que esta rede necessita de um trabalho constante de uma equipe para as verificações periódicas. Assim, o custo elevado de manutenção da rede, aliado à enormidade geográfica do nosso país, traz grandes dificuldades e inibe a utilização adequada de um grande número de postos pluviométricos.

2.3 Formação das imagens de satélites meteorológicos

O Sensoriamento Remoto é definido por Mendes (1990) como “sendo a utilização conjunta de sensores, a bordo de aeronaves e/ou espaçonaves e equipamentos para processamento dos mesmos, com o objetivo de estudar o ambiente terrestre através da análise das interações entre energia eletromagnética e os elementos que compõem a superfície da terra e a atmosfera”.

Os sensores utilizados em sensoriamento remoto podem ser classificados em passivos ou ativos, conforme a fonte de energia que utilizam para imagear os alvos terrestres. Os sensores passivos não possuem uma fonte própria de radiação, utilizando-se da radiação solar refletida ou emitida pelos alvos. Os sensores ativos possuem sua própria fonte de radiação eletromagnética, tal como as ondas de radar (*RAdio Detection And Ranging*). Desta forma, os satélites com sensores ativos geram ondas eletromagnéticas em direção à superfície terrestre para posteriormente captar a quantidades destas ondas que retornaram ao sensor.

Tudo na natureza está em constante vibração, emitindo ou modificando energia (onda ou radiação eletromagnética são usualmente utilizados como sinônimos de energia eletromagnética) e apresentando "perturbações" dos campos magnéticos e gravimétricos da Terra. As ondas eletromagnéticas são constituídas por diversas características físicas (intensidade, comprimento de onda, frequência, etc.), entretanto, independente dessas características, todas as ondas eletromagnéticas são

essencialmente idênticas, apresentando independência em relação à existência ou não de um meio de propagação. Esta independência é fácil de entender pela figura 2.04, onde os campos elétrico e magnético são perpendiculares entre si e ambos oscilam perpendicularmente à direção de propagação da onda (assim como campo elétrico gera um magnético, o campo magnético gera um elétrico).

A polarização é o estado em que a vibração de uma onda de luz ou outra radiação vibratória se efetua em um só plano (polarização linear ou plana) ou descreve círculos (polarização circular) ou elipses (polarização elíptica). Em outras palavras, o fenômeno de polarização apresentado pelas ondas eletromagnética se dá quando um dos plano de vibração permanece constante. A polarização é tida como horizontal quando o campo magnético permanece constante e como vertical quando o campo elétrico permanece constante.

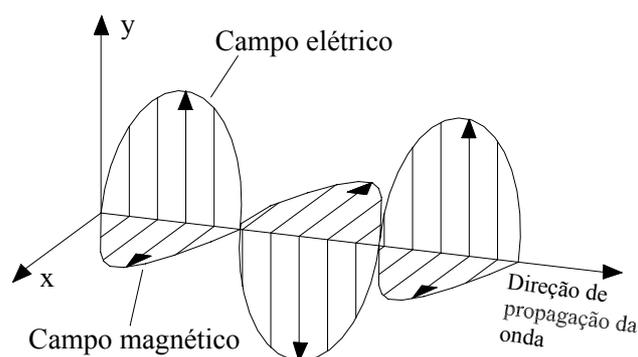


Figura 2.04: Onda eletromagnética

A radiação eletromagnética emitida pelo sol propaga-se no vácuo a uma velocidade de 300.000 km/s e é representada pelas grandezas conhecidas como comprimento de onda (λ) e frequência (f). Estas grandezas relacionam-se da seguinte forma:

$$\lambda = \frac{V}{f} \quad (2.01)$$

O comprimento de onda é definido pela distância entre dois pontos identicamente situados em ondas sucessivas, sendo medido com unidades de distância (m, cm, μ m, etc.). A frequência é o intervalo de tempo decorrido para a passagem de dois pontos identicamente situados em ondas sucessivas, sendo expressa em termos de ciclos por segundo (1 Hertz (Hz) equivale a 1 ciclo por

segundo). A principal fonte da radiação eletromagnética que chega à Terra é o Sol, que emite, a uma temperatura de 6.000 K, grandes quantidades de energia em um espectro contínuo. As ondas eletromagnéticas oriundas do sol e do espaço contém comprimentos de onda de milésimos de nanômetros até dezenas de quilômetros (não existindo intervalos), o que permite afirmar que o espectro é de fato contínuo. O termo espectro (do latim "*spectrum*", que significa fantasma ou aparição) foi adotado por Isaac Newton, no século XVII, para descrever a faixa de cores que compõem a luz solar.

Apesar do espectro contínuo, as técnicas de sensoriamento remoto por sistemas passivos (que utilizam o Sol como fonte primária de radiação eletromagnética) apenas utilizam o intervalo de 0,2 μm a 1 m, dividido em faixas conhecidas como bandas espectrais. Desta forma, uma banda espectral é uma pequena porção do espectro eletromagnético, também denominada canal.

A utilização apenas das bandas espectrais deve-se ao efeito de bloqueio da atmosfera nas demais áreas do espectro. Este bloqueio é ocasionado por alguns dos gases atmosféricos (especialmente O_2 , O_3 , CO_2), vapor d'água e pelos aerossóis que compõem a atmosfera, sendo que este bloqueio atua no sentido de reter uma parcela da energia incidente no topo da atmosfera, o que introduz o conceito de transmissividade.

A transmissividade representa a capacidade da atmosfera em permitir a penetração das ondas eletromagnéticas incidentes no topo da exosfera até a superfície. As áreas do espectro eletromagnético onde há grande transmissividade são conhecidas como janelas atmosféricas pois permitem livre trânsito das ondas eletromagnéticas até a superfície. As janelas atmosféricas mais importantes situam-se nos seguintes intervalos de comprimento de onda: 0,7 a 2,5; 3,5 a 4,0; 8 a 12 μm . A figura 2.05 representa as janelas atmosféricas e as bandas espectrais utilizadas pelos sensores dos satélites.

A transmissividade tem grande importância para o sensoriamento remoto, pois possibilita a reflexão da radiação que atinge a superfície terrestre e conseqüentemente o aproveitamento do fenômeno pelos sistemas sensores passivos a bordo de satélites. Segundo ENVI (2002), em sensoriamento remoto, o espectro

eletromagnético costuma ser dividido em várias parcelas, sendo as principais as seguintes:

- Ultra Violeta (“UV” - de 0,2 até 0,4 μm);
- Visível (“VIS” - de 0,4 a 0,7 μm);
- Infravermelho (*Infrared* ou “IR” - de 0,7 a 1000 μm).

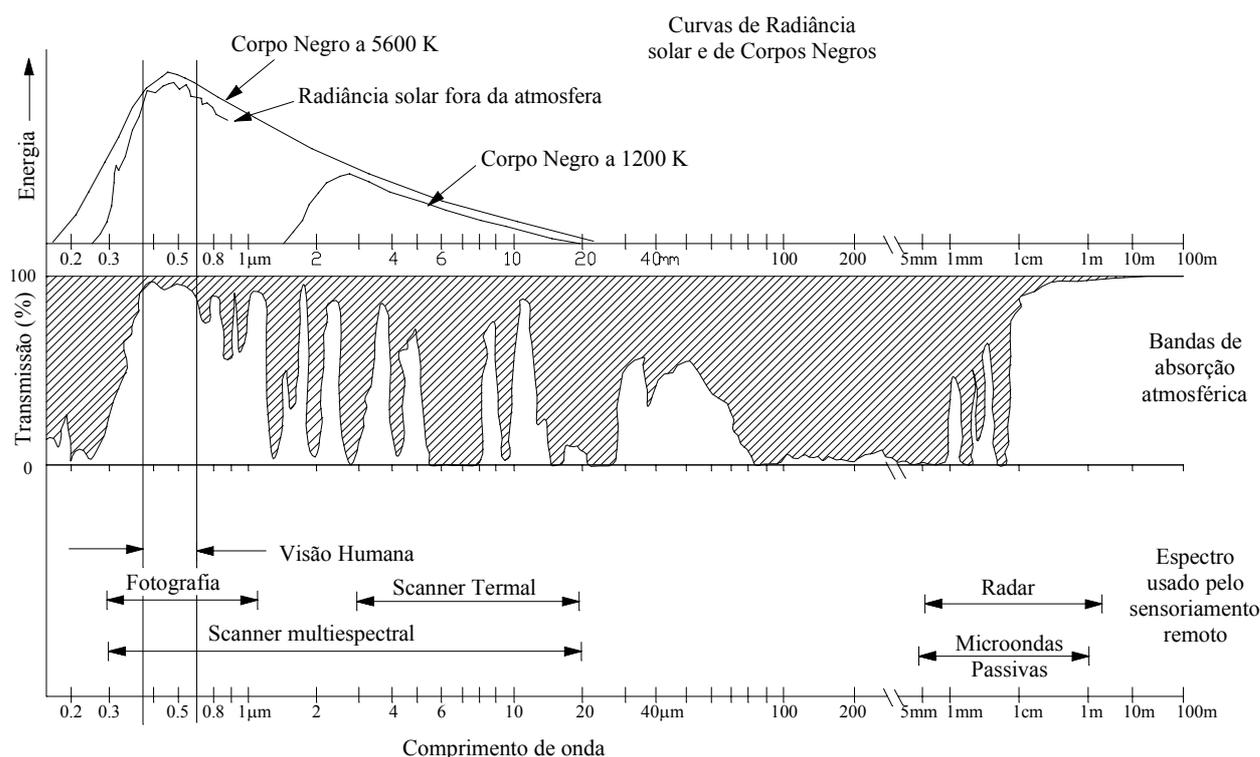


Figura 2.05: Janelas e bandas espectrais (Fonte: ENVI, 2002, p.A1).

O IR é dividido em infravermelho próximo (*Near Infrared* ou “NIR” – de 0,7 a 3 μm) e infravermelho afastado (*Far Infrared* ou “FIR” – de 3 a 1000 μm). O NIR comporta-se como a luz visível, porque também é provocado pela reflexão solar, contudo o FIR é caracterizado pela radiação térmica reemitida pela terra (ENVI, 2002). A figura 2.06 representa todas as divisões do espectro eletromagnético, demonstrando a correspondência entre comprimento (λ) e frequência (f) das ondas eletromagnéticas.

A figura 2.07 representa os três processos passíveis de ocorrerem (isoladamente ou em conjunto) com a radiação eletromagnética incidente (I): reflectância,

transmitância e absorptância (Mendes e Cirilo 2001). A reflectância (ρ) é a razão da radiação refletida (R) pela radiação incidente (I). A transmitância (τ) é a razão da radiação transmitida (T) pela radiação incidente (I). A absorptância (α) é a razão da radiação absorvida (A) pela radiação incidente (I).

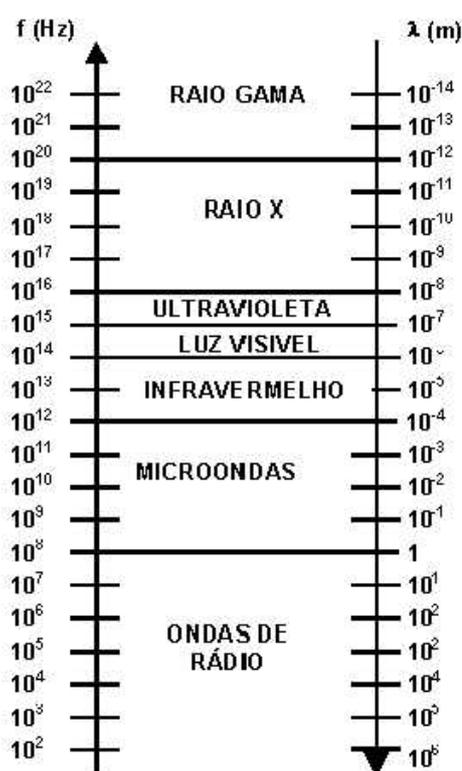


Figura 2.06: Janelas espectrais em escalas de frequência e comprimentos de onda

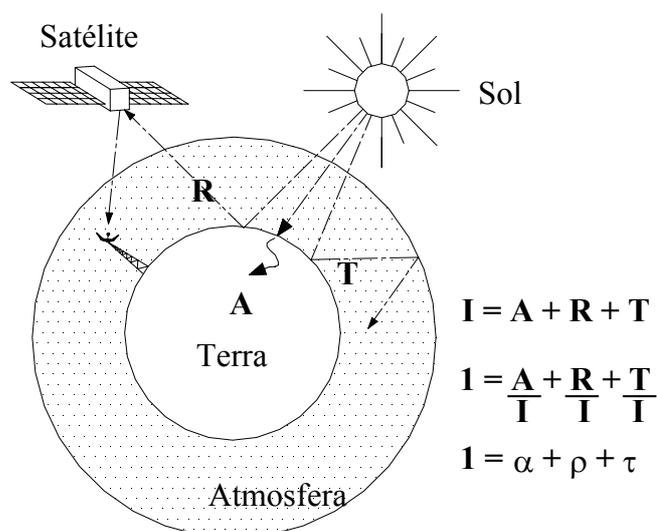


Figura 2.07: Representação esquemática da formação de imagens de satélite.

A determinação da natureza dos alvos em sensoriamento remoto é baseada no fato de que diferentes materiais possuem diferentes reflectâncias em cada banda do espectro. Quando as respostas espectrais de vários alvos são conhecidas, é possível determinar a natureza de um alvo desconhecido através da comparação da resposta espectral deste com dados de referência (ENVI, 2002).

A Emissividade de um corpo é a eficiência de emissão de ondas eletromagnéticas comparativamente à emissão de um corpo negro à mesma temperatura. O conceito de corpo negro constitui uma idealização, pois constitui-se na associação entre a máxima capacidade de emitir e de absorver radiação (em qualquer comprimento de onda) com a condição de equilíbrio termodinâmico.

Segundo Lahm *et al.* (2000), uma imagem de satélite é um arranjo matricial de números que representam a intensidade de radiação eletromagnética refletida (ou emitida) pelos materiais na superfície terrestre, sendo captadas pelos sensores espectrais a bordo do satélite.

Os sensores dos satélites imageiam a superfície terrestre atribuindo um número como sendo a resposta espectral de cada alvo na superfície terrestre. Este número é acondicionado em arquivos computacionais conhecidos como *Raster* e, para imagens de 8 bits, é representado numa escala visual de 256 níveis de cinza (de 0 a 255, sendo 0 a cor preta e 255 a branca).

Segundo Mendes e Cirilo (2001), os dados numéricos dos arquivos *Raster* são armazenados de forma matricial (uma grade de células com linhas e colunas, que representam a posição espacial da célula) sendo cada célula (ou “*pixel*”, derivado do inglês “*Picture Element*”) é identificada por três números X, Y e Z, onde X e Y são as coordenadas espaciais de cada *pixel* e Z o valor atribuído pelo sensor do satélite para a radiação eletromagnética (proveniente da área de cada *pixel*) que o atinge. Desta forma, como os arquivos *Raster* podem ser considerados matrizes, é possível somar, subtrair, multiplicar e dividir os valores de Z (em operações *pixel-a-pixel*) de imagens com mesmo número de linhas e colunas.

Necessário observar-se que o valor Z atribuído pelo sensor para um dado *pixel* (que em imagens de 8 bits varia de 0 a 255 níveis de cinza), refere-se à radiação eletromagnética refletida (ou emitida) pela área que compõem o *pixel* como um todo,

constituindo-se na “média da intensidade da energia refletida ou emitida pelos diferentes materiais presentes nesse *pixel*” (Crósta, 1992).

A percepção visual humana do nível de cinza, representado pelo valor Z de cada *pixel*, pode ser interpretado da seguinte forma: *pixels claros* indicam alta reflectância e baixa absorção da radiação eletromagnética na banda espectral em que foi feito o imageamento (para imagens de 8 bits, Z tende a 255); Inversamente, *pixels escuros* indicam baixa reflectância e alta absorção (Z tendendo a zero).

Os satélites podem apresentar órbitas geoestacionárias, polares ou oblíquas. A órbita é dita geoestacionária quando o satélite apresenta a mesma velocidade de rotação do planeta a aproximadamente 36.000 km de altitude. Todos os satélites geoestacionários situam-se num eixo imaginário (situado sobre o equador) conhecido como Cinturão de Clarke e ocupam uma posição orbital definida por organizações internacionais. Contudo, o simples fato de um satélite ter sido colocado no cinturão de Clarke não garante a sua posição geoestacionária, sendo necessárias correções (constantes ou esporádicas) realizadas pelas estações de telemetria, monitoração e controle para mantê-lo em órbita perfeitamente geoestacionária.

Como os satélites geoestacionários orbitam sempre sobre o mesmo ponto da superfície terrestre, estes apresentam grandes resoluções temporais, isto é, imageiam a superfície a intervalos reduzidos de tempo. Como a órbita geoestacionária permite ao satélite a fixação sobre determinado ponto da linha do equador, os satélites ambientais da série GOES produzem 96 imagens diárias em cada canal disponível (a intervalos de 15 minutos). Além disto, a órbita elevada dos satélites geoestacionários possibilita uma grande campo de visada, permitindo o imageamento de grandes parcelas do globo com um ângulo de visada constante (EMBRAPA, 2002). Contudo, os satélites geoestacionários produzem imagens muito distorcidas dos pólos, o que impede a sua utilização nestas áreas. A tarefa de monitorar os pólos cabe aos satélites de órbita dita polar.

Os satélites de órbita polar apresentam altitudes muito menores que os geoestacionários (em torno de 850 km), perfazendo uma órbita completa em torno de 100 minutos, o que resulta em aproximadamente em 14 imagens (por canal) por dia sobre o mesmo ponto da superfície terrestre (ESA, 2002). Uma vez que o número de

órbitas por dia não é um número inteiro (aproximadamente 14,4), os satélites polares não passam sempre à mesma hora no mesmo local, o que provoca uma variação de exposições solares. A variação de exposições é uma das fraquezas dos satélites polares, muito embora também possa ser um trunfo em casos específicos. A fraqueza refere-se ao fato de ser impossível prever com facilidade quando o satélite passará numa determinada região, o que provoca dificuldades em se trabalhar com a heterogeneidade da informação resultante. Por outro lado, esta mesma heterogeneidade pode ser muito útil quando se pretende estudar declives, ou outros aspectos que necessitem exposições solares diferenciadas. Como os satélites polares orbitam a baixas altitudes, a resolução espacial pode ser muito boa (dependendo do sensor), contudo não são capazes de acompanhar fenômenos de curta duração (ESA, 2002).

As órbitas ditas oblíquas apresentam velocidade de rotação diferente do planeta e orbitam a altitudes normalmente muito baixas, o que acarreta, comparativamente às órbitas geoestacionárias, o imageamento de áreas menores, resoluções temporais menores (intervalos de tempo maiores entre as imagens) e, relativamente, melhores resoluções espectrais (*pixel* de menores dimensões). Na figura 2.08 estão representados as características orbitais dos satélites.

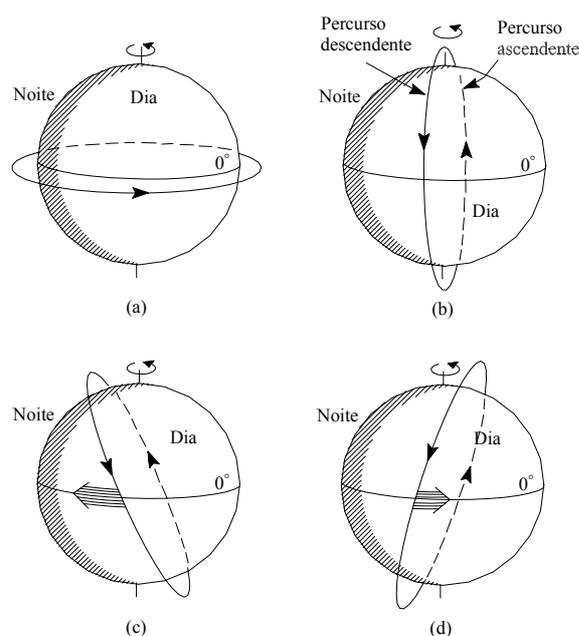


Figura 2.08: Características orbitais. (a) órbita geoestacionária; (b) órbita polar; (c) órbita oblíqua progressiva; (d) órbita oblíqua retrógrada (Fonte: Barret *et al.*, 1990, p.12)

O Sistema Mundial de Cobertura de Satélites Meteorológicos é mantido por um consórcio euro-americano, com três satélites geoestacionários (dispostos sobre a linha do equador), sendo dois da série GOES (operados pela NOAA) e um METEOSAT (operado pela *European Space Agency* – ESA). Cada um dos satélites cobre aproximadamente 42 % da superfície terrestre (ocorrendo sobreposição das áreas observadas), sendo o METEOSAT 6 disposto no continente americano, o GOES *EAST* (ou GOES 8, situado a 75° W de longitude) no continente americano e o GOES *WEST* (ou GOES 9 a 135° W de longitude) no oceano pacífico.

O principal aparelho imageador dos satélites da série GOES (10 satélites ao todo, administrados pela NOAA), é o radiômetro visível e infravermelho conhecido como VISSR (*Visible and Infrared Spin Scan Radiometer*), um instrumento que oferece a vantagem de estabilizar o satélite para produzir imagens das nuvens. Os satélites desta série giram a 100 rotações por minuto (rpm) e a cada rotação o VISSR varre uma parcela (uma linha de pixels) da superfície terrestre (de oeste para leste), perfazendo uma imagem completa do globo a cada 15 minutos (EMBRAPA, 2002). Nas últimas versões da série GOES, os instrumentos VISSR foram realçados com um sensor adicional infravermelho, o que fornece maior capacidade para uma sondagem atmosférica. Estes instrumentos são formalmente denominados VISSR/VAS (*VISSR Atmospheric Sounder*). O VISSR/VAS permite uma visão multiespectral adicional, permitindo coletar e transmitir dados provenientes de três canais infravermelhos diferentes em adição ao imageamento visível e de vapor d'água. Os canais do satélite GOES 8 estão discriminados na tabela 2.01:

Tabela 2.01: Canais do satélite GOES 8 (Fonte: Ellrod *et al.*, 1998, p. 2510) .

Canal	Descrição	Comprimento de onda (μm)
1	Visível	0.52 a 0.72
2	Infravermelho de ondas curtas	3.78 a 4.03
3	Vapor d'água	6.47 a 7.02
4	Infravermelho	10.2 a 11.2
5	Infravermelho de ondas longas	11.5 a 12.5

A série METEOSAT começou em 1977 como resultado de uma iniciativa da Agência Espacial Européia para a produção de dados primários relacionados à

previsão de tempo e condições meteorológicas. Até o presente, foram lançados 6 satélites da série, culminando com o posicionamento em órbita geoestacionária do METEOSAT-6, em 1993. O principal equipamento carregado pelo METEOSAT é um radiômetro sensível a radiação visível e infravermelha em diversos canais espectrais. O satélite gira a 100 rotações por minuto (rpm) e a cada rotação o radiômetro varre, na direção leste-oeste, uma parcela da superfície terrestre (uma linha de pixels), perfazendo uma imagem a cada 30 minutos (ESA, 2002). Para cada pixel, o radiômetro mede a energia eletromagnética que chega aos sensores e, através da transformação em sinais elétricos, estas são codificadas digitalmente e transmitidas para estações em solo. A resolução subsatélite das imagens do METEOSAT 6 no canal visível é de 2,5 km e de 5 km para os canais infravermelhos (ESA, 2002).

A importante série de satélites de órbita polar da NOAA é constituída atualmente pelos satélites NOAA-12, 14, 15 e 16, tendo este último sido lançado em setembro de 2001. Está previsto para junho de 2002 o lançamento do mais moderno satélite desta série, o NOAA-17, com consideráveis inovações sobre os anteriores. O equipamento mais importante levado pelos satélites desta série é o radiômetro AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*), constantemente aprimorado a cada lançamento. Outros equipamentos compõem a plataforma dos satélites polares da NOAA são: SBUV (*Solar Backscatter Ultraviolet Radiometer*), HIRS (*High Resolution Infrared Radiation Sounder*), SSU (*Stratospheric Sounding Unit*) e o AMSU (*Advanced Microwave Sounding units*). As bandas espectrais destes sensores estão bem adaptadas a estudos de vegetação e balanços de energia entre países, continentes e mares. Contudo, por se tratarem de satélites meteorológicos, a cartografia resultante é de baixa resolução espacial (1,1 km). A última versão do radiômetro AVHRR opera com seis canais espectrais, conforme ilustrado na tabela 2.02.

O objetivo primário dos satélites da série NIMBUS foi o de desenvolver um sistema capaz de suprir as necessidades das pesquisas voltadas à atmosfera e suas interações com os oceanos e continentes, tendo sido por muito tempo a única fonte de dados de microondas passivas. Segundo WSRC (2002), esta série compreende

sete satélites (NIMBUS 1 a 7), todos lançados pela NASA e operados pela NOAA. Ainda segundo WSRC (2002), o satélite NIMBUS 7 foi colocado em órbita héliossíncrona, transportando oito equipamentos de medição: LRIR (*Limb Radiance Inversion Radiometer*), HRIRS (*High Resolution Infrared Radiation Sounder*), ERB (*Earth Radiation Budget experiment*), ESMR (*Electrically Scanning Microwave Radiometer*), PMRR (*Pressure Modulated Radiometer*), SBUV/TOMS (*Solar Backscatter UV/Total Ozone Mapping Spectrophotometer*), THIR (*Temperature, Humidity Infrared Radiometer*) e TWECRL (*Tropical Wind, Energy Conversion and Reference Level experiment*). A série NIMBUS contribui decisivamente na caracterização física da atmosfera global e suas interações com a superfície do planeta. Além disto, deve-se à série NIMBUS a melhor compreensão do equilíbrio térmico do planeta e das relações da precipitação com as microondas passivas (através do sensor ESMR).

Tabela 2.02: Canais do radiômetro AVHRR/3 do satélite polar NOAA-15

Canais	Comprimento de onda (μm)
Canal 1	0,58 a 0,68
Canal 2	0,725 a 1,10
Canal 3B	3,55 a 3,93
Canal 3A	1,60 a 3,00
Canal 4	10,3 a 11,3
Canal 5	11,5 a 12,5

O DMSP (Defense Meteorological Satellite Program) data de 1960 e destina-se a atividades de defesa dos Estados Unidos da América, mas também têm sido utilizado para estudos meteorológicos. O DMSP está sob responsabilidade do *Air Force Space and Missile Systems Center* (SMSC), sendo este o órgão que implementa, lança e mantém os satélites de defesa daquele país. Devido às características militares do programa, o acesso completo às informações dos satélites DMSP ainda é bastante restrito. Uma das características especiais dos satélites deste programa é a sua capacidade de gerar imagens com pouca quantidade de luz, permitindo a detecção de cidades, pontos de luz ou queimadas durante a noite (EMBRAPA, 2002).

Os satélites DMSP são colocados em órbita polar héliossíncrona, a uma altitude aproximada de 835 km, oferecendo uma cobertura global da atmosfera a cada seis horas e cruzando o mesmo ponto a cada dois dias (EMBRAPA, 2002). Um dos sensores mais importantes dos satélites DMSP é o SSM/I (*Special Sensor Microwave Image instrument*), que é um sensor passivo para microondas com sete canais de baixa resolução, variando de 15 à 50 km (EMBRAPA, 2002). Os dados do SSM/I são usados na obtenção de pontos na superfície com parâmetros oceanográficos e terrestres em escala global, bem como em estimativas de precipitação.

Um outro equipamento de grande importância nos satélites DMSP é o imageador de alta resolução OLS (*Operational Linescan System*), utilizado no visível e infravermelho. O sensor visível tem por objetivo obter imagens de alta resolução e o infravermelho possui a capacidade de detectar baixos níveis de radiação no infravermelho próximo durante a noite. Os instrumentos imageadores no visível e infravermelho são usados para monitorar a distribuição global das massas de ar tanto durante o dia quanto à noite.

2.3.1 As Características das nuvens analisadas por imagens de satélites

As características das nuvens relacionadas à precipitação usualmente avaliadas por satélites são o brilho (ou reflectância no canal do visível), a temperatura do topo e a textura da superfície da nuvem.

Embora exista algum debate sobre a exata relação entre o brilho da nuvem e a precipitação, é geralmente aceito que as nuvens mais brilhantes nas imagens do canal Visível são mais espessas e conseqüentemente com maior tendência a gerar precipitação (Rosenfeld, 1990). O brilho da nuvem é mensurado no canal visível, através da reflectância (ρ), ou seja, pelo quociente entre a resposta espectral do *pixel* no canal visível (de 0,55 a 0,75 μm no satélite GOES) e a radiação incidente no topo da atmosfera nos mesmos comprimentos de onda. Apesar de não estritamente correto, usualmente são considerados como sinônimos os termos albedo e

reflectância, isto porque o albedo refere-se à reflectância de um dado sistema, considerando-se o quociente entre o fluxo refletido e o fluxo incidente, ambos integrados sobre todo o espectro solar.

A temperatura do topo da nuvem, determinada através das imagens do infravermelho termal (com uma conveniente calibração), é aceita como um dos fatores mais importantes na geração da precipitação. Quanto mais fria a nuvem, maior é a sua penetração nas camadas mais frias da atmosfera e maior a tendência a gerar precipitação.

A textura da nuvem tem sido incorporada às técnicas de estimativa da precipitação, pois permite distinguir as nuvens cirriformes das cumuliformes. Tal inclusão é necessária pois as nuvens cirriformes não geram precipitação, mas podem ser encontradas em grandes altitudes (e conseqüentemente frias) com espessura suficiente (através de camadas sobrepostas) para serem confundidas (através da interpretação das imagens no canal visível) com nuvens precipitáveis.

A seguir, serão comentadas as relações entre as imagens do satélite ambiental geoestacionário americano GOES 8 nas três bandas (VIS, IR e Vapor d'água) mais relacionadas às características das nuvens citadas por CPTEC (2002).

Para os comprimentos de onda de 0,55 a 0,75 μm (canal visível do GOES 8), a Terra não emite radiação, mas reflete a oriunda do Sol. Portanto, as imagens neste canal representam (em tons de cinza) a distribuição de brilho que seria percebida com os próprios olhos a partir do espaço (vide figura 2.09a). Assim pode-se enumerar, para as imagens obtidas neste canal, as seguintes observações:

- os continentes, mares e oceanos são escuros;
- as nuvens mais espessas são mais brilhantes porque refletem mais radiação solar (por exemplo, nuvens cumulus com grande desenvolvimento vertical ou bancos de nuvens estratificadas com grande espessura);
- as nuvens de grande altura mas de espessura fina (cirrus) são pouco ou nada visíveis, exceto quando sobrepostas umas às outras em diferentes alturas.

No canal de comprimento de onda de 10,2 a 11,2 μm (canal infravermelho do GOES 8), a atmosfera (constituída de ar e vapor d'água) quase não absorve radiação, porém as nuvens sim (vide figura 2.09c). Assim, para as imagens obtidas no canal do infravermelho, pode-se enumerar as seguintes observações:

- Na ausência de nuvens pode ser observada a radiação que vem diretamente do solo (permitindo estimar a temperatura da superfície);
- As nuvens frias emitem menos radiação, e desta forma, são vistas mais escuras do que em relação ao solo;
- Uma nuvem absorve uma boa parte da radiação térmica que vem do solo e da atmosfera, e volta a emití-la de acordo com sua temperatura. Portanto, medindo a temperatura das nuvens pode-se estimar sua altitude;
- Uma nuvem cirrus (de pequena espessura) tem pouca absorção de radiação solar, mas absorve bastante radiação térmica vinda do solo e volta a emití-la. Portanto, estas nuvens situadas em altitudes elevadas também podem ser visualizadas no canal infravermelho.

No canal de comprimento de onda de 6,47 a 7,02 μm (canal de vapor d'água do GOES 8, vide figura 2.09b) observa-se apenas radiação térmica emitida pela Terra e seus componentes (solo, nuvens, poeira, vapor d'água, dióxido de carbono, dentre outros), uma vez que a radiação proveniente do Sol (neste comprimento de onda) não alcança a superfície devido ao bloqueio da atmosfera. Na atmosfera o vapor d'água costuma estar presente até 8000 metros de altitude, sendo que o vapor d'água e as nuvens existentes na atmosfera absorvem a radiação térmica procedente da superfície e voltam a emitir radiação térmica. Assim, pode-se enumerar, para as imagens obtidas no canal do vapor d'água, as seguintes observações:

- Não é percebida a superfície do planeta (porque a radiação proveniente dela foi absorvida pelo vapor);
- As imagens são apresentadas de forma que, quanto mais frio estiver o vapor (portanto presente em níveis mais altos), mais brilhante será a imagem. Contudo podem ser observadas tanto nuvens quanto vapor.

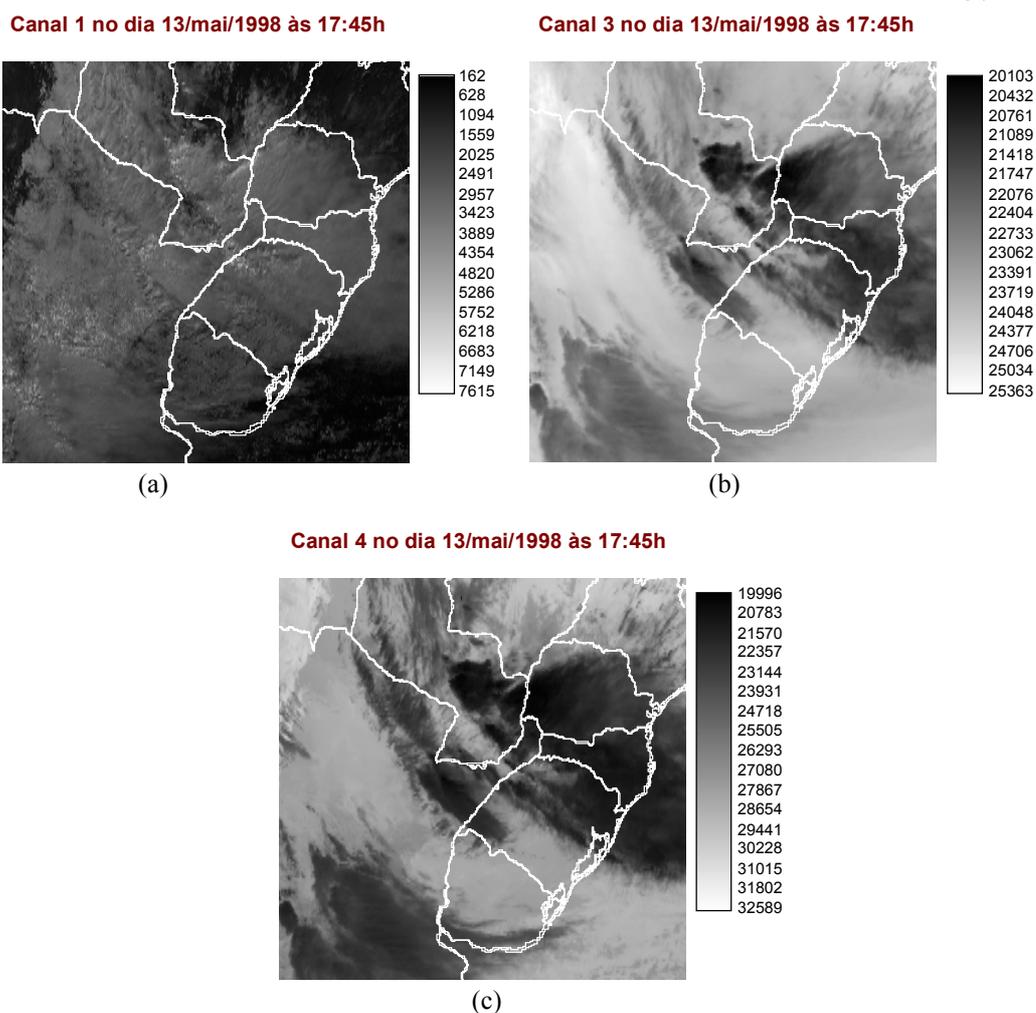


Figura 2.09: Imagens do satélite GOES 8: (a) canal 1; (b) canal 3; (c) canal 4.

2.4 Estimativas da precipitação com o auxílio de satélites

Segundo Barret *et al.* (1990), várias técnicas de estimativa da precipitação através do monitoramento de satélites foram desenvolvidas desde o início de 1960 para diferentes locais do globo, com finalidades e metodologias diversas, sendo que, devido a tais diferenças, torna-se difícil compará-las qualitativamente.

Contudo, para efeito de sistematização, pode-se dividi-las considerando a necessidade de intervenção de um analista em determinadas fases do processo de avaliação em interativas e não interativas. As técnicas interativas foram concebidas anteriormente às não interativas, porém não existe uma conotação de hierarquia na qualidade dos resultados em relação à idade, uma vez que ambas as classes continuam sendo desenvolvidas. Na tabela 2.03 estão resumidas todas as técnicas que

a seguir serão descritas, apresentando os canais utilizados, os períodos de acumulação da precipitação, os intervalos de tempo entre as imagens do satélite (imageamento), os tipos de dados de solo utilizados e as áreas de estudo.

Tabela 2.03: Resumo das técnicas estudadas. As técnicas de Bristol e Bristol/NOAA possuem dados omitidos devido a não completa citação na literatura.

	Técnica	Canais	Precipitação	Imageamento	Dados de solo	Área de Estudo/Emprego
Não Interativas	Kilonsky-Ramage	VIS	30 dias	24 h	Pluviômetro	Oceanos Tropicais
	GPI	IR	24 h	3 h	Radar	Área Tropical do Oceano Atlântico
	ADMIT	VIS / IR	10 dias	4 h	Pluviômetro	Continente Africano
	PERMIT	IR	10 dias	6 h	Pluviômetro	Sahel – África
	TAMSAT	IR	10 dias	1h	Pluviômetro	Níger e Sudão
	CST	IR	30 min	30 min	Pluviômetro e Radar	Flórida – Estados Unidos
Interativas	BRISTOL	IR	12 a 24 h	-	-	Regiões tropicais do globo
	BRISTOL/NOAA	VIS / IR	-	-	Pluviômetro e Radar	Europa, Ásia e Estados Unidos
	NESDIS	VIS / IR	30 min	30 min	Radar	Estados Unidos

As técnicas não interativas possuem algoritmos computadorizados que não necessitam do auxílio de um analista na definição da natureza de determinados fenômenos climáticos. Existem alguns fenômenos climáticos que, quando observados a partir de satélites, apresentam características similares às de outros fenômenos que se deseja mapear ou quantificar. Tais semelhanças entre fenômenos distintos tendem a aumentar os erros nos resultados dos algoritmos não assistidos, caso estes não tenham a “destreza” (embutida em seus algoritmos) para diferenciá-los. As técnicas não interativas foram desenvolvidas a partir das técnicas interativas de acordo com o aumento do conhecimento dos fenômenos climáticos. Os conhecimentos gerados pelos primeiros modelos assistidos, quando incorporados à sistemática de avaliação, diminuíram a necessidade de acompanhamento de um

analista, chegando mesmo a dispensá-los quando se tem por objetivo avaliar a precipitação em grandes escalas temporais e espaciais.

Em contrapartida, as técnicas interativas requerem, em determinadas fases do processo de avaliação, a intervenção de um analista para decidir sobre a natureza de certos fenômenos naturais, cuja identificação não é feita de maneira satisfatória pelos algoritmos computadorizados. Apesar da qualidade da estimativa da precipitação depender da experiência dos analistas, é consenso geral que analistas experientes têm muito mais êxito na identificação da natureza de certos fenômenos que refinados e sofisticados algoritmos computadorizados. Um exemplo usual que pode ser mencionado é a identificação por analistas das nuvens cirrus. Tais nuvens não são precipitáveis, porém os algoritmos computadorizados sozinhos têm dificuldade em distingui-las das nuvens precipitáveis. Assim, em regiões onde existe a predominância de nuvens cirrus (ou de camada finas de nuvens), o uso de técnicas auxiliadas por analistas é mais indicado.

Neste contexto, o monitoramento da precipitação via imagens de satélite é particularmente importante dada a incapacidade dos dados convencionais de cobrir todo o globo de forma conveniente.

2.4.1 Técnicas não interativas

De forma geral, os trabalhos feitos para estimar, sem a intervenção de um analista, a precipitação para períodos tidos como de longa duração (1, 5, 10 e 30 dias) são apenas inferências realizadas a partir dos sensores de satélite, pois estes permitem (nas imagens dos canais visível e infravermelho principalmente) apenas analisar a parte superior as nuvens e não diretamente a precipitação.

Assim, quase a totalidade dos esforços tem consistido em construir uma boa correlação (usualmente linear) entre certas características das nuvens analisáveis por satélites (acumuladas de certa forma dentro de um período de tempo) e os dados disponíveis de precipitação medidos *in situ* durante o mesmo período. A maioria das técnicas utiliza imagens dos canais visível e infravermelho, variando essencialmente a quantidade de dados de entrada (número de imagens diárias utilizadas), escalas

temporal e espacial e os critérios na definição de quais as características das nuvens são mais relacionadas à precipitação em dada região do Globo.

De forma geral, os resultados obtidos com tais técnicas têm apresentado a tendência de subestimar as precipitações em grandes áreas e superestimar as ocorridas em pequenas áreas (apesar do erro na subestimativa ser sensivelmente menor que na superestimativa).

Serão apresentadas aqui, de forma resumida, seis técnicas não interativas de estimativa para precipitação desenvolvidas para diferentes locais e condições climáticas do globo citadas por Barret *et al.* (1990). São elas: Técnica de Kilonsky-Ramage, Índice Global da Precipitação (*The Global Precipitation Index*), Técnica Integrativa de Monitoramento Automático de Secas (*Automatic Drought Monitoring Integrative Technique - ADMIT*), Técnica de Monitoramento Integrativo da Precipitação Efetiva a partir de Órbitas Polares (*Polar-orbiter Effective Rainfall Monitoring Integrative Technique - PERMIT*), técnica TAMSAT e a Técnica Convectiva-Estratiforme (*The Convective-Stratiform Technique - CST*).

A. Técnica de Kilonsky-Ramage

A técnica de Kilonsky-Ramage foi originariamente desenvolvida para estimar a precipitação nos oceanos tropicais, onde dados de superfície são extremamente difíceis de se obter, com o intuito de se aplicar o resultado em modelos climatológicos. Kilonsky e Ramage (1976) *apud* Barret *et al.* (1990) descobriram que o número de dias (durante um período de um mês) nos quais ocorreu cobertura de nuvens altamente reflectivas (em uma área quadrada de um grau de latitude por um grau de longitude) é bastante correlacionável com a precipitação mensal mensurada em postos pluviométricos localizados em ilhas no alto mar. Esta simples relação foi utilizada como base da Técnica de Kilonsky-Ramage. O número de dias com cobertura de nuvens altamente reflectivas e as precipitações mensuradas nas ilhas foram correlacionados de forma linear. A técnica utiliza apenas o brilho das nuvens na área do visível do espectro eletromagnético (0,4 a 0,7 μm) em apenas uma imagem diária, o que implica em não se levar em conta o período noturno, o que

tende a aumentar os erros na avaliação da precipitação quando da correlação com os dados colhidos ininterruptamente nas ilhas.

Além destes dois fatores, a técnica de Kilonsky-Ramage depende de uma boa representatividade da precipitação mensurada nas ilhas em relação ao mar aberto. Apesar destas críticas à técnica de Kilonsky-Ramage, cabe-lhe o mérito de ser um processo fácil, rápido e barato que utiliza equipamentos bastantes simples para estimar a precipitação em áreas muito grandes.

B. Índice Global da Precipitação (GPI - *Global Precipitation Index*)

Esta técnica é baseada em imagens de satélites geoestacionários na área do infravermelho no espectro eletromagnético e foi desenvolvida para as áreas tropicais do Oceano Atlântico.

Arkin (1979) *apud* Barret *et al.* (1990) comparou estimativas de precipitação feitas por radares com os dados infravermelhos do satélite GOES de uma grande área tropical do Oceano Atlântico e verificou que o tempo em que a superfície esteve coberto por nuvens ditas “frias” em um determinado período de observação é correlacionável com a precipitação acumulada (mensurada por radares calibrados com dados de postos pluviométricos) no mesmo período.

As nuvens foram consideradas frias se a temperatura do topo das mesmas fosse igual ou inferior a 235K (-38,15°C). A cobertura horária do solo por nuvens “frias” foi tomada como uma função linear da precipitação medida no solo. As imagens do GOES utilizadas foram amostradas a intervalos de 3 horas.

Os resultados obtidos com esta técnica demonstraram ser bastante confiáveis caso aplicada a uma área de dimensões maiores ou iguais a 150 x 150 km (22.500 km²) e dentro de um período de tempo não inferior a 24 horas.

Apesar da boa correspondência global entre as estimativas feitas com a técnica e os dados oriundos dos postos pluviométricos, notou-se que existe a tendência geral de superestimativa nas áreas com chuvas de grande intensidade (com altos valores de pico) nas estações chuvosas sobre as Américas.

C. Técnica ADMIT

A técnica Integrativa de Monitoramento Automático de Secas (*Automatic Drought Monitoring Integrative Technique*) combina as imagens de satélite nas áreas do Visível e do Infravermelho no espectro eletromagnético, diferentemente das duas técnicas anteriores. Enquanto as duas primeiras técnicas apresentadas foram desenvolvidas principalmente com o propósito de inventariar dados climatológicos, a técnica ADMIT foi desenvolvida para ser utilizada pela climatologia aplicada.

Esta técnica foi inicialmente desenvolvida para estimativas sobre áreas mensuradas com células (*pixel*) de 10 x 10 km em um período de 10 dias sobre o continente Africano. Nesta técnica, explora-se o fato de que as imagens visíveis e infravermelhas fornecem mais informações sobre o delineamento das áreas de precipitação quando usadas conjuntamente do que isoladamente. No estudo foram utilizados 3 pares de imagens diurnas no visível e infravermelho e 3 imagens noturnas no infravermelho, ou seja, com amostragem a intervalos de 4 horas.

A técnica ADMIT consiste no delineamento diário das áreas de precipitação e de não precipitação utilizando um algoritmo biespectral (imagens visíveis e infravermelhas) para o período diurno e um algoritmo baseado na temperatura (imagens infravermelhas) no noturno.

O delineamento proporciona um mapa temporal que representa o somatório de tempo (em períodos de 10 dias) no qual cada célula do solo esteve coberta, por nuvens consideradas precipitáveis e, então, tal mapa é multiplicado por mapas de “precipitação por dia de chuva” derivados de dados climáticos recompilados para cada período de aplicação, obtendo-se uma estimativa inicial da precipitação.

A estimativa inicial pode ser calibrada ou ajustada (através de curvas de regressão quadrática) com dados mensurados em terra (postos pluviométricos ou estações de radar) melhorando a qualidade do resultado da técnica.

O algoritmo baseado na temperatura (que opera noturnamente) trabalha somente dentro dos limites dilatados das áreas cobertas por nuvens identificadas durante o dia como precipitáveis (através do algoritmo biespectral). Os limites das áreas definidas diuturnamente pelo algoritmo biespectral são marcados e durante a

noite seus limites são dilatados por um valor proporcional ao crescimento da nuvem durante o dia. Assim, são nestes limites dilatados que se aplica o algoritmo da temperatura durante a noite. Tal abordagem dupla tem por objetivo excluir (ou minimizar) no delineamento de nuvens precipitáveis as nuvens noturnas do tipo cirrus.

As nuvens cirrus são pouco espessas e, por este motivo apresentam menor reflectância no visível (durante o dia) o que possibilita diferenciá-las das nuvens mais capazes de gerar precipitação. Contudo, durante a noite não se tem a assistência de imagens no visível para diferenciá-las, o que dificulta a eliminação (pelo algoritmo da temperatura) das nuvens cirrus nos níveis mais elevados da atmosfera (o que as torna tão frias quanto as demais nuvens precipitáveis).

A técnica ADMIT tem sido testada com resultados encorajadores em toda a África (com uma baixa resolução espacial), no Sahel Ocidental e no leste africano (ambos com uma melhor resolução espacial). A técnica ADMIT conseguiu demonstrar como as tendências regionais da precipitação (tais como o alcance, a localização e a intensidade da chuva em um mês qualquer) são bem representadas pela estimativa inicial gerada pela técnica ADMIT.

D. Técnica PERMIT

A técnica de Monitoramento Integrativo da Precipitação Efetiva a partir de Órbitas Polares (*Polar-orbiter Effective Rainfall Monitoring Integrative Technique*) é idêntica à técnica ADMIT, exceto no seu primeiro estágio, ou seja, na delimitação dos limites diários das áreas com nuvens precipitáveis.

A técnica PERMIT foi inicialmente desenvolvida com a aplicação dos dados dos satélites polares da série NOAA para os locais onde os dados de satélites geoestacionários não poderiam ser utilizados rotineiramente. Desta forma, o algoritmo desenvolvido pela Técnica PERMIT utiliza apenas quatro imagens por dia, não sendo utilizado o canal visível. A técnica foi empregada em algumas partes da África (em especial no Sahel Ocidental) onde o clima é mormente dominado pela atividade de sistemas convectivos.

Nesta técnica, a delimitação das áreas de precipitação é feita apenas com base na diferenciação das temperaturas nas 4 imagens infravermelhas diárias utilizadas. Adotou-se para tal diferenciação a temperatura de 241 K (-32,15° C), para a qual as células com temperaturas menores que tal limite são consideradas precipitáveis. Como as imagens da área do visível do espectro eletromagnético não são utilizadas nesta técnica, não há nenhuma avaliação da intensidade do brilho das nuvens.

Com a delimitação diária das nuvens precipitáveis, obtém-se um mapa temporal no qual representa-se o somatório de tempo no qual cada célula do solo esteve coberto por nuvens consideradas precipitáveis. Na realidade, tal mapa temporal é o somatório de tempo em um dia no qual determinada célula esteve coberta com nuvens com temperaturas inferiores a 241 K. Uma vez obtido o mapa temporal, o restante do processo de estimativa da precipitação é idêntico ao descrito para a Técnica ADMIT.

Comparando-se as Técnicas ADMIT e PERMIT verificou-se que ocorreram algumas diferenças nos limites diários das áreas consideradas cobertas por nuvens precipitáveis, contudo, quando observa-se as estimativas de precipitação para períodos de 10 dias, muitas diferenças desaparecem, e são obtidos mapas de estimativa da precipitação muito similares entre si.

E. Técnica TAMSAT

Assim como a PERMIT, esta técnica também foi desenvolvida para a estimativa de precipitação em períodos de 10 dias (ou mais) usando apenas imagens infravermelhas. Contudo, diferentemente do PERMIT, a técnica TAMSAT utiliza 24 imagens diárias (e não apenas 4). A técnica foi aplicada em Níger e em outras partes do Sahel Ocidental.

Basicamente, assim como as demais, a técnica depende da correlação existente entre as horas de cobertura de nuvens frias e os dados de precipitação acumulada para o mesmo período de tempo (advindos dos postos pluviométricos existentes na área em estudo).

Adota-se nesta técnica temperaturas bastante baixas (223 a 213K; $-50,15^{\circ}$ a $-60,15^{\circ}$ C) para diferenciar as nuvens precipitáveis das não precipitáveis. Correlaciona-se de forma linear as horas de cobertura de nuvens frias e os dados de precipitação.

Contudo, apesar da relação linear ter sido adotada em grande parte das técnicas de estimativa, pesquisas continuadas (Flitcroft *et al.* (1987) *apud* Barret *et al.* (1990)) demonstram que diferentes tipos de regressão são necessários para diferentes regiões e para diferentes estações climáticas.

Assim como as técnicas ADMIT e PERMIT, a técnica TAMSAT tem sido aprimorado no sentido de incorporar correlações não lineares mais apropriadas para as condições regionais e sazonais. A figura 2.10 mostra diferentes relações obtidas para estimativas de períodos de 10 dias em junho/julho e em agosto de 1985 em uma mesma área de Níger ($13 - 15^{\circ}$ N):

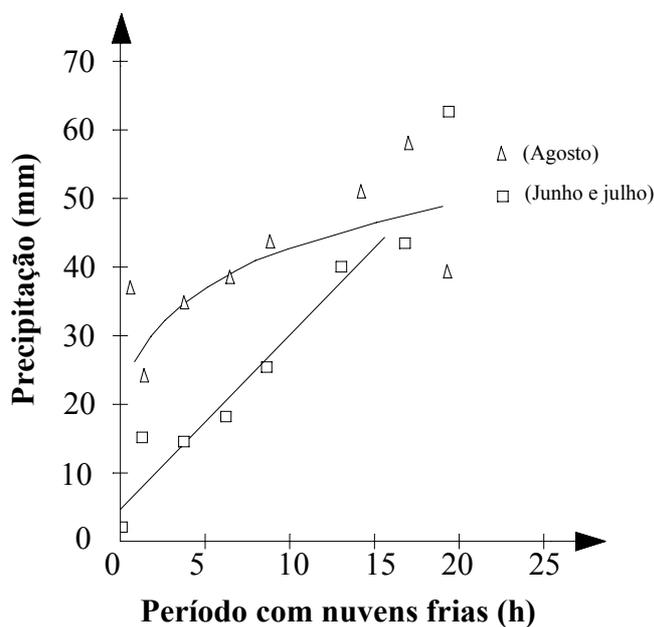


Figura 2.10: Curvas diferenciadas de regressão (Fonte: Barret *et al.*, 1990, p.63)

F. Técnica CST

A técnica CST (*Convective-Stratiform Technique*) foi desenvolvida para estimativas de precipitação para períodos de tempo de apenas meia hora. Desta

forma, a Técnica CST é uma estimativa praticamente em tempo real que tem por objetivo monitorar fortes tempestades convectivas nas regiões tropicais.

Tal monitoramento é bastante factível de ser utilizado como sistema de alerta para enchentes, tempestades, furacões e outras anomalias climáticas. A citação desta técnica neste item (com técnicas de períodos de duração bem maiores) deve-se ao aprimoramento que ele representa na delimitação das áreas precipitáveis, o que pode ser considerado um complemento proveitoso às técnicas já citadas.

A técnica CST é baseada na separação dos sistemas tropicais de precipitação em nuvens convectivas e estratiformes. A separação destes sistemas é importante no exame detalhado em tempo real, pois os sistemas convectivos tropicais produzem precipitações de grande intensidade em comparação aos sistemas estratiformes.

Estima-se que o componente estratiforme da precipitação, que é produzido nas “bigornas” de tempestades maduras e decedentes, contribua de 40 a 50 % de toda a duração da precipitação nos eventos estudados, muito embora a participação no volume total precipitado seja bem menor.

O primeiro estágio da técnica consiste em identificar temperaturas locais mínimas menores que 250K (-17,15°C) nas imagens infravermelhas do GOES. Assim todas as células identificadas como mínimas locais são candidatas a tempestades. Em seguida remove-se deste conjunto de células aquelas que sejam consideradas nuvens cirrus (não precipitáveis) através de uma discriminação empírica baseada no gradiente de declividade da superfície da nuvem (empregue nas células circundantes à célula de mínima temperatura).

Uma vez determinada a localização das células convectivas, os parâmetros da precipitação a serem atribuídos a estas células são definidos com base nos resultados de um modelo unidimensional de nuvens onde a máxima intensidade de precipitação e o máximo volume precipitável são calculados a partir de uma seqüência de modelos que trabalham como uma função da máxima altura da nuvem (Adler e Mack (1984) *apud* Barret *et al.* (1990)).

Os resultados obtidos com esta técnica são considerados bastante razoáveis na escala temporal utilizada, contudo, assim como as demais técnicas, ocorre um aumento na coerência dos resultados quando aplicados em períodos de tempo

maiores. Isto ocorre pelo fato de que a aleatoriedade da precipitação diminui quando se aumenta os períodos de acumulação, diminuindo as diferenças totais entre as células.

2.4.2 Técnicas Interativas

Atualmente, as técnicas interativas são utilizadas no monitoramento da precipitação acumuladas em períodos curtos de tempo (variando de meia a no máximo 24 horas), com intuito de fornecer dados de precipitação para modelos meteorológicos de previsão (a curto prazo) de desastres ligados à precipitação e ventos fortes (enchentes, deslizamentos de terra, rompimento de barragens, furacões, entre outros).

Os algoritmos destas técnicas (especialmente os mais recentes) utilizam uma grande quantidade de dados de entrada, variando desde os provenientes de satélites, radar e estações climatológicas (intensidade e direção do vento, temperatura, pressão, umidade do ar, intensidade da precipitação, entre outros) até os de medições *in situ* com aviões e/ou balões meteorológicos. Desta forma, as técnicas interativas requerem equipamentos sofisticados para o processamento de uma enorme quantidade de dados de entrada. Como estes equipamentos possuem custos elevados e necessitam de muitos analistas meteorológicos para cobrir grandes áreas, estas técnicas estão restritas a relativamente pequenas áreas do globo.

Serão apresentadas resumidamente três técnicas interativas de estimativa da precipitação desenvolvidas para diferentes locais e condições climáticas do globo citadas por Barret *et al.* (1990). São elas: Técnicas de Bristol, Bristol/NOAA e NESDIS .

A. Técnica de Bristol

Esta técnica é baseado na interpretação visual (por analistas meteorológicos) de imagens de satélite, sendo calibrado pela climatologia e, quando possível, refinado pela meteorologia. A técnica de Bristol é definida pela expressão 2.02.

$$R = f(C_t, C_a, S_w, M_c) \quad (2.02)$$

Nesta expressão 2.02, “R” refere-se à precipitação acumulada a cada 12 ou 24 horas, “C_t” refere-se ao tipo de nuvem de acordo com uma classificação advinda da combinação da teoria e da experimentação na região, “C_a” é a fração da área coberta por nuvens, “S_w” é uma síntese do estado atmosférico (altas intensidades de precipitação são esperadas antecipadamente a partir da visualização de grandes ou bem organizados sistemas de nuvens precipitáveis) e “M_c” é a influência do terreno na precipitação (expressa em termos de um pequeno número de classes de altitude).

O “Índice de Nuvens” (produto C_t x C_a) é traduzido em estimativa de precipitação através de regressão específica para a região em estudo. Para cada região estudada, é construído um modelo estatístico diferenciado, através do processo dos mínimos quadrados, onde busca-se correlacionar o índice de nuvens produzido na região de estudo e o montante de precipitação observado em solo.

A técnica possui a vantagem de utilizar equipamentos relativamente baratos comparativamente às outras técnicas citadas neste item, porém possui a desvantagem de necessitar de um analista experiente em todas os estágios do processo, incluindo a transposição e o mapeamento dos dados de síntese do estado atmosférico, bem como na análise das imagens de satélite.

B. Técnica Bristol/NOAA

Esta técnica, também conhecida como BIAS (Bristol/NOAA *Interactive Scheme*), é uma versão melhorada da técnica de Bristol. Mantendo a lógica e a estrutura da técnica original, as modificações introduzidas visaram a implementação de um esquema computadorizado de processamento interativo de imagens para que os aspectos de rotina fossem manuseados pelo computador, deixando apenas os aspectos de natureza interpretativa concentrados no analista. Outras modificações foram incluídas, com destaque para a melhora na resolução espacial e a construção de uma “Regressão Global” para imediata implementação em qualquer área de estudo. Os procedimentos interativos da técnica BIAS podem ser dividido em três grupos:

- O analista familiariza-se com a situação atmosférica através das evidências de campo e das nuvens nas imagens de satélites disponíveis no início e fim do período de análise (T_1 e T_2 respectivamente);
- Na análise seqüencial das imagens de satélite, o analista delimita as áreas com diferentes tipos de nuvens nos tempos T_1 e T_2 , sendo a cobertura inferida empiricamente durante este intervalo. A estas áreas de cobertura de nuvens similares são acrescentadas as áreas das nuvens eventualmente não identificadas nas imagens de satélites, porém inferidas numa apreciação meteorológica da situação. Finalmente, o analista verifica os limites de influência de cada posto pluviométrico dentro das áreas de cobertura de nuvens, efetuando assim a entrada de dados meteorologicamente corrigidos em uma regressão multivariada;
- Em uma análise temporal da seqüência das estimativas obtidas, o analista verifica a consistência dos resultados do modelo com a precipitação observada, sendo possível repetir todo o processo (ou partes dele) até que se obtenha um resultado de melhor qualidade.

Segundo Barret *et al.* (1990), o emprego da técnica BIAS nos Estados Unidos da América indicaram que, com postos pluviométricos numerosos e razoavelmente bem distribuídos, o resultado apresentou uma melhoria de 5 a 25% quando comparada com o método de isoietas de precipitação sobre a superfície.

C. Técnica NESDIS

Durante a década de 1970, várias inundações repentinas e violentas ocorreram nos Estados Unidos da América. Desde então, tem ocorrido naquele país um intenso esforço no intuito de desenvolver técnicas baseadas em imagens de satélites que possam ajudar hidrólogos e previsores meteorológicos no seu trabalho de analisar os eventos ocorridos e prognosticar enchentes iminentes, sendo a Técnica NESDIS fruto deste esforço.

A técnica NESDIS (NOAA *Environmental Satellite Data Information Service*) estima as precipitações convectivas, que são a maior causa de enchentes repentinas e violentas (*Flash Flood*).

Assim sendo, como trata-se de um processo que visa estimar eventos específicos e localizados espacialmente, requerendo um analista experiente em avaliações de imagens de satélites, além de uma vasta gama de dados meteorológicos auxiliares, a técnica é considerada essencialmente interativa.

A tarefa de estimar precipitações causadoras de enchentes vigorosas e repentinas requer uma alta resolução temporal (ao menos meia hora) tanto para os dados de satélite quanto para os convencionais. Os satélites geoestacionários são muito indicados, se não absolutamente necessários, para atender tão alta resolução temporal.

A peça central da técnica NESDIS é o equipamento conhecido como IFFA (*Interactive Flash Flood Analyser* – Analisador interativo de enchentes rápidas), que está em uso operacional a mais de uma década nos Estados Unidos monitorando precipitações de grandes intensidades.

O IFFA possui um algoritmo (baseado em três processos decisórios) no qual a estimativa de precipitação, em qualquer ponto, é inferida a partir das variáveis meteorológicas disponíveis, que são levantadas tanto por satélites quanto por fontes convencionais em solo.

Estas variáveis meteorológicas incluem aproximadamente 40 itens, tais como o formato das nuvens, taxa de crescimento das nuvens, duração das nuvens, ventos de baixo nível, saturação ambiental, umidade atmosférica, temperatura e crescimento do topo das nuvens e o ritmo das fusões entre nuvens.

A principal informação de entrada no IFFA são as imagens no canal infravermelho dos satélites da série GOES (a cada meia hora), que são processadas para retratar as diferenças de temperatura entre as células.

As imagens do canal visível (que possuem melhor resolução espacial que as do canal infravermelho) são apenas utilizadas no período diurno e, se a situação meteorológica demandar, os dados auxiliares (advindo de estações de radar, aviões e sondas atmosféricas) são utilizados.

Apenas uma área que esteja abaixo de um sistema tempestuoso poderá experimentar precipitações de grandes intensidade e, desta forma, a identificação da

parte ativa de tais sistemas é de vital importância para a técnica. Existe um certo número de características das tempestades em imagens infravermelhas e visíveis que permitem determinar qual é a parte mais ativa da tempestade. Segundo Scofield (1987) *apud* Barret *et al.* (1990), as características mais importantes são:

- As imagens infravermelhas fornecem a temperaturas do cimo das nuvens e consequentemente o gradiente de variação entre as temperaturas de cada célula. A parte mais ativa das tempestades tende a ser mais fria e apresentar gradientes mais elevados que o restante da nuvem;
- As imagens visíveis conseguem distinguir o elevado crescimento vertical das nuvens (*overshooting top*), principalmente no início da manhã e final da tarde quando as sombras são mais realçadas. Este fenômeno de elevado crescimento vertical é responsável pela entrada das nuvens em camadas muito frias da atmosfera e é um forte indicador das partes mais ativas das nuvens. Nas imagens infravermelhas tal fenômeno é muito pequeno e extremamente frio (usualmente com temperaturas menores que -60°C);
- O brilho e a textura das nuvens nas imagens visíveis são indicadores das partes mais ativas das tempestades. O brilho é relacionado à espessura da nuvem, que por sua vez é relacionado com a precipitação. A textura sobre a parte mais ativa das tempestades geralmente aparece bastante “áspera” (com maior textura) em relação a parte inativa do sistema de nuvens;
- Uma seqüência animada de imagens demonstrando o deslocamento do sistema de nuvens pode ser valiosa para indicar a parte mais ativa de uma tempestade, pois a parcela inativa movimenta-se muito mais rapidamente que a parte mais ativa (que se movimenta muito mais vagarosamente);
- A parte mais ativa de uma tempestade costuma estar localizada proximamente a uma área de vento de baixa altitude. Nas imagens visíveis, quando uma camada de nuvens convectivas, paralelas a ventos de baixa altitude, cruza um conjunto de nuvens tempestuosas, existe então um indício da localização da parcela mais ativa da tempestade;

- Os dados auxiliares, tais como estações de radar, sondas atmosféricas em balões ou aviões, quando disponíveis em tempo real (ou com pouquíssimo tempo de retardo), fornecem pistas adicionais para ajudar o analista a localizar a parte mais ativa das tempestades.

A delimitação da parte mais ativa das tempestades é o primeiro, mais subjetivo e demorado passo no processo estimativo. Quando a área de interesse não está sob a parte mais ativa de uma tempestade, a estimativa de precipitação é baixa ou nula. Quando a área de interesse está sob a parte mais ativa da tempestade inicia-se o segundo passo, relativamente mais rápido que o primeiro.

O segundo passo envolve a computação de vários fatores relativos às áreas julgadas sob a parte mais ativa de tempestades. O algoritmo prevê 5 fatores:

- 1 – Fator da temperatura do topo e do crescimento da nuvem;
- 2 – Fator de crescimento vertical das nuvens (*overshooting top*);
- 3 – Fator de fusão de nuvens convectivas;
- 4 – Fator de saturação do ambiente;
- 5 – Fator de correção da umidade.

O primeiro fator é calculado como uma função da temperatura e do crescimento da nuvem, sendo que quanto maior a expansão dos contornos mais frios das nuvens convectivas maior a propensão para intensas precipitações. Os fatores 2, 3 e 4 são correlações que aumentam a estimativa de precipitação de determinados valores fixados empiricamente (8,0; 12,7; 5,0 a 13mm, respectivamente) para condições meteorológicas distintas. Diferentemente dos demais, o fator 5 é utilizado para evitar a superestimativa quando tempestades ocorrerem atipicamente em massas de ar secas ou a subestimativa em úmidas.

Uma vez determinados todos os fatores, o terceiro e último passo obtém a estimativa da precipitação para cada célula localizada sob a parte mais ativa de uma tempestade, através da soma dos fatores 1, 2, 3 e 4 e da multiplicação do resultado pelo fator 5.

A verificação da técnica NESDIS/IFFA feita por Field (1985) *apud* Barret *et al.* (1990) mostrou que as estimativas geradas tiveram uma precisão de 30% em magnitude e de 10 a 20 milhas na localização quando comparadas com dados de solo. Os erros absoluto e percentual tendem a aumentar com o aumento da magnitude do evento. Para relativamente pequenas precipitações (menos de 99 mm) há uma tendência de superestimativa do evento. Com o aumento da magnitude do evento há a tendência oposta.

2.4.3 As microondas na estimativa da precipitação

Segundo Barret (2001), até 1990 todos os esforços para estimar as precipitações se desenvolveram com o uso de imagens de satélites nas bandas espectrais do visível e infravermelho. Contudo, a partir de 1990 vigora uma tendência considerada promissora devido aos bons resultados preliminares obtidos. Tal tendência envolve a exploração das imagens na área do espectro eletromagnético conhecido como microondas.

Durante a última década, os esforços foram voltados especificamente para as microondas passivas, na qual o sistema sensor a bordo do satélite capta a radiação eletromagnética natural (de 5mm a 1m de comprimento de onda) procedente da superfície terrestre. Os satélites mais utilizados para obtenção das imagens de microondas passivas são os da série Nimbus (5, 6 e 7) e mais recentemente os da série DMSP (*Defense Meteorological Satellite Program*).

Contudo, existe a possibilidade da utilização das microondas ativas (na qual a radiação é gerada artificialmente pelo satélite com ondas de radar) para mensuração da precipitação. Em novembro de 1997 ocorreu o lançamento ao espaço (por um consórcio nipo-americano) do primeiro sistema de microondas ativas a bordo do satélite do programa TRMM (*Tropical Rainfall Measuring Mission*), o que têm despertado grande interesse no meio científico (Barret, 2001). O grande interesse gerado pelas microondas ativas não é devido somente a possibilidade da utilização de imagens de radar nas estimativas da precipitação, mas também a utilização destas

imagens em algoritmos multiespectrais, englobando toda as parcelas do espectro eletromagnético disponíveis (visível, infravermelho, microondas ativas e passivas).

Apesar deste interesse, existe um sério inconveniente das imagens de microondas, que é a baixa resolução espacial dos sensores. Segundo Barret (2001), enquanto as imagens do visível alcançam resoluções espaciais da ordem de 500 m, as de microondas passivas variam de 10 a 50 km (50 km refere-se ao canal de 19,35 GHz do sensor DMSP - SSM/I, *Defense Meteorological Satellite Program – Special Sensor Microwave Image instrument*). A razão para esta baixa resolução espacial é a pequena quantidade de radiação eletromagnética oriunda da superfície terrestre nesta parcela do espectro eletromagnético (5mm a 1m de comprimento de onda), comparativamente às demais (especialmente o visível).

Como o emprego das microondas ativas é extremamente recente, não se obteve literatura específica a respeito, o que limita a presente fundamentação teórica à explanação de algoritmos baseados nas microondas passivas.

No comprimento de onda das microondas passivas, os sensores recebem a radiação emitida naturalmente pela superfície da terra e pela baixa atmosfera. Ao menos sobre o mar, onde não há o efeito do solo, esta radiação pode facilmente ser mensurada e analisada para fornecer mapas instantâneos de intensidade da precipitação.

As imagens de microondas passivas permitem, em algumas bandas específicas (vide figura 2.11), diferenciar a atmosfera mais seca do vapor d'água e das nuvens, sendo que, quanto maior a diferença observada, maior será a intensidade esperada da precipitação

Os canais mais utilizados são os de 18, 37 e 85 GHz (comprimentos de onda de aproximadamente 15, 8 e 3,4 mm respectivamente), sendo que do canal de 85 GHz, o mais recente, espera-se uma grande melhoria na diferenciação entre as áreas de baixas intensidade de precipitação e as de radiação proveniente da superfície terrestre.

Existe uma maior facilidade de interpretação dos dados quando estudam-se as precipitações sobre o mar. Tal facilidade deve-se ao fato de que a superfície do mar

possui baixa emissividade (em torno de 0,5) e, a baixas frequências, esta emissividade é inversamente proporcional à temperatura da água.

Como a “temperatura de brilho” (*Brightness Temperature – TB*) é o produto da emissividade e da temperatura, os oceanos fornecem uma superfície com valores de TB baixos e uniformes. A mesma frequência as nuvens precipitáveis tem uma alta emissividade (0,9) e disto resulta em uma grande correlação entre áreas de precipitação e altos valores de TB, o que se destaca bastante quando visto com o oceano como pano de fundo. Usando-se a relação física direta entre a intensidade da precipitação e os valores da radiação de microondas pode-se estimar a primeira.

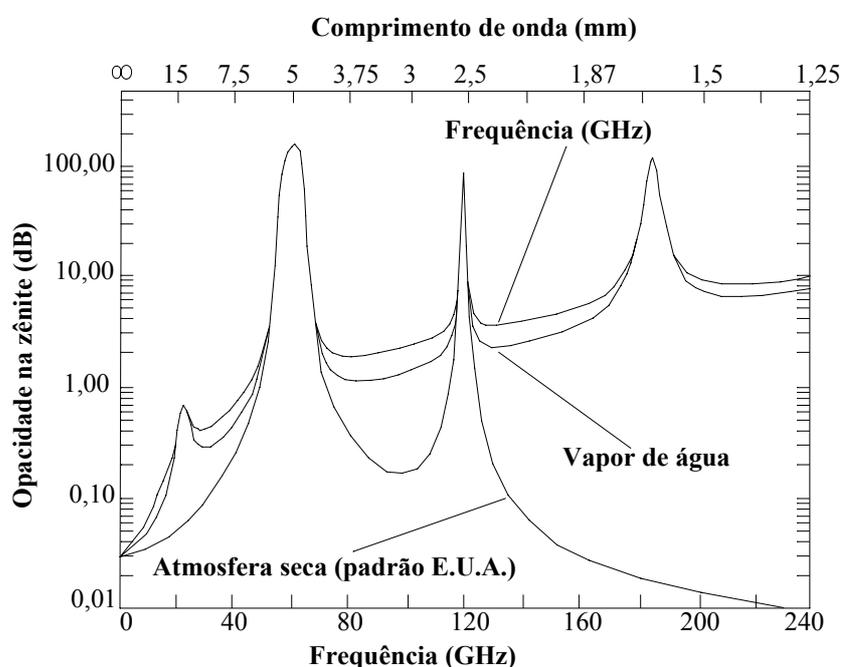


Figura 2.11: Janelas das microondas passivas (Fonte: Barret *et al.*, 1990, p.97)

A utilização das imagens de microondas nas estimativas sobre os continentes é dificultada devido à alta e variável emissividade do solo. Tipos de solo, grau de saturação, vegetação, temperatura e água (além de gelo e neve nas regiões mais frias do globo) influenciam a emissividade. Assim, a diferenciação entre as nuvens precipitáveis e a radiação proveniente da superfície dos continentes é muito mais problemática quando comparada com a feita sobre os oceanos.

Apesar desta dificuldade, o valor de TB observado em uma única frequência tem sido usado para identificar as áreas de precipitação sobre os continentes. Alguns

modelos sugerem que, na frequência de 37 GHz, as gotas de água atenuam o efeito da radiação do solo (através da absorção e espalhamento da radiação proveniente do solo), baixando progressivamente o valor de TB (a um limite assintótico de cerca de 230 K).

Spencer *et al.* (1983) *apud* Barret *et al.* (1990) encontraram, utilizando a frequência de 37 GHz, valores muito menores de TB (na ordem de 163 K) em fortes tempestades, o que poderia ser explicado pela existência de uma espessa camada de partículas de gelo em suspensão que espalhariam a radiação de microondas provenientes do solo e refletiriam a radiação fria incidente novamente ao espaço.

A pesquisa de Spencer *et al.* (1983) *apud* Barret *et al.* (1990) indicou o potencial ainda inexplorado das observações em uma única frequência para fortes tempestades sobre os continentes, mas confirmou que tais observações não avaliam com confiança as precipitações moderadas e fracas.

No entanto, a utilização de critérios biespectrais (com a utilização de duas frequências) tem se mostrado valioso para diminuir a ambigüidade causada pela radiação proveniente do solo na definição das nuvens precipitáveis.

Grody (1984) *apud* Barret *et al.* (1990) usou observações nas frequências 18 e 37 GHz para comparar a diminuição no valor de TB nas áreas chuvosas na frequência de 18 GHz com a superfície da terra com valor de TB constante ou aumentado na frequência de 37 GHz.

Quanto mais conhecimento se tiver a respeito da variação da emissividade (do solo e das nuvens) com a frequência (abrangendo todo o espectro eletromagnético referente às microondas passivas), melhor será a diferenciação entre as áreas com nuvens precipitáveis e o solo, e conseqüentemente a estimativa exata da intensidade da precipitação se tornará possível.

Uma outra descoberta de considerável valor potencial para o monitoramento da precipitação é que a radiação proveniente do solo pode revelar diferenças entre as temperaturas de brilho (TB) polarizadas verticalmente e horizontalmente, T_v e T_h respectivamente, ou simplesmente “polarização”.

A quantidade desta polarização varia com a natureza da emissão da superfície e com a frequência de microondas utilizada. Modelos físicos gerais indicam que alta reflectividade esta associada com baixa emissividade e com altos valores de polarização. Portanto, aquelas superfícies que possuem alta reflectividade mostrarão grandes valores de polarização, enquanto as que possuem baixa reflectividade apresentarão valores menores.

O oceano apresenta altos valores de polarização devido a sua baixa emissividade. O solo quando seco apresenta grande emissividade e por este motivo é essencialmente não polarizado. Contudo quanto mais úmido o solo estiver, menos emissivo e mais reflectivo será, e portanto, mais polarizado. A ênfase deste raciocínio teórico é de que as radiações das superfícies terrestres quando úmidas são polarizadas enquanto as nuvens de chuva são essencialmente não polarizadas. Porém, o emprego deste raciocínio físico (aparentemente simples) é limitado pela enorme variabilidade da superfície terrestre, com a correspondente variação nas polarizações, o que dificulta a distinção das emissões entre as nuvens precipitáveis e o solo.

Apesar destes problemas, existe grande expectativa na ampliação da utilização das microondas passivas, em especial na sua utilização conjunta com os demais dados disponíveis para uma melhor estimativa da precipitação. Barret *et al.* (1990) apresentam três algoritmos baseados em imagens de microondas passivas:

- Algoritmo de frequência;
- Algoritmo calibrado de frequência;
- Algoritmo de polarização.

Os resultados obtidos destes três algoritmos, quando comparados com dados de solo e de radar, foram considerados bastantes significativos, em especial os do algoritmo de polarização.

A. Algoritmo de frequência

Este algoritmo é regido pela expressão 2.03:

$$f(R) = T_{v1} - T_{v2} \quad (2.03)$$

Na expressão 2.03, as temperaturas de brilho verticalmente polarizadas (Tv_i) são tomadas em duas bandas distintas de microondas (índices 1 e 2) e se constituem numa função da precipitação ($f(R)$). Os pares de freqüências mais utilizados neste algoritmo são 18 e 37 GHz (SMMR – *Scanning Multispectral Microwave Radiometer*) e 37 e 85 GHz (SSM/I – *Special Sensor Microwave Imager*). Nas áreas onde o resultado da expressão é positivo existe propensão a precipitação, embora exista alguma ambigüidade na distinção na presença de neve seca e geleiras antigas.

B. Algoritmo de freqüência calibrado

Este algoritmo é muito similar ao anterior (é também chamado de algoritmo de freqüência modificado), usando a mesma metodologia, exceto pela calibração. Este algoritmo é regido pela expressão 2.04.

$$RR = f(a.Tv_{18} - b.Tv_{37} + c) \quad (2.04)$$

Na expressão 2.04, “RR” (*rainfall rate*) representa a intensidade de precipitação, “ Tv_{18} ” e “ Tv_{37} ” representam as temperaturas de brilho verticalmente polarizadas nos canais de 18 GHz e 37 GHz respectivamente. Os valores de “a”, “b” e “c” podem ser calculados através de regressão linear utilizando-se dos dados de superfície tais como radar e/ou postos pluviométricos.

C. Algoritmo de polarização

Este algoritmo é regido pela expressão 2.05.

$$RR = Tv + \beta/1 - \beta. (Tv - Th) \quad (2.05)$$

Na expressão 2.05, “RR” (*rainfall rate*) representa a intensidade de precipitação, “ Tv ” e “ Th ” são respectivamente as temperaturas de brilho polarizadas verticalmente e horizontalmente e “ β ” é uma constante para uma freqüência em particular. Neste algoritmo restam algumas ambigüidades especialmente em áreas frias, porém o algoritmo tem demonstrado trabalhar bem em áreas quentes, além de ter a vantagem de depender apenas dos dados de um único canal. Os primeiros sensores de microondas trabalhavam com freqüência menores que 40 GHz e baixa

resolução espacial. Desta forma, é aconselhável o emprego de frequências de 85 GHz, pois são sensores mais modernos com melhor resolução espacial.

2.5 Processamento digital de imagens

“O processamento digital de imagens de sensoriamento remoto trata especificamente das técnicas utilizadas para identificar, extrair, condensar e realçar a informação de interesse para determinados fins, a partir de uma enorme quantidade de dados que usualmente compõem estas imagens” (Crósta, 1992).

Dentre os diversos processamentos digitais possíveis, ressaltar-se-á apenas os processos de aumento de contraste, filtragem e georreferenciamento, dado a importância destes no presente trabalho.

2.5.1. Aumento de Contraste (*Stretch*)

Freqüentemente a análise visual (segundo os critérios subjetivos da visão humana) de imagens obtidas por sensoriamento remoto é grandemente facilitada pelo realce do contraste da imagem.

Segundo Crósta (1992), “a resolução radiométrica é dada pelo número de níveis de cinza digitais, apresentando níveis de cinza, usados para expressar os dados coletados pelo sensor”.

A manipulação do contraste é uma transferência radiométrica feita em cada *pixel* para aumentar a diferenciação visual entre os objetos presentes na imagem, independentemente dos *pixels* vizinhos ou, em outras palavras, para visualizar melhor uma imagem.

Graficamente, o processo consiste no “alongamento” (*Stretch*) do histograma da imagem. Este processo destrói o sentido físico da imagem, pois atribui níveis de cinza diferentes dos observados pelo sensor. Contudo, tal artifício auxilia grandemente na visualização de imagens com grupos de *pixels* com valores próximos entre si, pois o alongamento do histograma fará com que estes valores próximos

sejam extrapolados para todos os níveis de cinza (de 0 a 255, conforme o tipo de *Stretch* utilizado).

O histograma de uma imagem obtida por sensoriamento remoto consiste numa distribuição estatística dos níveis de cinza em termos do número de amostras em cada nível de cinza (conforme figura 2.12). Contudo salienta-se que o histograma não fornece nenhuma informação com respeito à distribuição espacial destas concentrações de níveis de cinza na imagem.

Na figura 2.12, observa-se que os valores das freqüências são mantidos no histograma gerado a partir do original, porém há um alongamento no eixo dos níveis de cinza. Nota-se ainda que não ocorrem alterações na área do histograma gerado em relação ao original, pois teoricamente esta representa o número de *Pixels* da imagem.

Os processos de *Stretch* consistem, desta forma, na modificação do valor da assinatura de um *pixel* para um outro valor através de uma função de transformação que pode ser linear ou não-linear. A figura 2.12 apresenta o alongamento de uma imagem da cidade de Brasília, obtida pelo sensor TM5 do satélite LANDSAT.

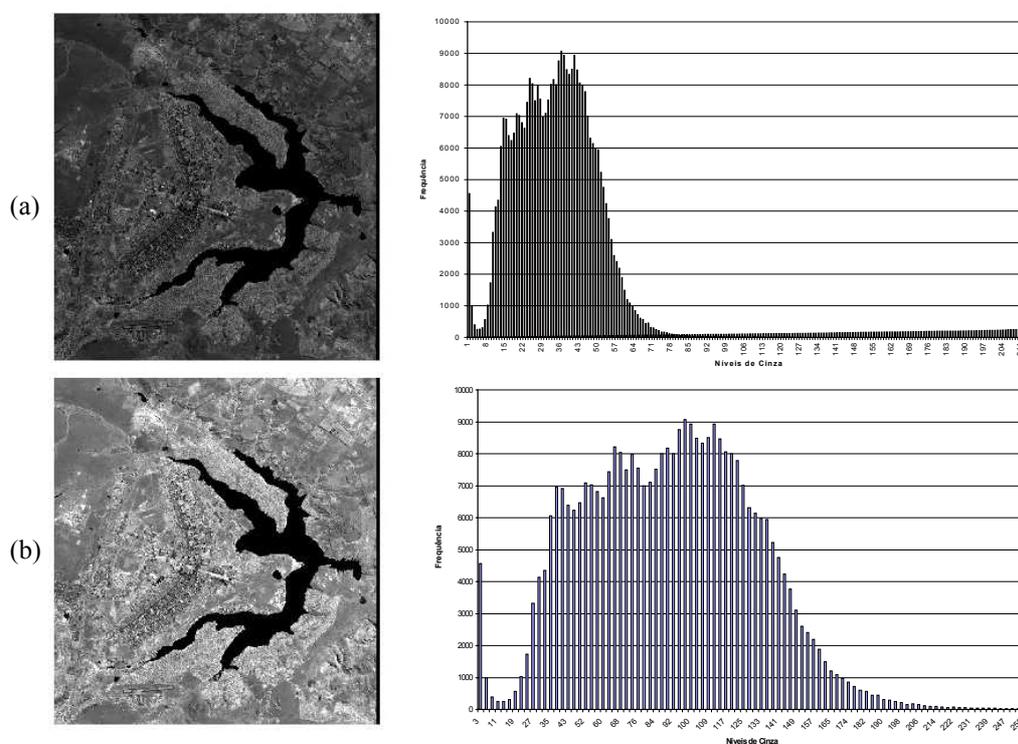


Figura 2.12: Processo de aumento de contraste. (a) imagem e histogramas originais; (b) imagem com contraste e histograma alongado.

Um problema comum nos processos de *Stretch* é o conhecido “*overflow*”, que consiste na transformação de um conjunto de *pixels* com níveis de cinza diferentes, porém muito próximos entre si, em um único nível de cinza, acarretando perda de informações na imagem a ser gerada. Na figura 2.13 está representada uma transformação linear onde ocorre o *overflow* dos *pixels* com menores assinatura, conforme indicado. Tais *pixels* receberão o valor zero como assinatura na imagem gerada pelo processo.

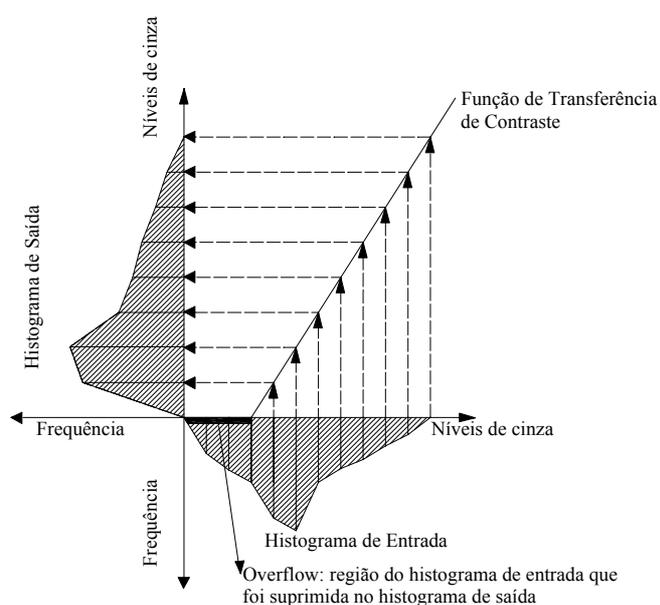


Figura 2.13: *Overflow* acarretando perda de informação.

2.5.2 Filtragem

A filtragem é uma operação de imagem definida matematicamente, utilizada para realçar ou suavizar componentes de um sinal ou de um certo padrão espacial. Nas imagens digitais existem limites entre regiões com diferentes respostas espectrais. Em uma imagem monocromática, estes limites representam a mudança de uma classe (ou intervalo) de níveis de cinza para outra. Os limites podem representar, por exemplo, diferentes tipos de cobertura do solo (solo exposto, vegetação, rocha, malha urbana).

Estes limites podem ser realçados ou suprimidos baseando-se no conceito de frequência espacial, que é a “variação dos pixels por unidade de distância para uma

determinada parte da imagem” (Mendes e Cirilo 2001). A noção de alta ou baixa frequência é, portanto, uma função da escala da imagem. Segundo Crósta (1992), ao se diminuir a escala, a frequência de um determinado tipo tende a se tornar maior e vice versa.

Em uma imagem digital de dados de satélite, usualmente ocorrem ambas as frequências em profusão, o que dificulta enormemente a interpretação de feições com frequências específicas. Para se contornar esta dificuldade, lança-se mão dos processos de filtragem espacial de frequências, que consistem em realçar (ou suprimir) seletivamente as feições de alta ou baixa frequências.

Segundo Crósta (1992) os dois principais processos de filtragem de frequências espaciais são a convolução (que atua no domínio espacial) e a análise de Fourier (que atua no domínio das frequências que compõem a imagem). Destes, o mais preciso e poderoso é a análise de Fourier, contudo o seu emprego é muito mais complexo que a convolução. A convolução é um processo relativamente mais simples e fácil de implementar, que atende a grande maioria das necessidades de sensoriamento remoto.

O processo de convolução utiliza-se do conceito de máscara (ou janela móvel), que é um conjunto de células (usualmente um quadrado ou uma cruz) com dimensões variáveis (usualmente 3x3, 5x5, 7x7, 9x9 ou 11x11 células para a forma quadrada) que desliza sobre a imagem (de célula a célula) com o intuito de calcular o nível de cinza da célula central da máscara em função das circundantes para a composição de uma nova imagem. A figura 2.14 ilustra o conceito de máscara.

Na figura 2.14, os valores de X_i ($1 \leq i \leq 9$) são valores numéricos (pesos) atribuídos segundo o tipo de convolução adotado. No processo de filtragem, o nível de cinza a ser atribuído à célula hachurada (centro da máscara) na imagem de saída é obtido pelo somatório dos produtos de X_i pelos níveis de cinza das respectivas células na imagem de entrada. Desta forma, ao contrário das operações pontuais de contraste, as operações de filtragem constituem-se em operações de vizinhança, isto é, levam em consideração as células vizinhas ao pixel considerado.

Os valores nulos encontrados nas laterais da imagem de saída são devidos ao efeito das bordas. O efeito das bordas é provocado pelo fato de que a primeira célula

da imagem de entrada em que a máscara pode ser aplicada é a segunda célula da segunda coluna (no caso da figura 2.14 com máscara de 3x3), sendo assim atribuído valor nulo àquelas células.

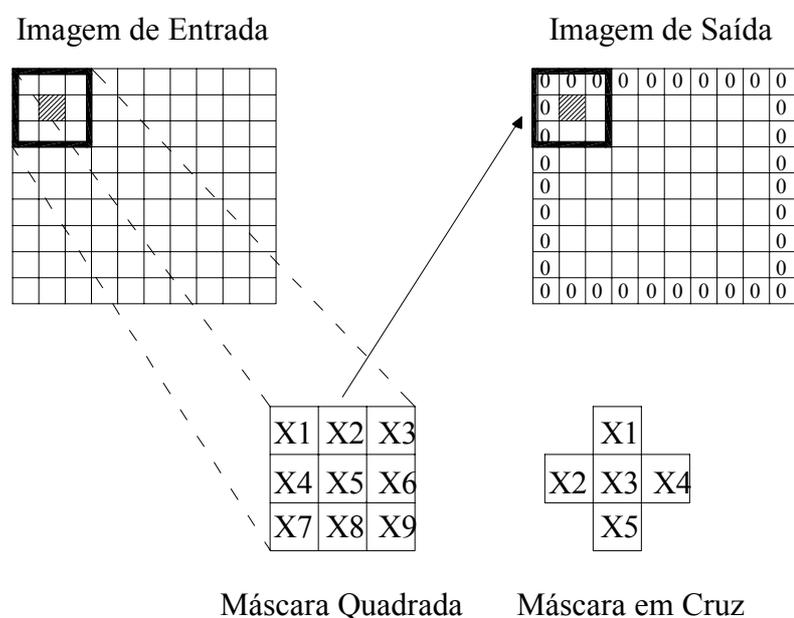


Figura 2.14: Esquema de funcionamento de uma máscara (Crósta, 1992, p. 79).

No processo de convolução existem diversos tipos de filtragem: suavização (média, média ponderada, mediana, moda, entre outros), realce de bordas (Laplacianos, Laplaciano e original, entre outros), direcionais (horizontal, vertical, filtro de Roberts, Sobel, Prewitt entre outros), Gaussianos, morfológicos entre outros. Como no presente trabalho só serão utilizados filtros de suavização e de realce de bordas, os demais não serão aqui descritos.

A. Filtros de suavização

Este tipo de filtro elimina as altas frequências da imagem, sendo bastante utilizados para a remoção de ruídos eletrônicos que são bastante comuns em imagens de sensoriamento remoto. Segundo Crósta (1992) a maior desvantagem deste tipo de filtro é que ocorre uma perda de definição dos contornos, semelhante a “desfocar” a imagem. Neste filtro, os valores de X_i da máscara (representados na figura 2.14)

possuem sempre somatório igual a unidade. Os filtros de suavização são: média, média ponderada, moda e mediana.

O filtro de média possui valores idênticos em todas as células da máscara, (o que faz com que a média das células na máscara seja o resultado do processo), conforme representado nas letras “a” e “b” da figura 2.15. Na letra “b” da figura 2.16 é apresentada uma imagem do canal 1 do satélite GOES 8 suavizada pelo filtro de média apresentado na letra “a” da figura 2.15.

O filtro de média ponderada funciona através da atribuição de valores X_i segundo o inverso da distância do centro de cada célula ao centro da máscara (o que representa uma média ponderada), conforme representado nas letras “c” e “d” da figura 2.15. Na letra “c” da figura 2.16 é apresentada uma imagem do canal 1 do satélite GOES 8 suavizada pelo filtro de média ponderada apresentado na letra “c” da figura 2.15.

1/9	1/9	1/9		1/5
1/9	1/9	1/9		1/5
1/9	1/9	1/9		1/5
(a)				(b)
1/16	1/8	1/16		1/6
1/8	1/4	1/8		1/6
1/16	1/8	1/16		1/6
(c)				(d)

Figura 2.15: Filtros de suavização; (a) filtro de média com máscara de 3x3; (b) filtro de média com máscara em cruz de 3x3; (c) filtro de média ponderada com máscara de 3x3; (d) filtro de média ponderada com máscara em cruz de 3x3;

O filtro de moda substitui o valor da célula central pela moda nas células da máscara. Desta forma, o valor a ser atribuído é o valor mais comum observado na máscara. O filtro da mediana substitui o valor da célula central pela mediana observada nas células da máscara. Desta forma, o valor a ser atribuído é o valor que separa os dois primeiros quartis dos dois últimos, dentre os valores observados na máscara.

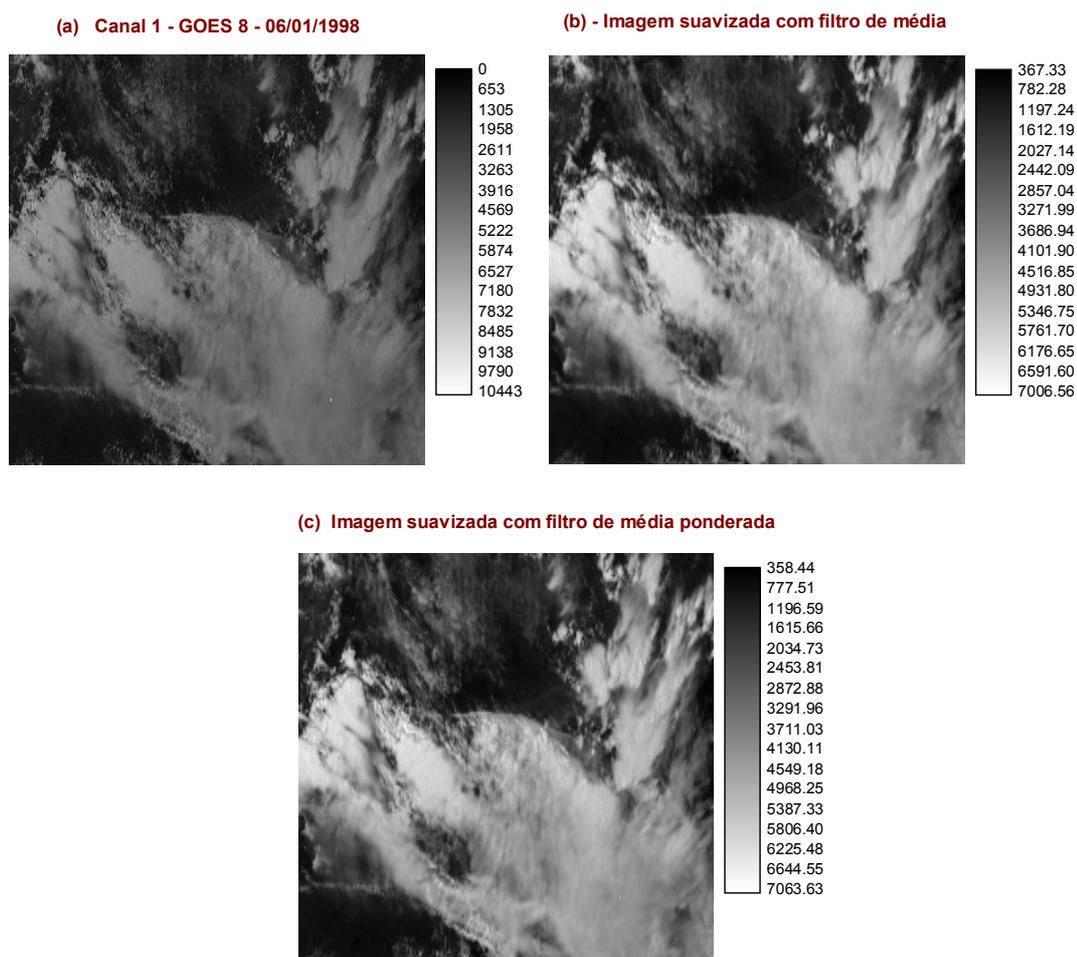


Figura 2.16: Aplicação de filtros de suavização; (a) imagem original do canal 1 do GOES 8; (b) imagem suavizada com o filtro de média da letra “a” da figura 2.15; (c) imagem suavizada com o filtro de média ponderada da letra “c” da figura 2.15;

B. Filtros de realce de bordas

Os filtros de realce de bordas eliminam as feições de baixa frequência, deixando apenas as de alta frequência. O modo mais simples de se realizar uma filtragem de realce de bordas é a subtração da imagem “suavizada” da original.

Assim como nos filtros de suavização, as dimensões da máscara também influenciam no resultado final do processo. Contudo, quanto menor a máscara utilizada no realce de bordas, menores serão os detalhes realçados. Desta forma, caso se deseje realçar feições esbeltas e extensas é aconselhável a utilização de uma máscara de grandes dimensões. Segundo Crósta (1992), é regra geral em sensoriamento remoto de que um filtro de realce de bordas somente pode realçar

feições menores que a máscara adotada. Os dois tipos mais comuns de filtros de realce são: Laplaciano e o conjugado Laplaciano e original.

No filtro Laplaciano, o somatório dos valores X_i (representados na figura 2.14) da máscara é nulo, como pode ser verificado no exemplo de filtro Laplaciano apresentado na figura 2.17a.

A existência do filtro conjugado Laplaciano e original deve-se ao fato de que as imagens filtradas para realce de bordas são normalmente pobres em contraste, com pouca informação tonal (apesar de ricas em textura), o que dificulta a interpretação. Contorna-se este problema através da adição da imagem original à obtida com o filtro Laplaciano, sendo que este processo pode ser realizado numa única etapa através da simples adição da unidade à célula central da máscara utilizada, o que é demonstrado pela figura 2.17b. A figura 2.18 demonstra as imagens filtradas para os filtros apresentados na figura 2.17 (a partir da imagem ilustrada na figura 2.16a).

$$\begin{array}{ccc} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{array} \qquad \begin{array}{ccc} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{array}$$

(a) (b)

Figura 2.17: Filtros de realce de borda em máscara quadrada de 3x3; (a) Filtro Laplaciano; (b) Filtro conjugado (Laplaciano e original).

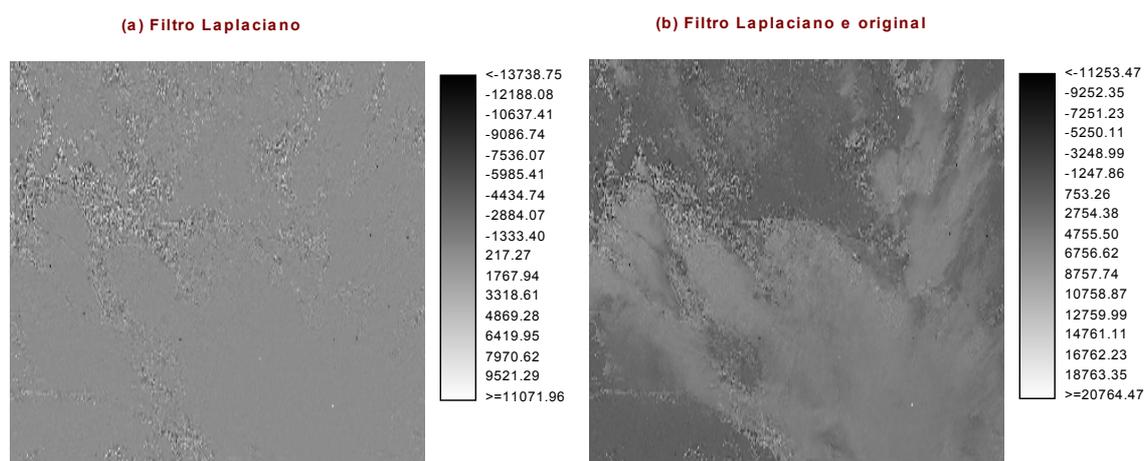


Figura 2.18: Aplicação de filtros de realce de bordas; (a) realce com o filtro Laplaciano da figura 2.17a; (b) realce com o filtro Laplaciano e original da 2.17b.

2.6 Georreferenciamento

As imagens geradas por satélites são sujeitas a vários tipos de distorções espaciais que impedem a sua imediata utilização com dados de outras fontes, dada a sua falta de precisão cartográfica.

As fontes de distorção passíveis de correção são a rotação da terra e a instabilidade da plataforma orbital. A instabilidade da plataforma refere-se a 5 elementos, que atuam em conjunto e de maneira não uniforme, que são: variações da velocidade, altitude e rotações nos três eixos do satélite (conhecidos como “*roll*”, “*pitch*” e “*yaw*”).

O processo pelo qual as imagens adquirem as propriedades de um mapa (escala e projeção) é chamado georreferenciamento ou correção geométrica. Assim, o processo de georreferenciamento consiste em transformar as informações espaciais da imagem (sistema de linhas e colunas) em um sistema de coordenadas geográficas.

A transformação de coordenadas pode ser feita com base em dois modelos distintos (utilizados isolada ou conjuntamente): transformações baseadas em pontos de controle no terreno e em modelos de geometria orbital.

2.6.1 Transformação no modelo de geometria orbital

O modelo de geometria orbital pressupõe o conhecimento exato do comportamento de todas as fontes de distorção da imagem que atuam no satélite. Para Crósta (1992), o grau de precisão desta técnica é relativamente baixo. O Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais aplica esta correção em todos os seus produtos, o que dispensa a necessidade de georreferenciamento das imagens fornecidas por aquele Instituto.

2.6.2 Transformação baseada em pontos de controle

A transformação baseada em pontos de controle no terreno é mais utilizada que os modelos de geometria orbital, pois possui precisão considerada mais elevada.

Contudo, a precisão está intimamente associada ao posicionamento dos pontos de controle sobre o terreno, pois o processo consiste em estabelecer e corrigir as diferenças observadas no posicionamento de pontos perfeitamente identificáveis na carta (ou terreno) e na imagem.

Os pontos perfeitamente identificáveis são locais espectralmente discrepantes do seu entorno e constituem-se usualmente em limites de feições agrícolas, interseções de estradas e corpos d'água, pistas de aeroportos e grandes represas. Para a identificação dos pontos de controle, o processo requer um mapa planimétrico confiável (e em escala adequada à precisão do posicionamento) da região que a imagem retrata.

A quantidade mínima de pontos deve girar entre 6 e 10 (para uma imagem de 1000 x 1000 *pixels*), sendo que tais pontos devem ser obrigatoriamente bem distribuídos por toda a imagem afim de evitar grandes distorções nas áreas da imagem sem amostragem de pontos.

Uma vez plotados os pontos de controle na imagem e na carta (através do auxílio de uma mesa digitalizadora sempre que possível), a transformação de coordenadas é modelada usando-se um polinômio linear de baixa ordem (geralmente de 1ª ordem), obtido através de regressão (método dos mínimos quadrados) em relação aos pontos de controle no terreno (Crósta, 1992). O processo está ilustrado na figura 2.19.

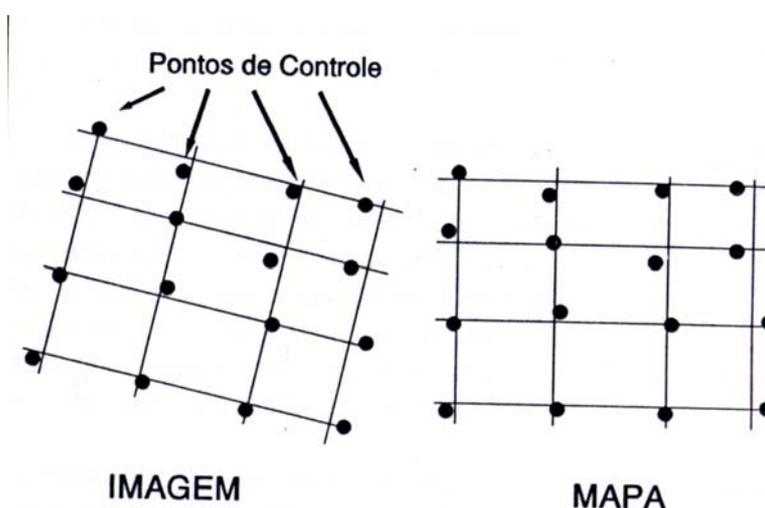


Figura 2.19: Georreferenciamento com pontos de controle. (Fonte: Crósta, 1992, p.161).

Após a regressão, compara-se o posicionamento gerado pelo modelo obtido e o posicionamento conhecido previamente dos pontos de controle, obtendo-se um erro para cada um dos pontos (a margem de erro recomendável é de ± 1 *pixel* para cada ponto de controle). Caso algum ponto apresente um erro maior que o máximo preconizado, deve-se descartá-lo e repetir o processo de regressão.

Uma vez estando todos os erros dentro do esperado, aplica-se a transformação do modelo obtido em todos os pontos da imagem original, produzindo-se um novo sistema de posicionamento com a mesma projeção cartográfica do mapa em que foram obtidos os pontos de controle. Para se obter a nova imagem (com o sistema de posicionamento gerado), é necessário realizar-se uma reamostragem dos níveis de cinza nas células, pois a transformação geográfica cria uma malha de células distintas da imagem original.

2.6.3 Reamostragem por interpolação

Quando da criação do novo sistema de coordenadas, a nova malha de células gerada difere espacialmente das células da imagem original. A figura 2.20 ilustra este problema, sendo que o *grid* vermelho representa a imagem original (com distorções) e o *grid* negro representa o sistema corrigido de coordenadas (os valores a , γ e β representam os níveis de cinza da imagem original). Surge então o problema que consiste em qual o valor de nível de cinza mais adequado que deve ser atribuído a cada célula da nova malha, uma vez que esta difere espacialmente da original. Basicamente, resolve-se este problema através de alguns tipos de interpolação, sendo que os métodos mais usuais são: vizinho mais próximo, bilinear e convolução cúbica.

No método do vizinho mais próximo, o valor a ser atribuído à cada célula da nova malha é o valor da célula da imagem original mais próxima ao seu centro (no caso da figura 2.20, o pixel hachurado receberia a como nível de cinza).

No método bilinear considera-se os valores das quatro células da imagem original mais próximas ao centro da nova célula, fazendo-se uma média ponderada de acordo com as distâncias de cada uma destas quatro células ao centro da nova

célula. (no caso da figura 2.20, o pixel hachurado receberia como novo nível de cinza a média ponderada entre as células mais próximas com α (1 célula) e β (3 células).

“A convolução baseia-se no ajuste de uma superfície polinomial de terceiro grau à região circundando o *pixel* em questão” (Crósta, 1992). É um método mais complexo que os dois primeiros e que exige grande suporte computacional.

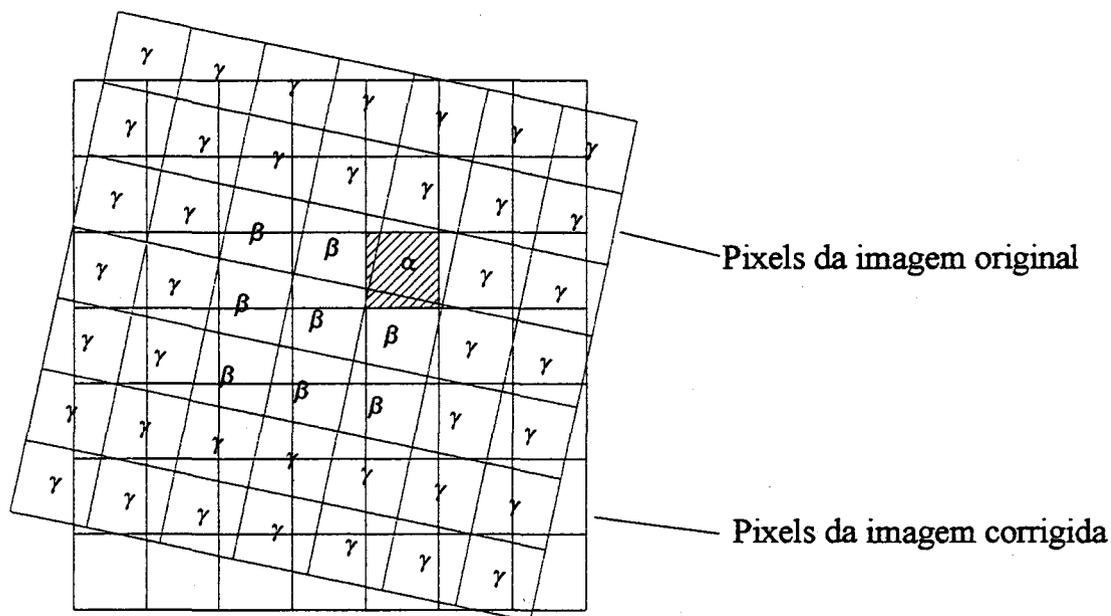


Figura 2.20: Reamostragem (Crósta, 1992, p.162).

A escolha do método de reamostragem deve ser baseada na finalidade a que se destina a imagem e nos meios computacionais disponíveis. Se a imagem será utilizada para classificação, deve-se utilizar uma reamostragem pelo método do vizinho mais próximo, pois é a técnica que menos altera o valor das células. Por outro lado, se a imagem for utilizada para se sobrepor a uma base cartográfica para comparação, é ideal o uso do método de convolução cúbica.

2.7 Regressão multivariada

Segundo Johnson e Wichern (1989), a análise de regressão é a metodologia estatística que procura prever valores de uma ou mais variáveis ditas dependentes a partir de uma coleção de variáveis ditas independentes.

De forma mais simplista, a regressão procura determinar a relação existente (modelo matemático) entre variáveis aleatórias distintas de um determinado fenômeno. As variáveis dependentes são aquelas cuja a variação é suposta correlacionável ao comportamento das variáveis ditas independentes. A regressão é dita simples quando se tem apenas uma variável dependente e quando se tem mais de uma é dita multivariada.

As duas questões básicas da regressão são a determinação do modelo matemático mais representativo para a coleção de variáveis e, uma vez determinado o modelo, quais os parâmetros deste que melhor retratam o comportamento da variável dependente.

Infelizmente, não existem regras fixas para responder a estas questões, sendo necessários processos iterativos onde se testam sucessivamente diversos modelos a fim de se determinar o mais representativo para o fenômeno em estudo.

O método dos mínimos quadrados é o mais utilizado para a determinação dos parâmetros de um modelo. O método consiste em minimizar a soma dos quadrados das diferenças entre os valores preditos pelo modelo e os valores observados (variáveis independentes). Seja dado o modelo matemático genérico:

$$Y'_i = f(X_{1,i}, X_{2,i}, X_{3,i}, \dots X_{k,i}) \quad (2.06)$$

Onde Y' procura retratar a variável dependente Y que é suposta correlacionável a uma quantidade “k” de variáveis independentes ($X_1, X_2, X_3, \dots X_k$). Ao se utilizar o método dos mínimos quadrados, procura-se minimizar a seguinte expressão:

$$S = \sum (Y_i - Y'_i)^2 = \sum (Y_i - f(X_{1,i}, X_{2,i}, X_{3,i}, \dots X_{k,i}))^2 \quad (2.07)$$

Onde “S” representa o somatório dos quadrados das diferenças entre o valores observados e os preditos pelo modelo. Como a função derivada de um função indica o comportamento da mesma, deriva-se a expressão (2.07) em relação a cada um dos parâmetros do modelo (digamos $P_1, P_2, P_3, \dots P_k$ para as variáveis $X_1, X_2, X_3, \dots X_k$ respectivamente e ϕ para um eventual termo independente):

$$\begin{aligned}
\partial S/\partial \phi &= \Sigma \{2.(Y_i - f(X_{1,i}, X_{2,i}, X_{3,i}, \dots X_{k,i})).(-f'_{\phi}(X_{1,i}, X_{2,i}, X_{3,i}, \dots X_{k,i}))\} \\
\partial S/\partial P_1 &= \Sigma \{2.(Y_i - f(X_{1,i}, X_{2,i}, X_{3,i}, \dots X_{k,i})).(-f'_{P_1}(X_{1,i}, X_{2,i}, X_{3,i}, \dots X_{k,i}))\} \\
\partial S/\partial P_2 &= \Sigma \{2.(Y_i - f(X_{1,i}, X_{2,i}, X_{3,i}, \dots X_{k,i})).(-f'_{P_2}(X_{1,i}, X_{2,i}, X_{3,i}, \dots X_{k,i}))\} \\
\partial S/\partial P_3 &= \Sigma \{2.(Y_i - f(X_{1,i}, X_{2,i}, X_{3,i}, \dots X_{k,i})).(-f'_{P_3}(X_{1,i}, X_{2,i}, X_{3,i}, \dots X_{k,i}))\} \\
&\vdots \\
\partial S/\partial P_k &= \Sigma \{2.(Y_i - f(X_{1,i}, X_{2,i}, X_{3,i}, \dots X_{k,i})).(-f'_{P_k}(X_{1,i}, X_{2,i}, X_{3,i}, \dots X_{k,i}))\}
\end{aligned} \tag{2.08}$$

As expressões acima são igualadas a zero para a obtenção dos parâmetros que minimizam a função, tendo-se assim um sistema de “k + 1” equações a “k + 1” incógnitas (fazendo-se $f(X_{1,i}, X_{2,i}, X_{3,i}, \dots X_{k,i}) = f$):

$$\begin{aligned}
\Sigma \{2.(Y_i - f).(-f'_{\phi})\} &= 0 \\
\Sigma \{2.(Y_i - f).(-f'_{P_1})\} &= 0 \\
\Sigma \{2.(Y_i - f).(-f'_{P_2})\} &= 0 \\
\Sigma \{2.(Y_i - f).(-f'_{P_3})\} &= 0 \\
&\vdots \\
\Sigma \{2.(Y_i - f).(-f'_{P_k})\} &= 0
\end{aligned} \tag{2.09}$$

Este sistema de equações pode ser resolvido através de processos matriciais, contudo a dificuldade em resolvê-lo cresce vertiginosamente com o aumento do número “k” de variáveis. A utilização de computadores para a resolução destes sistemas matriciais é essencial, dada a impossibilidade prática de se calcular manualmente sistemas com grande quantidade de variáveis e número elevado de elementos amostrais.

Após a determinação dos parâmetros do modelo, é necessário que se verifique a validade e a qualidade do modelo proposto. Esta verificação pode ser feita através do cálculo do coeficiente de determinação (R^2) e da análise de variância (para estipular a significância λ do modelo e dos regressores).

O coeficiente de determinação expressa o quanto da variância de Y é explicada pelo modelo. O coeficiente R^2 varia de 0 a 1 (também expresso em porcentagem) e quanto mais próximo de 1 melhor será a qualidade da regressão, sendo calculado da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
R^2 &= (SQRM - SQRR)/(SQRM) \\
&\text{ou} \\
R^2 &= (SQDR)/(SQRM)
\end{aligned} \tag{2.10}$$

Onde:

- SQRM - Soma dos quadrados em relação à média, representando os desvios dos valores observados em relação à média. É a variação total de Y: $SQRM = \sum (Y_i - Y_m)^2$, sendo Y_m a média dos valores observados Y_i ;
- SQRR - Soma dos quadrados em relação à regressão, representando os desvios dos valores observados em relação ao valor predito pelo modelo. É o resíduo da regressão: $SQRR = \sum (Y_i - Y'_i)^2$;
- SQDR - Soma dos quadrados devido à regressão, representando os desvios dos valores preditos devido à regressão: $SQDR = \sum (Y'_i - Y_m)^2$, sendo Y_m a média dos valores Y_i .

Como a variação total é igual a soma da variação residual mais a variação devido à regressão ($SQRM = SQRR + SQDR$), observa-se que a situação ideal ($R^2 = 100\%$) ocorre quando SQRR é nulo (não há resíduos) e os valores preditos pelo modelo (Y') coincidem exatamente com os valores observados (Y), ou seja: $SQRM = SQDR$. Quanto maior o valor de SQRR pior será a qualidade da regressão (R^2 tendendo a zero).

Apesar destas considerações, um valor de R^2 alto não é garantia de que o modelo proposto é representativo, pois podem ocorrer situações onde os erros ($Y'_i - Y_i$) são elevados, mas compensam-se mutuamente. Na figura 2.21 estão representadas duas situações hipotéticas (para regressões lineares), onde ocorrem valores de R^2 elevados, mas a conformação gráfica das amostras às retas obtidas pelas regressões demonstra que no caso “b” o modelo não é adequado.

Na análise de variância procura-se estabelecer a que nível de significância (λ) pode ser aceita a hipótese de existência da regressão, bem como definir a influência de cada um dos regressores ($\varphi, P_1, P_2, P_3, \dots, P_k$) nos resultados do modelo. Para tal, costuma-se montar a tabela conhecida em estatística como ANOVA (análise de variância). A tabela 2.04 apresenta a análise de variância para obtenção do nível de significância para aceitação da hipótese de existência da regressão.

Na tabela 2.04, “n” é o número de elementos da amostra, “k” é o número de variáveis independentes, QMDR é o quadrado médio devido a regressão e QMRR é

o quadrado médio em relação à regressão. Para a aceitação da hipótese de existência da regressão (para um dado nível de significância λ), a estatística F calculada (F_{modelo}) deve ser maior que a tabelada na distribuição de *Fisher* para k graus de liberdade no numerador e n - k - 1 graus de liberdade no denominador, ou seja:

$$F_{\text{modelo}} > F_{(k, n-k-1, \lambda)}$$

De forma análoga, para se testar a hipótese de que um regressor específico (P_i ou ϕ) é nulo a um dado nível de significância λ , aplica-se a mesma tabela ANOVA apresentada para a regressão com a introdução de algumas modificações. A tabela 2.05 apresenta as modificações necessárias aos testes dos regressores. Calcula-se o valor de $SQDR_1$ para as demais variáveis (através de uma regressão em separado com estas variáveis), sendo que $SQDR_2 = SQDR - SQDR_1$.

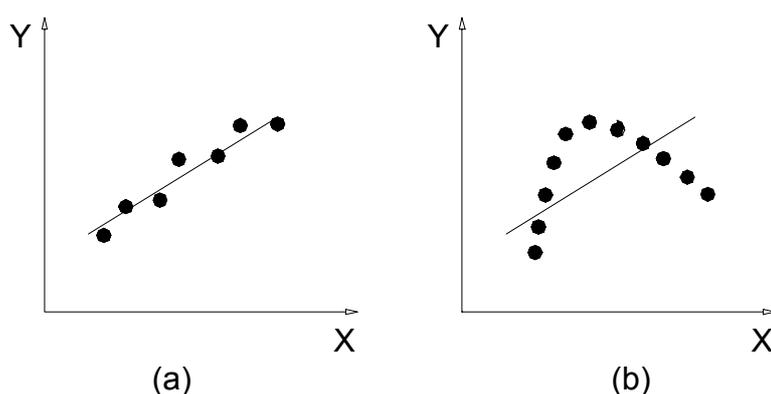


Figura 2.21: Situações distintas para R^2 em regressões lineares; (a) modelo adequado; (b) modelo inadequado.

Tabela 2.04: Análise de variância para significância do modelo.

Fonte de Variação	Graus de liberdade	Soma dos Quadrados	Quadrados Médios	F
Desvio devido a Regressão	K	SQDR	QMDR = SQDR/k	$F_{\text{modelo}} = \text{QMDR}/\text{QMRR}$
Desvio em relação à Regressão	n - k - 1	SQRR	QMRR = SQRR/(n - k - 1)	-
Desvio em relação à média	n - 1	SQRM	-	-

Tabela 2.05: Análise de variância para significância de um regressor.

Fonte de Variação	Graus de liberdade	Soma dos Quadrados	Quadrados Médios	F
Desvio devido a Regressão	k	SQDR	QMDR = SQDR/k	$F_{\text{modelo}} = \text{QMDR}/\text{QMRR}$
	k - 1	SQDR ₁	QMDR ₁ = SQDR ₁ /(k - 1)	$F_{(\text{modelo- regressor})} = \text{QMDR}_1/\text{QMRR}$
	1	SQDR ₂	QMDR ₂ = SQDR ₂ /1	$F_{\text{regressor}} = \text{QMDR}_2/\text{QMRR}$
Desvio em Relação à Regressão	n - k - 1	SQRR	QMRR = SQRR/(n-k-1)	-
Desvio em relação à média	n - 1	SQRM	-	-

Para a não aceitação da hipótese de que o regressor é nulo (para um dado nível de significância λ), a estatística F calculada ($F_{\text{regressor}}$) deve ser maior que a tabelada na distribuição de *Fisher* para 1 grau de liberdade no numerador e n - k - 1 graus de liberdade no denominador, ou seja:

$$F_{\text{regressor}} > (F_{(1, n-k-1, \lambda)})$$

Capítulo 3

Metodologia e dados de entrada

3.1 Dados do satélite GOES 8

O satélite americano GOES 8 é operado pela NOAA, sendo que o desenvolvimento, construção e lançamento coube à *National Aeronautic and Space Administration* (NASA). O satélite foi lançado em abril de 1994, tornando-se operacional no ano seguinte sobre a linha do equador e a 75°W de longitude.

A plataforma do GOES 8 carrega instrumentos multicanais projetados para captar a radiância e a energia refletida pela Terra, sendo que a superfície terrestre é imageada simultaneamente em todos os cinco canais disponíveis (canais 1, 2, 3, 4 e 5) a cada 15 minutos.

As imagens utilizadas nos algoritmos de precipitação aqui descritos são dos canais 1, 3 e 4 do satélite GOES 8, sendo estas imagens gentilmente cedidas (em formato digital e dispostas em 9 CD-ROM's) pela Divisão de Satélites e Sistemas Ambientais (DSA) do Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC) do Instituto de Pesquisas Espaciais (INPE). Os canais utilizados situam-se nos seguintes comprimentos de onda: 0,52 a 0,72 μm (canal 1 – visível ou “VIS”), 10,2 a 11,2 μm (canal 4 – infravermelho ou “IR”) e 6,47 a 7,02 μm (canal 3 - vapor d'água ou “VP”).

As imagens abrangem o período de 01 de janeiro a 31 de dezembro de 1998, porém, como existem 69 dias com falhas no imageamento, apenas 296 dias são passíveis de serem processados com uma resolução temporal de 3 horas. Os horários utilizados na obtenção das imagens são os seguintes: 02:45, 05:45, 08:45, 11:45, 14:45, 17:45, 20:45 e 23:45h (Brasília).

Como o canal 1 depende da exposição solar, apenas se dispõem de imagens neste canal nos horários diurnos (08:45, 11:45, 14:45 e 17:45h), sendo que para os demais canais existem imagens em todos os horários, perfazendo vinte imagens diárias disponíveis (4 no canal 1, 8 no canal 4 e 8 no canal 3). Do total de imagens fornecidas pelo INPE (20.900 imagens aproximadamente), utilizou-se de 4.048

imagens, sendo 1.240 no período de 01 de janeiro a 31 de março (248 do canal 1 e 496 nos canais 3 e 4) e 2.808 no período de 01 de abril a 31 de dezembro (1.872 no canal 4 e 936 do canal 1).

Ressalta-se que as imagens aqui utilizadas constituem-se numa parcela (ou uma sub-imagem) das imagens originalmente geradas pelo satélite GOES 8. As imagens originais deste satélite englobam 42% da superfície terrestre (englobando todo o continente americano, a extremidade oeste da África e grandes parcelas dos oceanos Atlântico e Pacífico), o que resulta em arquivos computacionais de tamanho excessivo, dificultando o processamento, manuseio e transporte destes dados. Por outro lado, a grande maioria dos usuários finais está interessada em algumas regiões específicas do globo e não na imagem completa. A figura 3.01 apresenta uma imagem completa produzida pelo GOES 8 no canal 4 (infravermelho). Desta forma, as imagens originárias do satélite são divididas pelo INPE em setores para diversas regiões dentro da América do Sul.

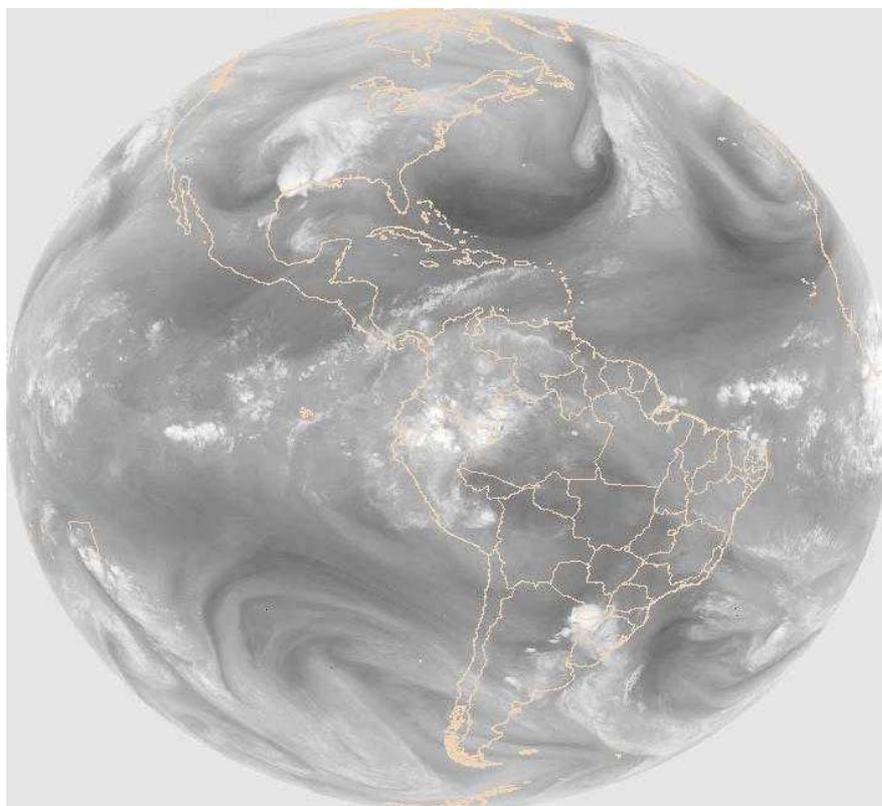


Figura 3.01: O globo visto pelo satélite GOES 8 no canal 4.

As imagens setorizadas utilizadas neste trabalho são as denominadas setor sul pelo INPE. A área de abrangência das imagens do setor sul é aproximadamente de 20 a 36 ° Sul de latitude e de 48 a 66 ° oeste de longitude, compreendendo o Uruguai, Paraguai, norte da Argentina e sul do Brasil (Rio Grande do Sul, Santa Catarina, Paraná e sul dos estados de São Paulo e Mato Grosso do Sul), conforme ilustrado na figura 3.02.

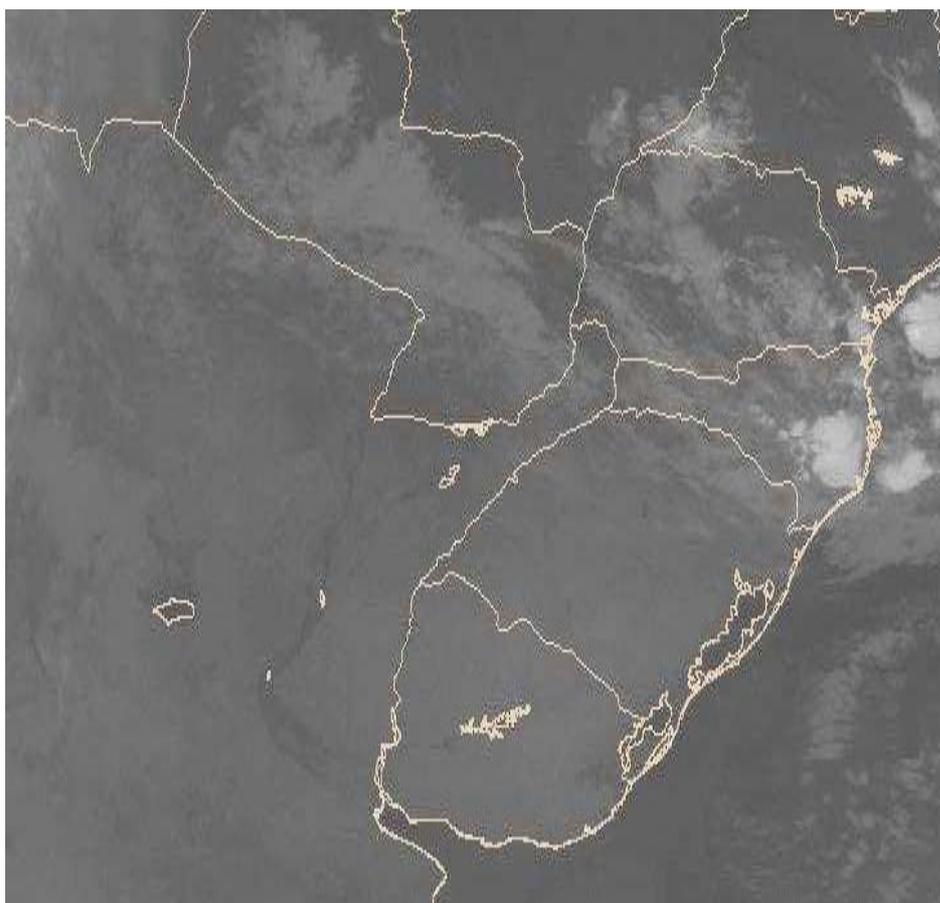


Figura 3.02: Imagem setorizada do satélite GOES 8.

As imagens do setor sul nos canais 1 e 4 possuem 346 linhas x 730 colunas, sendo que cada célula (*pixel*) tem aproximadamente 2 x 4 km na posição subsatélite (Ellrod *et al.*, 1998). Necessário ressaltar que as imagens do canal 1 foram previamente reamostradas no INPE, pois possuíam originalmente dimensão aproximada de 0,5 x 1 km (Ellrod *et al.*, 1998). Desta forma, cada célula (*pixel*) das imagens do canal 1 fornecidas pelo INPE representa a reamostragem de 16 células da imagem original gerada pelo satélite.

As imagens do canal 3 possuem 173 linhas x 365 colunas, sendo que cada célula (*pixel*) tem aproximadamente 4 x 8 km na posição subsatélite. Desta forma, é necessária a execução de uma reamostragem nas imagens do canal 3 (previamente ao processamento dos algoritmos de reconhecimento de precipitação), de forma a se obter uma perfeita correspondência *pixel-a-pixel* com os demais canais.

O INPE forneceu, juntamente com as imagens dos canais mencionados, dois arquivos numéricos (de 346 linhas x 730 colunas e 2 x 4 km) contendo as coordenadas geográficas (latitude e longitude) de cada *pixel* nas demais imagens. O processo de georreferenciamento utilizado é a transformação no modelo orbital, que é considerado por Crósta (1992) como de relativa baixa precisão, dada a impossibilidade prática de se tomar pontos de controle na superfície.

Os arquivos de latitude e longitude apresentam as coordenadas em forma decimal, com décimos e centésimos de grau (exemplo: - 01950 representa - 19,50°). A precisão de 0,01° ou 36'' (verificada nos arquivos de latitude e longitude) significa aproximadamente 1.020 m de latitude e 880 m de longitude para o centro do Rio Grande do Sul, o que resulta em um erro de posicionamento de aproximadamente 1.350 m. Ressalta-se que neste erro de 1.350 m não está embutido o erro causado pelo georreferenciamento baseado em transformações no modelo de geometria orbital. Segundo Ellrod *et al.* (1998), em 1995 apurou-se nas imagens do canal 1 um erro de até 4 km no posicionamento devido às transformações no modelo de geometria orbital. Desta forma, espera-se que o erro máximo no posicionamento seja de aproximadamente 5 km, o que pode tender a diminuir a qualidade das estimativas uma vez que o tamanho do pixel utilizado na presente pesquisa é de 4 km.

A informação contida nas imagens do canal 1 representa a reflectância (ou usualmente albedo), isto é, a razão entre a radiação incidente e a refletida neste canal, tendo duas casas de precisão (por exemplo 06289 representa 62,89%). Apesar de não estritamente correto, é comum a utilização dos termos reflectância e albedo como sinônimos.

A informação contida nas imagens dos canais 4 e 3 representam as temperaturas do topo das nuvens e do vapor d'água respectivamente. No canal 4 a temperatura indica, na ausência de nuvens, a temperatura da própria superfície

terrestre. A temperatura é expressa em Kelvin ($K = T (^{\circ}\text{C}) + 273,15$) com duas casas de precisão (por exemplo: 25845 representa 258,45 K). A figura 3.03 apresenta as imagens do satélite GOES 8 nos canais 1, 3 e 4 em níveis de cinza e com as divisões políticas. Ressalta-se que as temperaturas contidas nestas imagens não são produzidas diretamente pelo radiômetro VISSR do satélite GOES 8, mas sim a partir da mensuração da energia oriunda da superfície realizada pelo citado instrumento (através de correlação com as temperaturas obtidas com sondas atmosféricas).

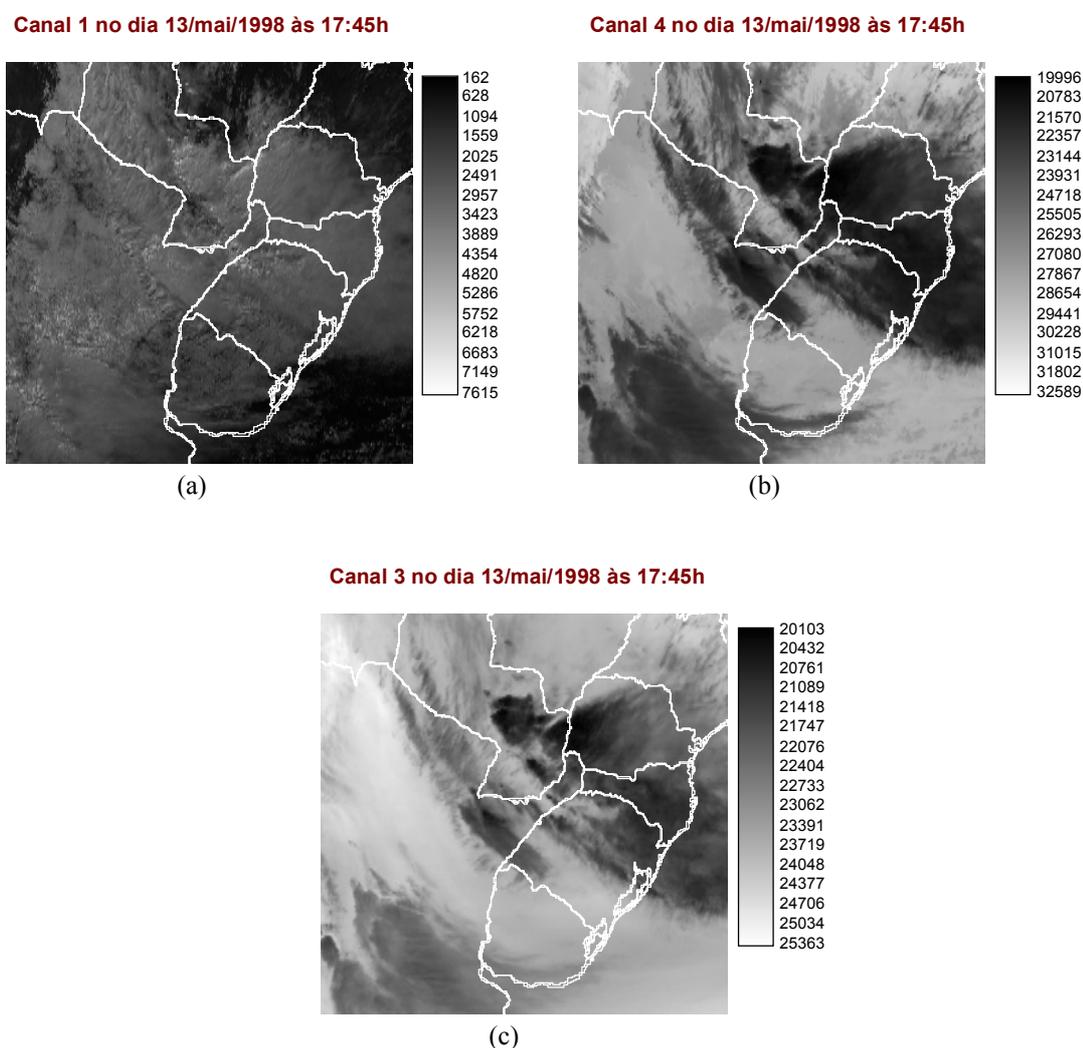


Figura 3.03: Imagens do satélite GOES 8 em níveis de cinza: (a) reflectância ρ expressa no canal 1, com unidade em $\% \times 100$; (b) temperatura no canal 4, com unidade em $\text{K} \times 100$; (c) temperatura no canal 3, com unidade em $\text{K} \times 100$.

3.2 Dados de precipitação

Os dados de precipitação utilizados referem-se a 142 postos pluviométricos gentilmente cedidos pela Companhia Estadual de Energia Elétrica (CEEE, com 88 postos), Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL, com 47 postos) e Fundação Estadual de Pesquisas Agronômicas (FEPAGRO, com 7 postos). Os dados são diários, ou seja a precipitação é acumulada a cada 24 horas) compreendendo todos os dias de 1998, perfazendo 51.830 observações de pluviômetros disponíveis para o trabalho. No entanto, dadas as falhas no imageamento do satélite em 69 dias, foram efetivamente utilizadas 42.032 observações de precipitação.

Os pluviômetros dos postos da CEEE são lidos às 8:00h, sendo a precipitação computada como sendo do mesmo dia da leitura, ou seja, a precipitação anotada como sendo do dia 02 de janeiro é na verdade a precipitação acumulada entre as 8:00h do dia 01 até as 8:00h do dia 02. Os dados fornecidos pela CEEE sofreram tratamento prévio pela mesma para preenchimento de falhas pelo método de ponderação regional com os postos adjacentes.

Os pluviômetros dos postos da FEPAGRO são lidos às 7:00h, sendo a precipitação computada como sendo do dia anterior ao da leitura, ou seja, a precipitação anotada como sendo do dia 02 de janeiro é na verdade a precipitação acumulada entre as 7:00h do dia 02 até as 7:00h do dia 03. Desta forma, para que exista correspondência com os demais dados de solo, a precipitação dos postos da FEPAGRO foi transposta ao dia anterior. Os dados da FEPAGRO foram submetidos a um preenchimento de falhas pelo método de ponderação regional com os postos adjacentes.

Os dados da ANEEL foram obtidos através da Internet (banco de dados Hidroweb: <http://www.hidroweb.aneel.gov.br>), sendo oriundos de diversos órgãos mantenedores. Apesar dos esforços desenvolvidos no sentido de esclarecer exatamente as peculiaridades de cada órgão mantenedor, não se pode afirmar com certeza os horários das leituras dos pluviômetros, nem os procedimentos adotados quando ao dia da anotação. No entanto, como na maioria dos postos pluviométricos é adotada metodologia semelhante à da CEEE, esta será assumida para todos os postos

obtidos através do Hidroweb. Os dados da ANEEL foram submetidos a um preenchimento de falhas pelo método de ponderação regional com base em regressões lineares (adota-se como base para os pesos os coeficientes de determinação de regressões do posto com falhas e os adjacentes).

A tabela 3.01 apresenta uma síntese dos dados pluviométricos utilizados, apresentando a média, desvio médio, desvio padrão e os valores máximo e mínimo observados para os períodos diário, mensal e anual. Nesta tabela observa-se que a variação espacial da precipitação diminui com o aumento do período analisado, pois o quociente da amplitude observada pela média diminui drasticamente neste sentido.

Por outro lado, a tabela 3.01 apresenta valores máximos e mínimos bastantes divergentes em relação à amostra (especialmente a precipitação diária observada no Posto Nonoai em 31 de março de 1998), sendo estes valores extremos possivelmente devidos a erros (sistemáticos ou não) de leitura ou transcrição e manuseio dos dados.

Tabela 3.01: Variação espacial da precipitação.

Período	Estatística	(mm)	Posto Pluviométrico/Órgão Mantenedor
Anual	Média	1941,93	-
	Desvio Médio	285,99	-
	Desvio Padrão	368,67	-
	Máximo	3486,90	Quatro Irmãos / CEEE
	Mínimo	1257,40	Rios dos Carvalhos / CEEE
Mensal	Média	161,83	-
	Desvio Médio	66,59	-
	Desvio Padrão	87,18	-
	Máximo	589,40	Uruguaiana em setembro / FEPAGRO
	Mínimo	0,00	Barragem do Salto em dezembro / CEEE
Diário	Média	5,32	-
	Desvio Médio	8,04	-
	Desvio Padrão	13,52	-
	Máximo	236,80	Nonoai no dia 31 de março / CEEE
	Mínimo	0,00	Diversos

O ano de 1998 pode ser considerado atípico climatologicamente dada as variações anormais na temperatura do oceano pacífico. O aquecimento acima do normal das águas do oceano pacífico é conhecido como fenômeno “*El Niño*” e o resfriamento como “*La Niña*”. Estes fenômenos oscilatórios, porém irregulares, induzem mudanças na circulação atmosférica global e consequentemente na distribuição da precipitação (Pessoa *et al.*, 1994). Tipicamente o fenômeno *La Niña* é

associado a condições mais secas que o normal, o que tende a acarretar um regime de chuvas abaixo do observado em anos anteriores no sul do continente americano.

Segundo o Fórum de Previsão Climática Regional para o Sudeste da América do Sul (1998), o período de julho-agosto-setembro de 1998 caracterizaria-se pela transição de condições de *El Niño* (iniciado em 1997) para *La Niña*, sendo este um consenso geral entre todos os pesquisadores presentes. Esta transição ocasionaria a predominância de condições mais secas no período de outubro-novembro-dezembro no sudeste da América do Sul, o que pode ser confirmado visualmente na figura 3.04. O último trimestre de 1998 teve uma acentuada queda no volume precipitado tanto em relação às séries históricas quanto aos três primeiros trimestres de 1998 (conforme apresentado na tabela 3.02), o que tende a confirmar o prognóstico do citado Fórum.

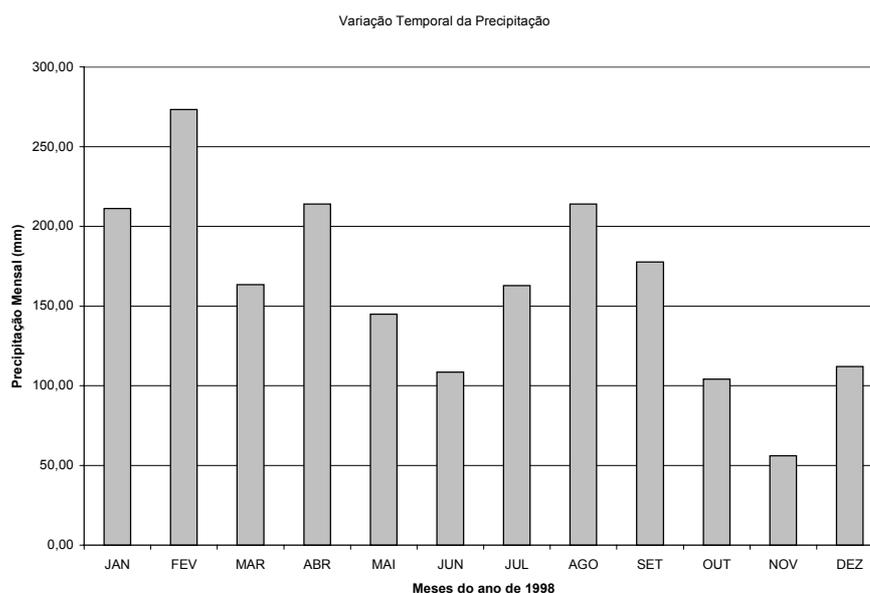


Figura 3.04: Variação temporal da precipitação – gráfico de barras.

Apesar de que uma análise da variação semestral diminua o forte efeito ocasionado por *La Niña* no último trimestre do ano, fica clara a transição entre os dois fenômenos ao se analisar as médias semestrais (185,88 de janeiro a junho e 137,78 mm de julho e dezembro).

Desta forma, infere-se que o primeiro semestre de 1998 caracterizou-se pela vigência do fenômeno *El Niño* e o segundo pela transição entre os fenômenos e a

vigência de *La Niña* no último trimestre, o que motivou no presente trabalho a decisão de se realizar uma regressão para cada um dos semestres.

Tabela 3.02: Variação temporal da precipitação – valores numéricos

Precipitação mensal e trimestral dos 142 postos pluviométricos em 1998 (mm)		
Mês	Mensal	Trimestral
Janeiro	211,21	215,97
Fevereiro	273,24	
Março	163,45	
Abril	213,95	155,78
Maio	144,89	
Junho	108,52	
Julho	162,75	184,83
Agosto	214,04	
Setembro	177,69	
Outubro	104,11	91,73
Novembro	56,13	
Dezembro	111,96	
Média	161,83	161,83
Máximo	273,24	215,97
Mínimo	56,13	91,73
Desvio padrão	60,80	53,39
Desvio médio	47,26	38,57

Com as coordenadas geográficas dos postos (latitude e longitude) e através de comandos “macro” do software de geoprocessamento Idrisi 32[®] (Clark Labs – EUA), construiu-se uma máscara contendo o posicionamento dos postos dentro das imagens do setor sul do GOES 8. Esta máscara está representada na figura 3.05.

A máscara construída possibilita a extração das informações necessárias à regressão quando do processamento das imagens diárias no algoritmo. Devido a intrínseca falta de precisão inerente ao georreferenciamento por modelos de geometria orbital e pela precisão de apenas duas casas decimais nos arquivos de latitude e longitude, salienta-se que no posicionamento dos postos pode ocorrer um erro máximo de aproximadamente 5 km.

Observa-se na figura 3.05 que os postos pluviométricos estão mal distribuídos na área de estudo (acompanhando a concentração populacional), o que tende a trazer menor confiabilidade para as estimativas de precipitação para as áreas com baixa densidade de postos pluviométricos (notadamente a região oeste e litoral).

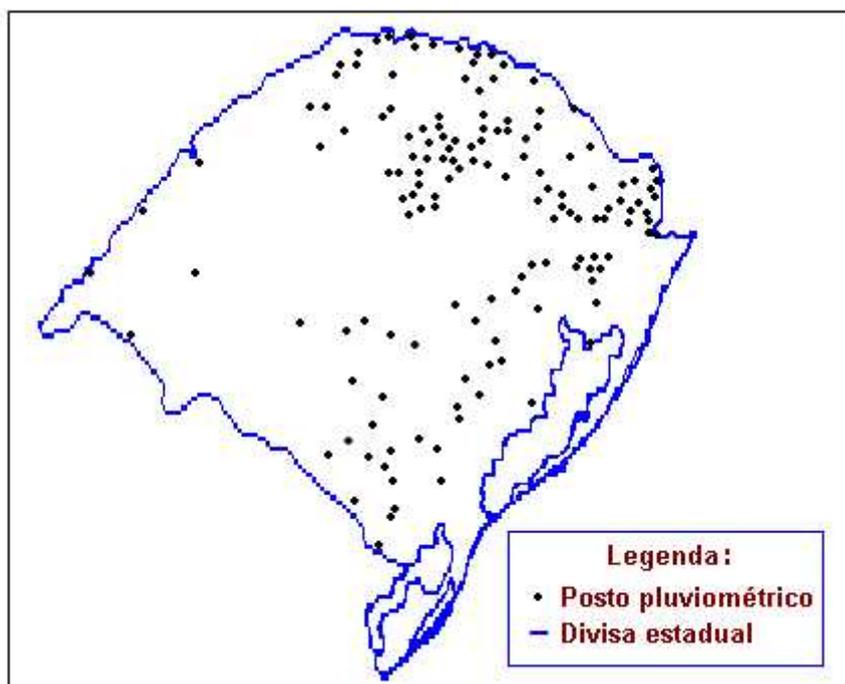


Figura 3.05: Máscara Posicional

3.3 Algoritmos de reconhecimento da precipitação

A peça central de todo o processo de estimativa é o algoritmo de reconhecimento da precipitação, que tem por objetivo gerar um banco de dados suscetível de ser correlacionado com a precipitação observada em solo nos postos pluviométricos.

Como não se obteve o auxílio de um meteorologista, os algoritmos utilizados nesta pesquisa não são interativos, ou seja, trabalham automaticamente na identificação da natureza precipitável das nuvens. O algoritmo de reconhecimento da precipitação nada mais é do que um programa computacional que, com base em certas características das nuvens visíveis nas imagens de satélite, pretende identificar quais as nuvens passíveis de gerar precipitação em cada horário imageado. O

resultado preliminar do algoritmo são mapas horários de ocorrência de precipitação potencial com assinaturas de 0 (não precipitação) e 1 (precipitação).

A partir dos mapas horários é gerado o banco de dados diários da regressão, sendo no presente caso composto pelas variáveis independentes “VIS”, “VP” e “IR”, que correspondem ao somatório diário das assinaturas das imagens nos canais 1 (visível), 3 (Vapor d’água) e 4 (infravermelho) respectivamente.

A assinatura de um *pixel* em um dado canal e horário somente participará do somatório diário se a sua posição estiver contida na área considerada precipitável no mapa de precipitação no horário respectivo, isto é, com assinatura igual a 1.

Com o intuito de se obter a melhor correlação possível com a precipitação observada nos postos pluviométricos, foram testados três algoritmos diferentes, variando apenas os critérios que norteiam a separação das áreas consideradas precipitáveis nos mapas horários. Salienta-se que a precisão (temporal e espacial) das imagens utilizadas torna infrutífero o emprego de técnicas que demandem maior discretização temporal.

Devido a disponibilidade de imagens dos canais infravermelho e visível, o primeiro algoritmo tem critérios de decisão baseados nestes canais, sendo similar ao algoritmo utilizado na técnica ADMIT, pois esta técnica incorpora ambos os canais (diferentemente das demais técnicas não interativas apresentadas no capítulo 2 que utilizam apenas um canal).

O segundo algoritmo incorpora ao primeiro as faixas de variação da temperatura e do albedo, bem como a textura como elemento decisório. As faixas de variação citadas e a textura foram baseadas nas experiências obtidas com as técnicas CST e NESDIS respectivamente.

O terceiro algoritmo é idêntico ao segundo, exceto pela substituição da textura por um gradiente de temperatura na separação das nuvens cirriformes das demais. O emprego do gradiente de temperatura baseou-se no critério empírico de Adler *et al.* (1988) *apud* Barret *et al.* (1990) utilizado na técnica CST.

Em todos os algoritmos citados, após a separação das áreas consideradas precipitáveis, as imagens resultantes são somadas, gerando o banco de dados da

regressão. Através do banco de dados assim gerado realiza-se o processo de regressão (utilizando-se como variável dependente a precipitação observada nos postos pluviométricos) para obtenção da precipitação estimada (mm) através de um modelo estatístico.

3.3.1 Algoritmo com critérios no visível e infravermelho.

Neste algoritmo, o objetivo da escolha de um limite de temperatura (através do canal 4) é discriminação entre as nuvens capazes de gerar precipitação e as inativas. Este limite, que pode ser aplicado a nuvens precipitáveis, é uma função da dinâmica e da estrutura física das nuvens e pode variar largamente tanto no tempo quanto no espaço (Dugdale *et al.*, 1991). Desta forma, a escolha de limites de temperatura deve ser criteriosa, pois deve retratar tanto quanto possível a maior parte dos fenômenos meteorológicos geradores de precipitação ocorridos na área de interesse.

Na literatura consultada, a maior parte das técnicas utilizam um único limite de temperatura para os períodos noturno e diurno, pois as temperaturas dos topos das nuvens convectivas não variam sensivelmente entre os dois períodos.

No entanto, a aplicação de temperaturas diferenciadas nos períodos noturno e diurno tende, ao menos teoricamente, a diminuir o erro causado pelo reconhecimento de nuvens cirriformes noturnas como precipitáveis. Com esta diferenciação objetiva-se eliminar a maioria das nuvens cirriformes noturnas, apesar da eliminação de algumas nuvens cumuliformes e estratiformes realmente precipitáveis.

Desta forma, a escolha da temperatura noturna deve ser cuidadosa, pois este limite deverá ser adequado a excluir boa parte das nuvens cirriformes, sem no entanto excluir significativa parcela das nuvens precipitáveis.

Durante o período diurno, as imagens do canal visível e do infravermelho excluem de forma mais confiável as nuvens não precipitáveis, o que permite uma temperatura maior como limite diurno, tendo-se em vista a não exclusão de nuvens precipitáveis mais quentes (240 a 275K).

No presente algoritmo, optou-se pela adoção de temperaturas diferenciadas nos períodos diurno e noturno (reflectância “R”, temperatura diurna “ k_D ” e temperatura noturna “ k_N ”).

Para que um determinado *pixel* seja reconhecido como tendo nuvens precipitáveis diurnas é necessário que o albedo (canal 1) seja superior a “R” e a temperatura inferior a “ k_D ” (canal 4). Para o período noturno é necessário que a temperatura seja inferior a “ k_N ” (canal 4). Abaixo encontram-se alguns valores de referência de outros estudos já realizados:

- $R > 40\%$: Israel, Tailândia e Indonésia (Rosenfeld *et al.*, 1998);
- $k < 235K$: Áreas tropicais do Oceano Atlântico (Arkin (1979) *apud* Barret *et al.* (1990));
- $k < 250K$: Sul da Flórida – USA (Adler *et al.* (1988) *apud* Barret *et al.* (1990));
- $k_D < 223K$ e $k_N < 213K$: Níger e Sudão (Milford *et al.* (1986) *apud* Barret *et al.* (1990)).

Neste algoritmo, a delimitação das áreas precipitáveis (mapas horários de precipitação) é feita através da aplicação de dois critérios de decisão (diurno e noturno), sendo que os parâmetros destes critérios podem ser alterados de acordo com os resultados obtidos na regressão.

O critério de decisão diurno é baseado simultaneamente nas imagens dos canais 1 e 4 (visível e infravermelho), ou seja, na reflectância e na temperatura do topo das nuvens. O critério noturno baseia-se unicamente na temperatura (canal 4).

O algoritmo foi montado com os comandos “macro” do software de geoprocessamento Idrisi 32[®] (Clark Labs – USA), estando os seus estágios de produção apresentados na figura 3.06.

A figura 3.07 apresenta as imagens de entrada no processamento diurno do algoritmo ilustrado na figura 3.06 para as 14:45 h do dia 06 de janeiro de 1998, sendo que as 3 imagens apresentadas (canais 1, 3 e 4) referem-se a apenas a um dos 4 horários diurnos processados diariamente (8:45, 11:45, 14:45 e 17:45h).

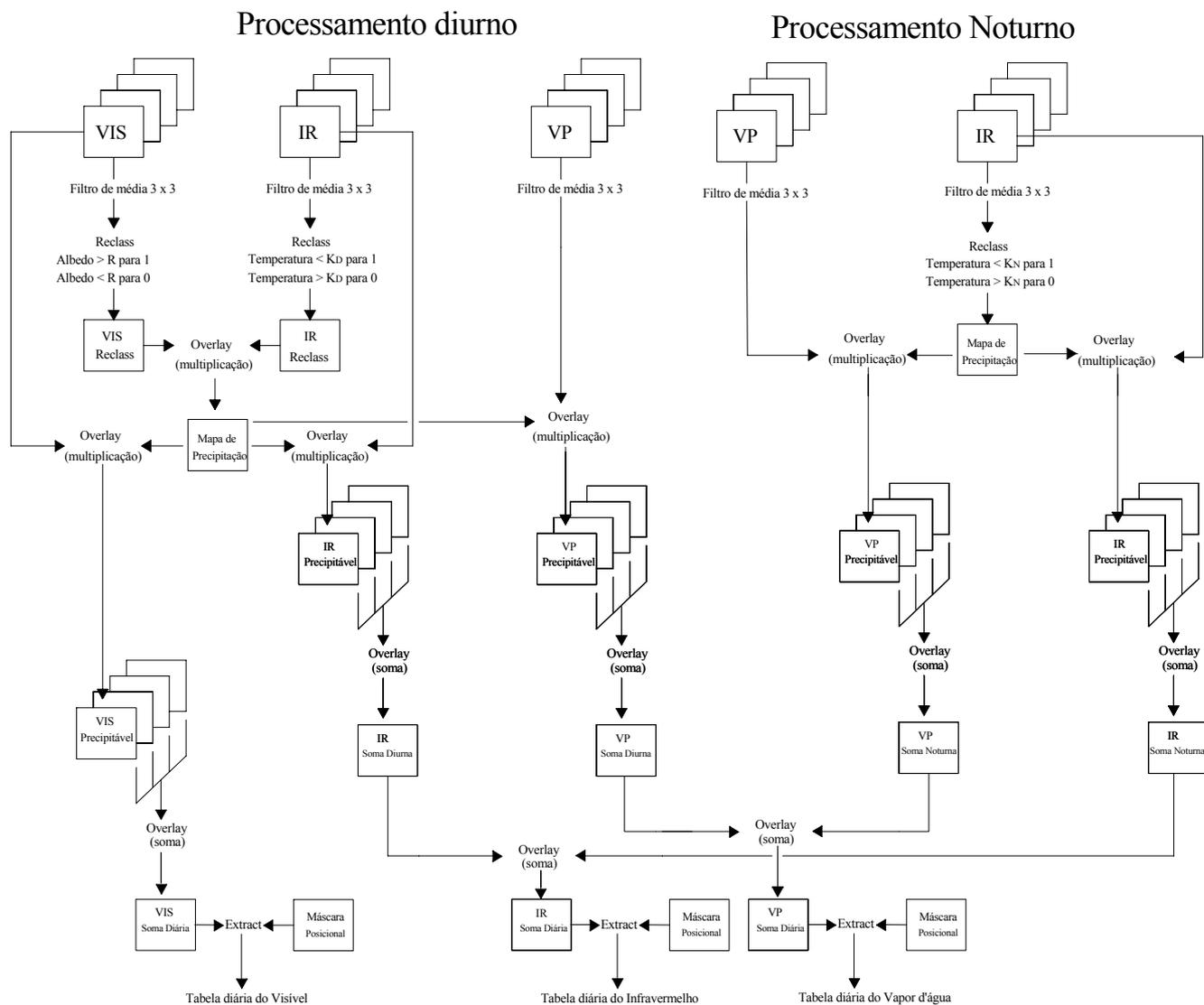


Figura 3.06: Estágios na produção das tabelas diárias do algoritmo IR e VIS.

A figura 3.08 apresenta os dois resultados dos critérios diurnos do canal visível e do infravermelho (para as imagens da figura 3.07) e a interseção dos mesmos, o que gera o mapa horário ou instantâneo de precipitação potencial (14:45h do dia 06 de janeiro de 1998).

A figura 3.09 apresenta as imagens resultantes do processamento diurno, que são as nuvens consideradas capazes de gerar precipitação nos três canais analisados as 14:45h do dia 06 de janeiro de 1998.

Imagem do canal 4 - 14:45h - 06/01/98

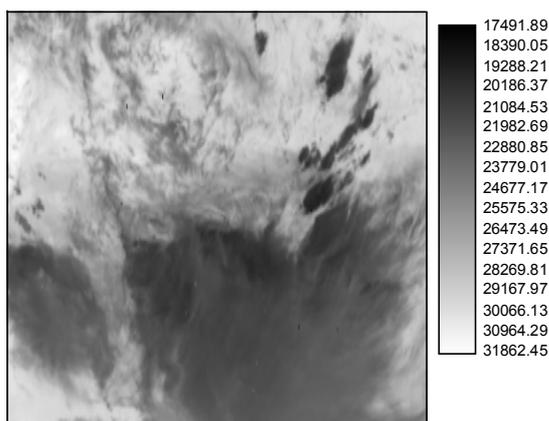


Imagem do canal 3 - 14:45h - 06/01/98

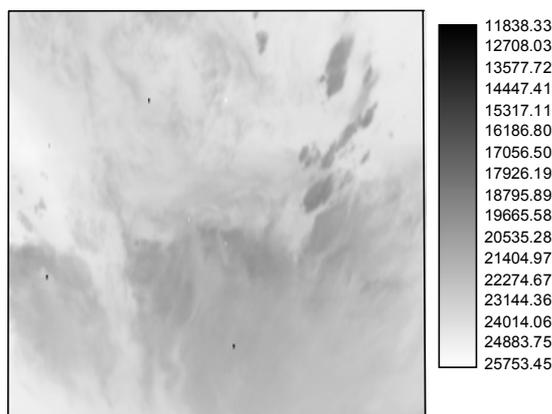


Imagem do canal 1 - 14:45h - 06/01/98

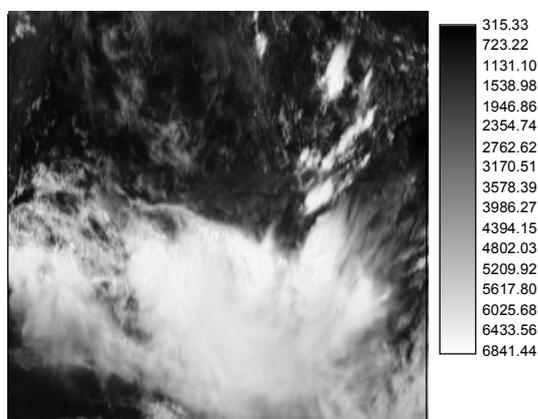


Figura 3.07: Imagens de entrada no processamento diurno da figura 3.06

A figura 3.10 apresenta as imagens de entrada no processamento noturno do algoritmo ilustrado na figura 3.06 para as 23:45h do dia 06 de janeiro de 1998, sendo que as 2 imagens apresentadas (canais 3 e 4) referem-se a apenas um dos 4 horários noturnos processados diariamente (20:45, 23:45, 02:45 e 05:45h).

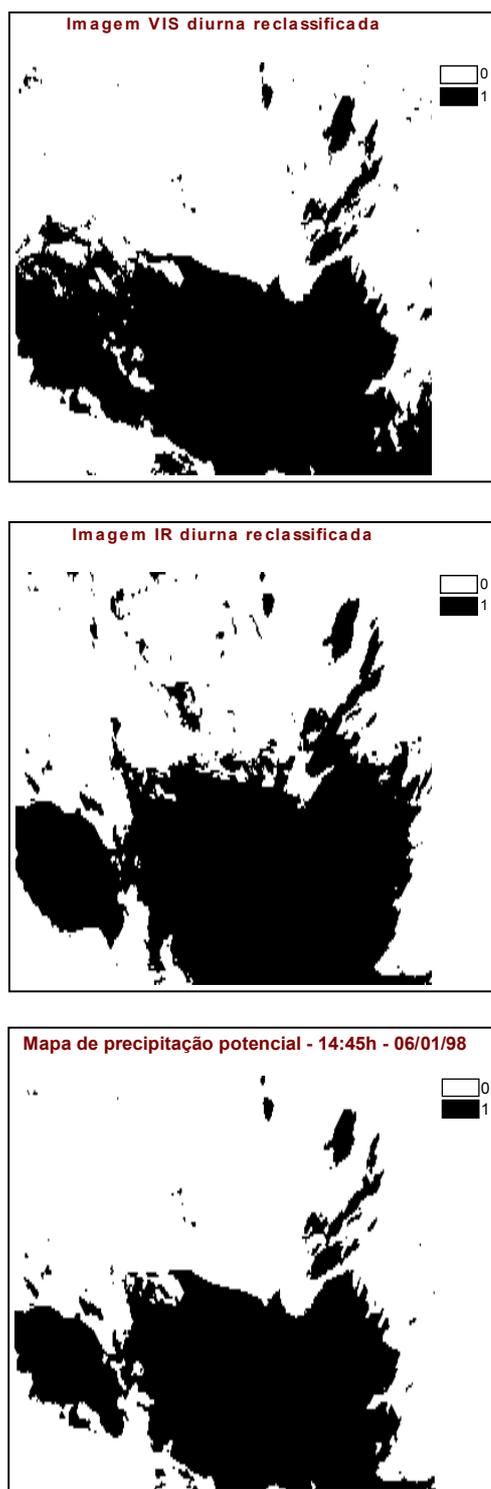
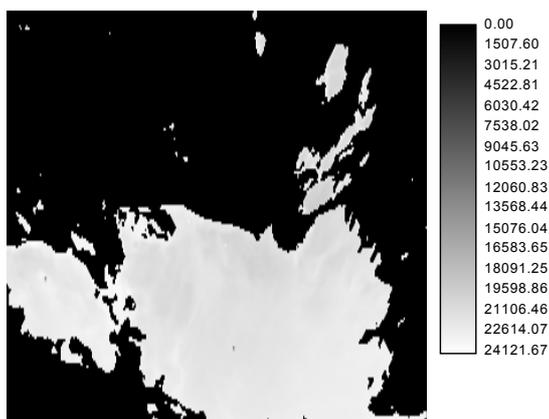


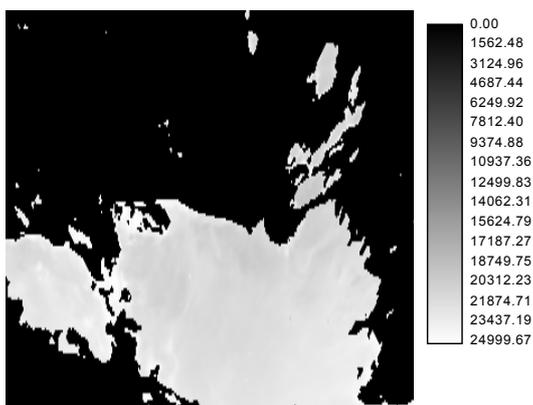
Figura 3.08: Aplicação dos critérios diurnos de decisão.

A figura 3.11 apresenta o resultado do critério noturno do infravermelho para a imagem do canal 4 apresentada na figura 3.10, o que se constitui no mapa horário ou instantâneo de precipitação potencial (23:45h do dia 06 de janeiro de 1998).

Nuvens precipitáveis às 14:45h no canal 3



Nuvens precipitáveis às 14:45h no canal 4



Nuvens precipitáveis às 14:45h no canal 1

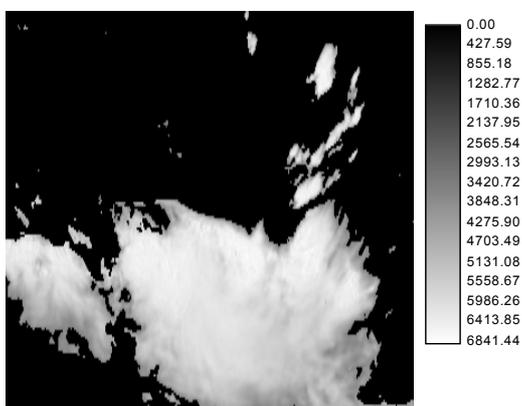


Figura 3.09: Imagens resultantes do processamento diurno às 17:45h do dia 06/01/1998.

A figura 3.12 apresenta as imagens resultantes do processamento noturno, que são as nuvens consideradas capazes de gerar precipitação nos dois canais analisados às 23:45h do dia 06 de janeiro de 1998.

A figura 3.13 apresenta as imagens resultantes do processamento diário. Estas imagens retratam o somatório (*pixel-a-pixel*) das características (nos três canais analisados) de todas as nuvens consideradas precipitáveis entre as 8:00 h do dia

06/01/1998 e as 08:00 h do dia 07/01/1998. A partir destas imagens são extraídas as tabelas diárias com as variáveis independentes que formam o banco de dados da regressão.

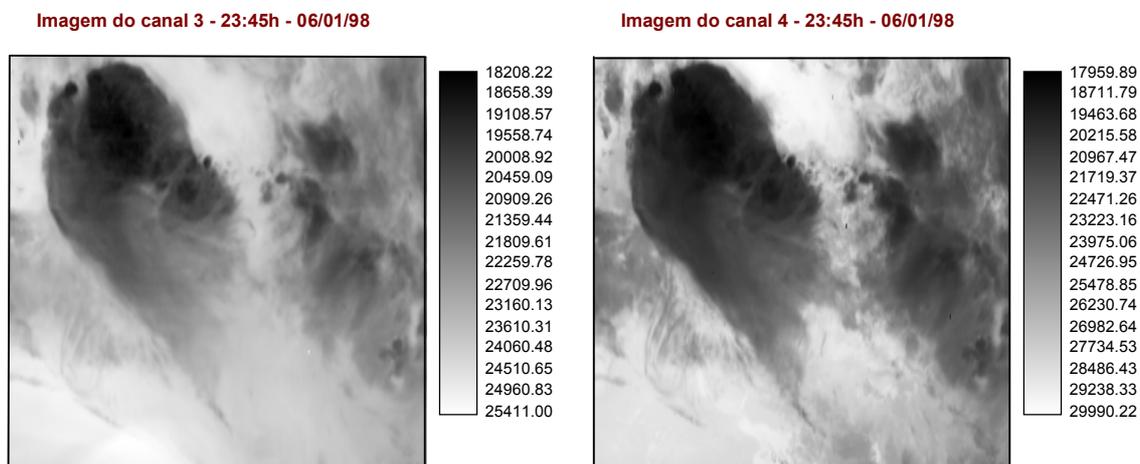


Figura 3.10: Imagens de entrada no processamento noturno da figura 3.06.

Mapa de precipitação potencial - 23:45h - 06/01/98

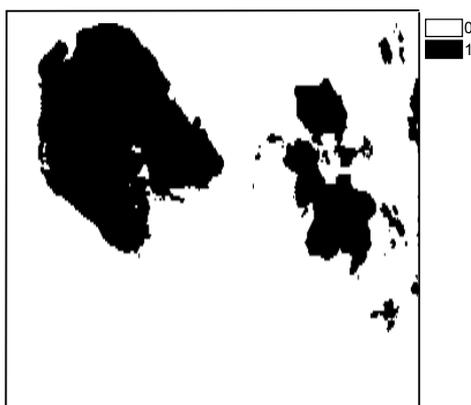


Figura 3.11: Aplicação do critério noturno de decisão às 23:45h do dia 06/01/1998.

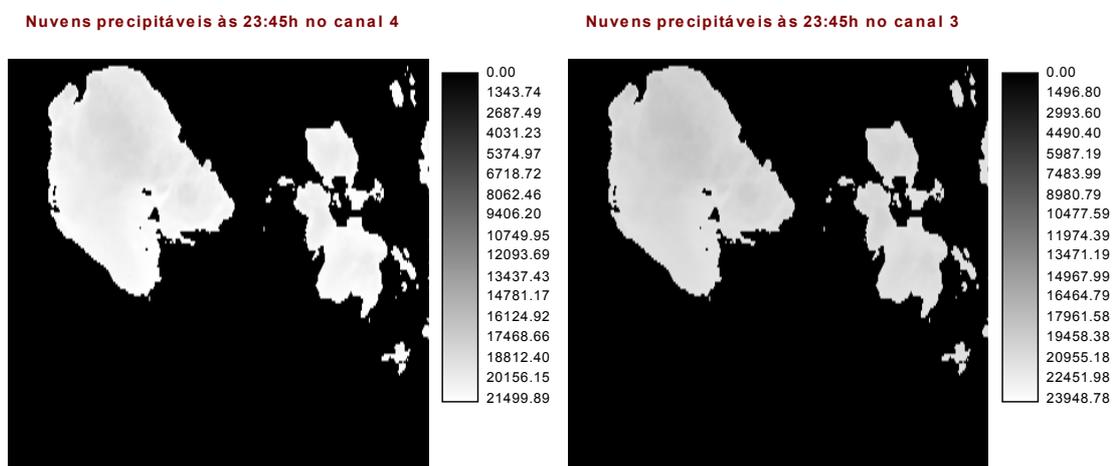
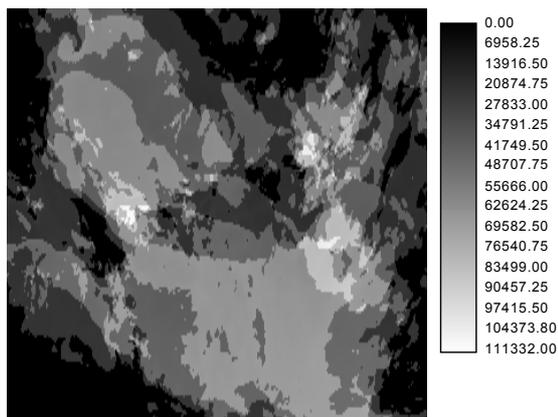
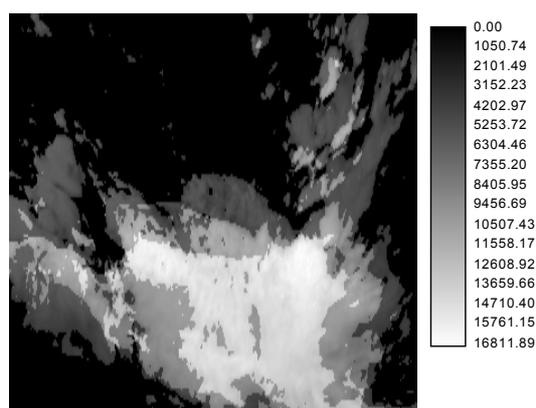


Figura 3.12: Imagens resultantes do processamento noturno às 23:45h do dia 06/01/1998.

Somatório das assinaturas diárias no canal 4



Somatório das assinaturas diárias no canal 1



Somatório das assinaturas diárias no canal 3

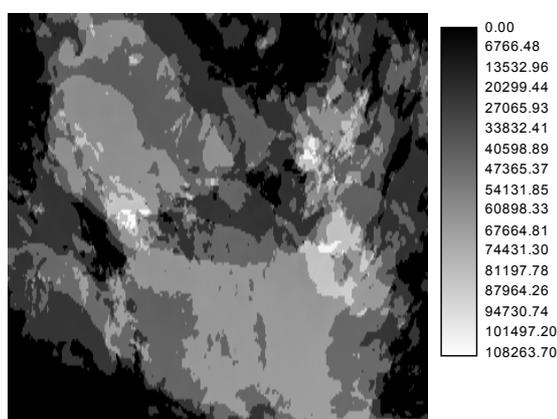


Figura 3.13: Imagens resultantes do processamento diário.

3.3.2 Algoritmo com critérios no visível, infravermelho e textura

Neste algoritmo, a única variável independente gerada é o “IR”, ou seja, a temperatura acumulada diariamente das nuvens consideradas precipitáveis, sendo a delimitação das áreas precipitáveis (mapas horários de precipitação) feita através da aplicação de três critérios de decisão: a temperatura no topo das nuvens (canal 4), albedo (canal 1) e textura do canal 4.

A idéia central da utilização da textura é de que a parte mais ativa de um sistema convectivo apresenta maior textura (ou maior “aspereza” em critérios subjetivos dos olhos humanos) que as partes inativas. Desta forma, infere-se que a precipitação é correlacionável à presença de um determinada “quantidade” de textura observável a partir de satélites. A textura identifica bem as nuvens convectivas, principalmente os grandes sistemas tempestuosos.

A textura é melhor identificada no canal 1 (visível), contudo dada a falta deste canal durante o período noturno (onde está a maior parte do problema de exclusão de nuvens cirriformes) utilizou-se neste algoritmo a textura do canal 4.

A desvantagem da utilização da textura, através de técnicas não interativas, é a dificuldade do algoritmo de distinguir a textura dos centros precipitáveis das nuvens e a das bordas das mesmas. A figura 3.14 ilustra as áreas mais ativas de uma nuvem através dos critério de textura do topo da nuvem.

Quando as bordas da nuvem ocorrem de forma abrupta em termos de variação de temperatura, o algoritmo interpreta como sendo uma parte ativa da nuvem. Isto ocorre porque a textura é realçada no algoritmo através de um filtro que ressalta as transições de alta frequência. Além disto, o critério da textura tende a excluir uma parcela das nuvens estratiformes precipitáveis, pois estas possuem pequenos desenvolvimentos verticais (com pouca textura).

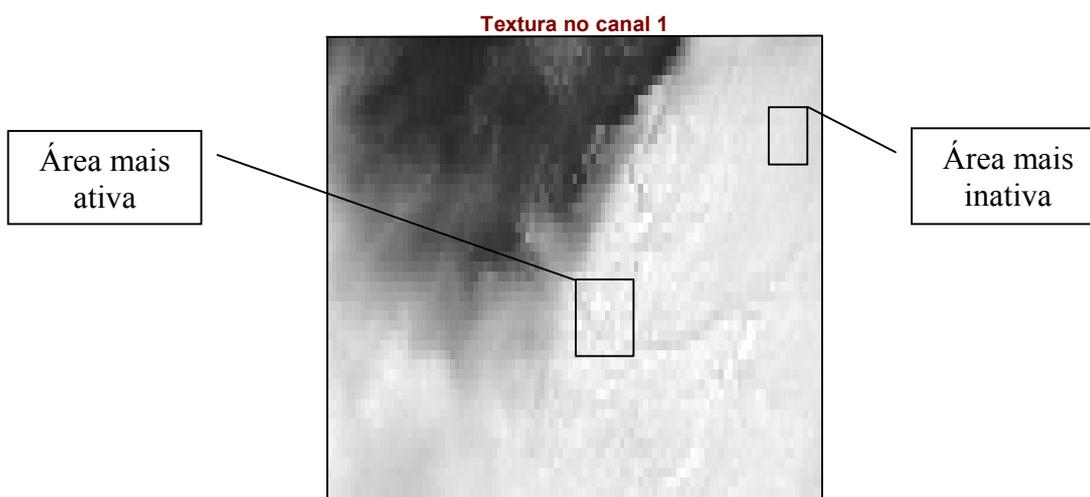


Figura 3.14: Áreas ativa e inativa pelo critério da textura.

Neste algoritmo empregou-se faixas de variação das temperaturas e do albedo, com o intuito de se identificar as áreas onde não exista certeza de precipitação ou não precipitação por ambos os critérios. Nestas áreas de incerteza, definidas pelo albedo e pela temperatura, aplica-se o critério da textura para identificação das nuvens possivelmente precipitáveis.

No processamento diurno, a faixa de variação da temperatura é limitada pelos parâmetros “ $K_{D,1}$ ” e “ $K_{D,2}$ ”, e a variação do albedo pelos parâmetros “ R_1 ” e “ R_2 ”. No

processamento noturno, a faixa de variação da temperatura é limitada pelos parâmetros “ $K_{N,1}$ ” e “ $K_{N,2}$ ”.

No período diurno considera-se certa a precipitação em um determinado *pixel* quando este tiver uma temperatura menor que $K_{D,1}$ e albedo maior que R_2 . Considera-se certa a não ocorrência de precipitação quando a temperatura for maior que $K_{D,2}$ ou o albedo menor que R_1 . Considera-se incerta a ocorrência de precipitação quando a temperatura estiver situada entre $K_{D,1}$ e $K_{D,2}$ e o albedo entre R_1 e R_2 , sendo então utilizado o critério de textura. Esta situação é ilustrada na figura 3.15.

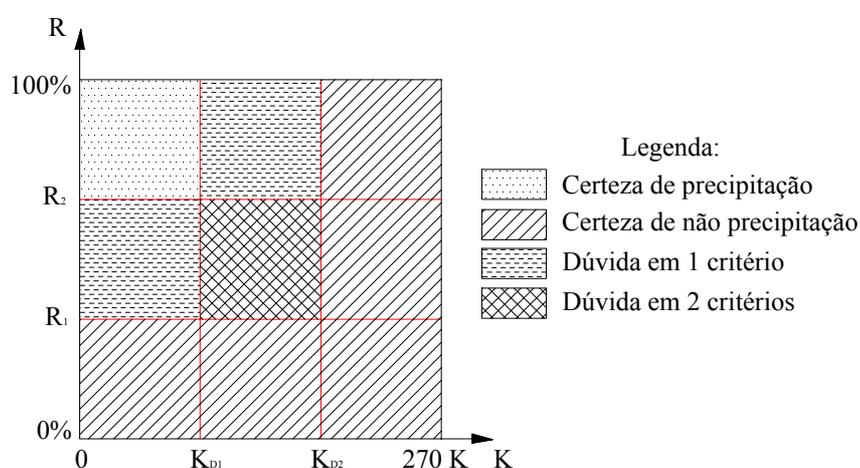


Figura 3.15: Critérios diurnos de decisão.

No período noturno, considera-se certa a precipitação em um determinado *pixel* quando este tiver uma temperatura menor que $K_{N,1}$. Considera-se certa a não ocorrência de precipitação quando a temperatura for maior que $K_{N,2}$. Considera-se incerta a ocorrência de precipitação quando a temperatura estiver situada entre $K_{N,1}$ e $K_{N,2}$, sendo então utilizado o critério de textura. Esta situação é ilustrada na figura 3.16.

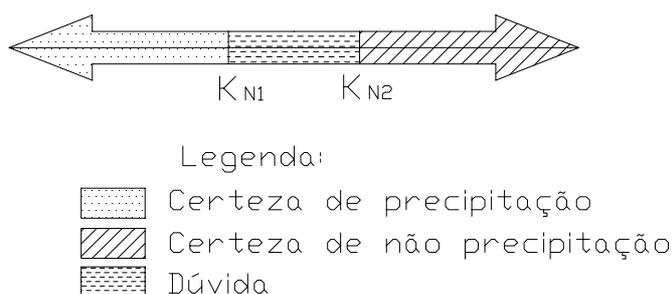


Figura 3.16: Critério noturno de decisão.

O meio utilizado no algoritmo para mensurar a textura foi o número de diferentes classes (considerando-se 100 classes em toda a imagem) de valores de temperatura em uma máscara de 7 x 7. Trata-se de uma operação de vizinhança que se constitui num filtro passa alta, ou seja, que elimina as feições com baixas frequências nas imagens do canal 4.

As áreas de incerteza produzidas durante o processamento diurno possuem uma peculiaridade (inexistente no processamento noturno), devido à existência de subdivisão: uma área em que existe dúvida em ambos os critérios (assinalado com valor 4 no mapa prévio de precipitação) e outra onde existe dúvida em apenas um critério (assinalado com valor 2). Devido a este fato, assume-se um limite diferenciado de textura para aquelas duas áreas, sendo maior para a área 4 (devido a maior incerteza aí presente). Nomeou-se os limites de textura da seguinte forma: “T₂” para a área 2 e “T₄” para a 4.

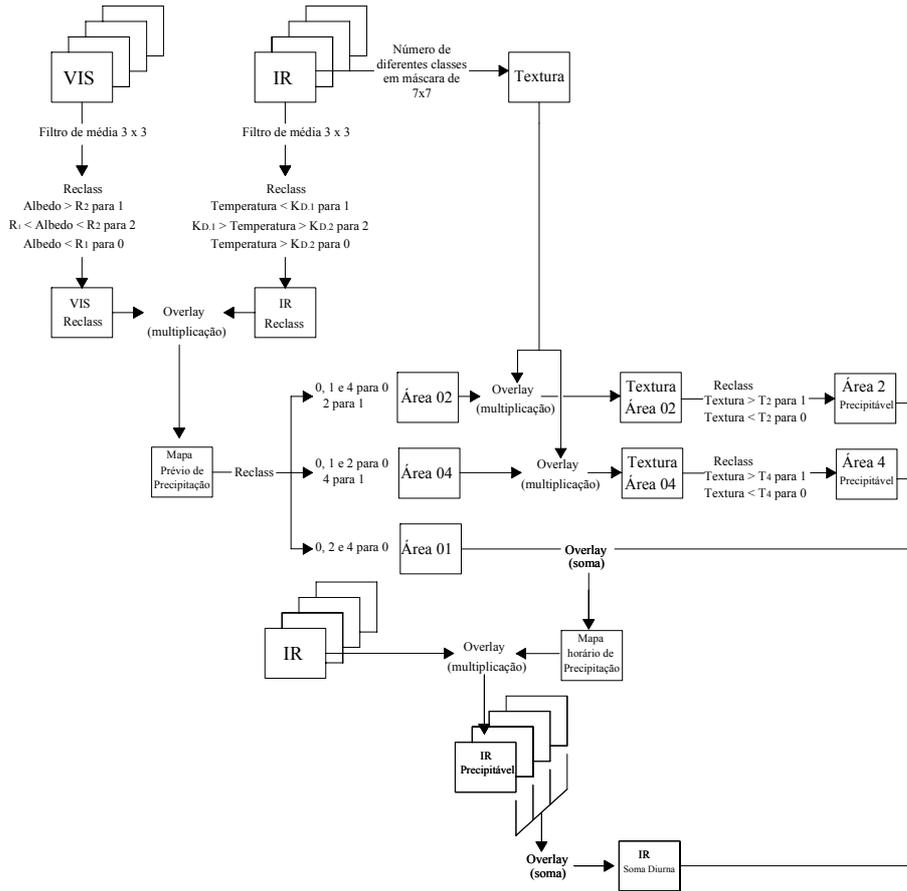
O algoritmo foi montado com os comandos “macro” do software de geoprocessamento Idrisi 32[®] (Clark Labs – USA), estando os seus estágios de produção apresentados na figura 3.17.

A figura 3.18 apresenta os dois resultados dos critérios diurnos nos canais visível e infravermelho (a partir das imagens dos canais 1 e 4 da figura 3.07) e a interseção dos mesmos, o que gera o pré mapa horário ou instantâneo de precipitação (para as 14:45h do dia 06 de janeiro de 1998).

A figura 3.19 apresenta o mapa horário de precipitação (14:45h do dia 06 de janeiro de 1998), sendo a área considerada precipitável desta imagem obtida somando-se a área de assinatura 1 do pré mapa (figura 3.18) com as áreas consideradas (pelo critério da textura) precipitáveis dentre aquelas com assinatura 2 e 4. O mapa horário de precipitação possibilita a extração (a partir das imagens do canal 4) das nuvens consideradas capazes de gerar precipitação no horário considerado.

A figura 3.20 apresenta o resultado do critério noturno (baseado unicamente no infravermelho) aplicado à imagem do canal 4 apresentada na figura 3.10, o que se constitui no pré mapa horário (ou instantâneo) de precipitação (23:45h do dia 06 de janeiro de 1998).

Processamento diurno



Processamento Noturno

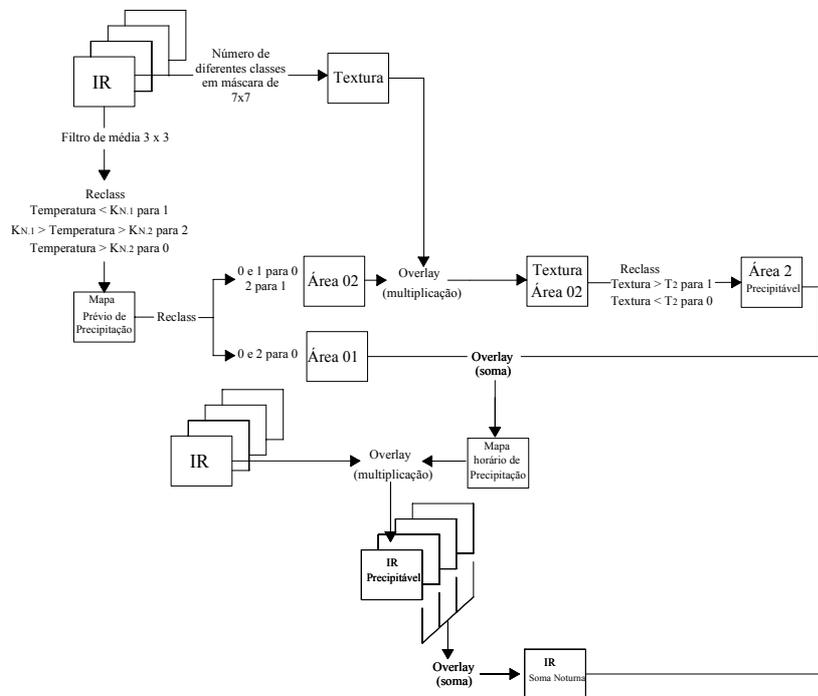
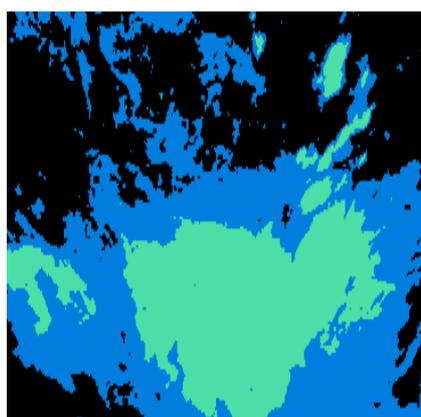


Figura 3.17: Estágios na produção diária do algoritmo IR, VIS e textura.

A figura 3.21 apresenta o mapa horário de precipitação para as 23:45h do dia 06 de janeiro de 1998. A área precipitável desta imagem é obtida somando-se a área de assinatura 1 do pré mapa (figura 3.20) com as áreas consideradas (pelo critério da textura) precipitáveis dentre a área com assinatura 2 (dúvida).

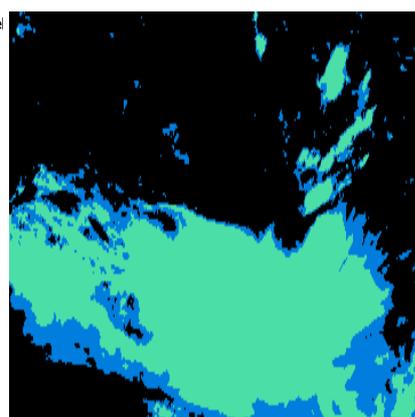
A figura 3.22 apresenta a imagem resultante de todo o processamento diário. Esta imagem retrata o somatório (*pixel-a-pixel*) das temperaturas (canal 4) de todas as nuvens consideradas precipitáveis entre as 8:00 h do dia 06/01/1998 e as 08:00 h do dia seguinte. A partir desta imagem são extraídas (através da máscara com o posicionamentos dos postos pluviométricos) as tabelas diárias com as variáveis independentes que formam o banco de dados da regressão.

Imagem IR reclassificada - 14:45h - 06/01/1998



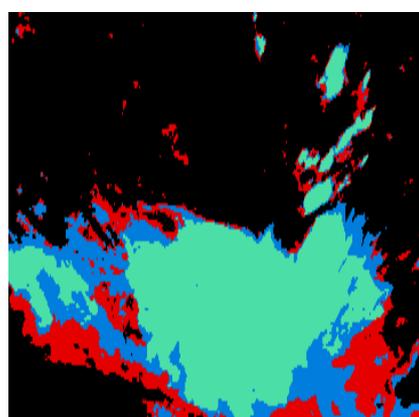
Não precipitável
 Precipitável
 Duvidoso

Imagem VIS reclassificada - 14:45h - 06/01/1998



Não precipitável
 Precipitável
 Duvidoso

Pré-Mapa de precipitação - 14:45h - 06/01/1998



Não precipitável
 Precipitável
 Dúvida em 1
 Dúvida em 2

Figura 3.18: Critérios de decisão diurnos e pré mapa de precipitação.

Mapa de precipitação - 14:45h - 06/01/1998

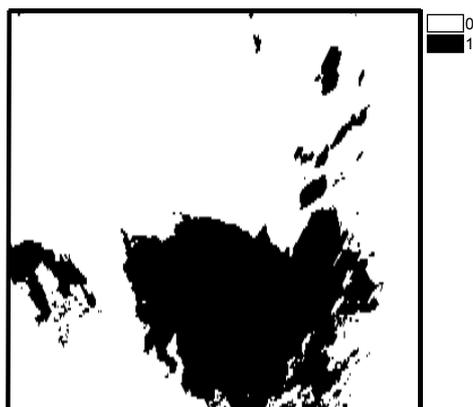


Figura 3.19: Mapa de precipitação.

Pre mapa de precipitação - 23:45h - 06/01/1998

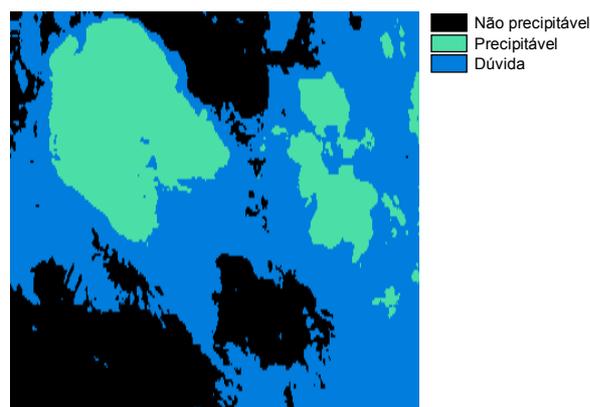


Figura 3.20: Pré mapa horário de precipitação.

Mapa de precipitação - 23:45h - 06/01/1998



Figura 3.21: Mapa horário de precipitação.

Somatório diário das assinaturas do canal 4 - 07/01/1998

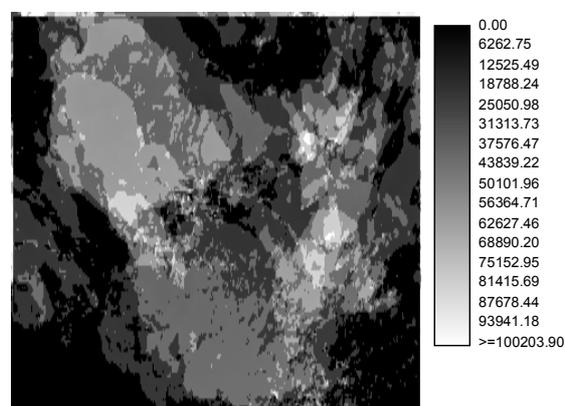


Figura 3.22: Imagem resultante do processamento diário.

3.3.3 Algoritmo com critérios no visível, infravermelho e gradiente de temperatura.

Este algoritmo trabalha exatamente da mesma forma que o anterior, substituindo apenas a textura pelo gradiente de temperatura como critério de decisão e unificando as áreas duvidosas 2 e 4 consideradas no algoritmo anterior.

A única variável independente gerada é o “IR”, ou seja, a temperatura (100 x K) acumulada diariamente com as nuvens consideradas precipitáveis. A delimitação das áreas precipitáveis dentre as áreas duvidosas unificadas nos pré mapas horários é feita através de um critério baseado na discriminação do gradiente de temperatura.

Este critério foi sugerido por Adler *et al.* (1988) *apud* Barret *et al.* (1990), tratando-se de uma discriminação empírica feita no plano da temperatura e gradiente

de temperatura. A figura 3.23 representa este critério empírico, sendo que os pontos indicados por “C” indicam nuvens Cirrifformes, enquanto os “T” indicam Tempestades. Na figura 3.23 o gradiente de temperatura é tratado como declividade (*slope*) devido ao emprego de técnicas voltadas para dados topográficos (especialmente o modelo numérico do terreno, substituído aqui por um “modelo numérico de temperatura” do topo das nuvens).

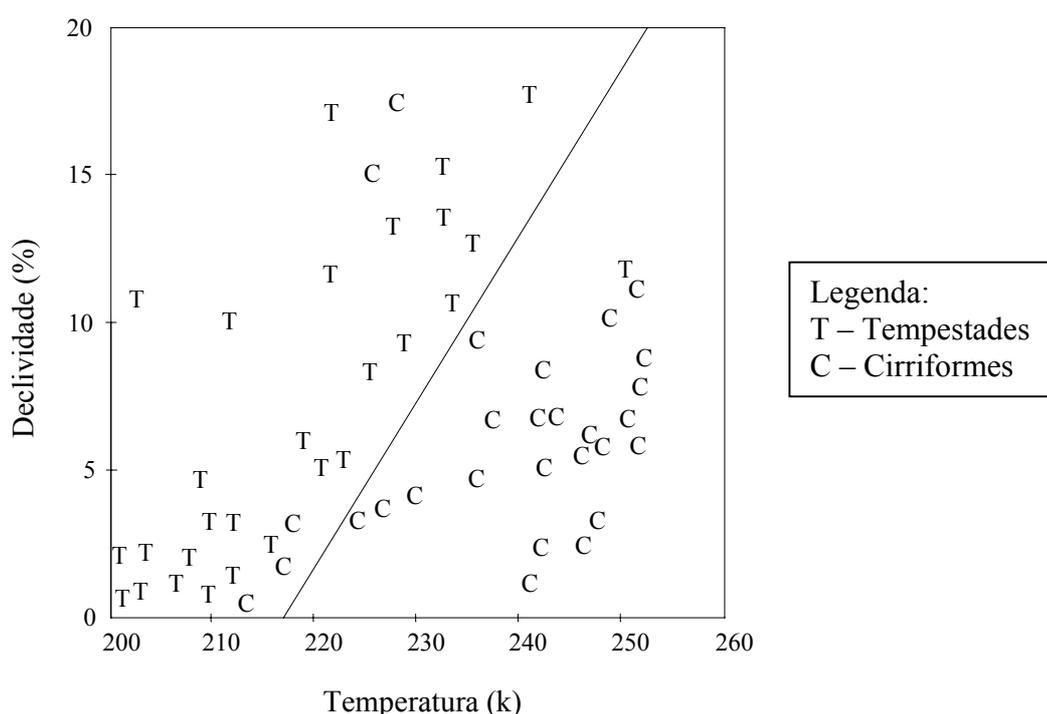


Figura 3.23: Discriminação empírica das nuvens cirrifformes (Fonte: Barret *et al.*, 1990, p. 65).

A idéia central deste esquema empírico é que para um determinado *pixel* ser considerado precipitável, o mesmo deve ter uma baixa temperatura ou uma temperatura mais elevada desde que associada a um alto gradiente de variação de temperatura em relação às células vizinhas.

Desta forma, assim como no critério da textura, busca-se identificar a parcela mais ativa de um sistema convectivo, pois esta apresenta maior desenvolvimento vertical que o restante da nuvem. Por outro lado, as nuvens estratiformes precipitáveis não são perfeitamente identificadas por este critério, uma vez que apresentam menor desenvolvimento vertical (comparativamente às nuvens cumuliformes precipitáveis).

A construção de uma relação empírica específica para o estado do Rio Grande do Sul consistiria em sucessivas comparações de situações meteorológicas distintas de precipitação e não precipitação (preferencialmente através de radares meteorológicos com alta resolução temporal) com a declividade e a temperatura do topo das nuvens (através de imagens infravermelhas na mesma resolução temporal do radar utilizado), com o intuito de se obter a relação mais apropriada. Na falta de uma relação especificamente obtida para o Estado do Rio Grande do Sul e apesar da desvantagem inerente a adoção de parâmetros obtidos para outra região, utilizou-se os mesmos parâmetros numéricos do critério proposto por Adler *et al.* (1988) *apud* Barret *et al.* (1990), assumindo-se hipoteticamente que o sul da Flórida possui clima semelhante ao Rio Grande do Sul.

A relação empírica apresentada na figura 3.23 varia de 217 a 250K e de 0 a 20 % de declividade. A expressão matemática obtida diretamente destes valores é:

$$SL = 0,5797 \cdot K - 125,7971 \quad (3.01)$$

Onde: SL é a declividade (Slope) em porcentagem;

K é a temperatura em Kelvin.

Um detalhe importante não mencionado na literatura analisada refere-se à obtenção da declividade, pois esta foi tomada como sendo a relação entre a distância horizontal e a temperatura, ou seja, entre valores que não possuem a mesma dimensão (a unidade mais indicada para tal medida é K/km ou K/m).

A declividade é uma grandeza adimensional resultante da divisão da distância vertical pela horizontal entre dois pontos quaisquer. Desta forma, foi utilizado na construção da discriminação empírica um fator de conversão não citado explicitamente na literatura analisada, o que traz a necessidade de experimentação de diversos fatores de conversão no presente algoritmo.

O meio utilizado no algoritmo para mensurar a declividade foi o cálculo da declividade da temperatura (adotando-se fatores de conversão compatíveis) em uma máscara em cruz (cujo *pixel* a ser calculado encontra-se no centro), seguindo a expressão 3.02.

$$SL = 100 \cdot \sqrt{\frac{(DIR - ESQ)^2}{(RES \cdot 2)} + \frac{(SUP - INF)^2}{(RES \cdot 2)}} \quad (3.02)$$

Na expressão 3.02, RES é a resolução da imagem (tamanho do *pixel*), DIR é a temperatura do *pixel* a direita, ESQ é a temperatura do *pixel* a esquerda, SUP é a temperatura do *pixel* superior e INF é a temperatura do *pixel* inferior, conforme ilustrado na figura 3.24. O fator de conversão citado é o valor numérico adotado que relaciona os gradientes de temperatura ([DIR – ESQ] e [SUP – INF]) e a resolução do *pixel* (RES).

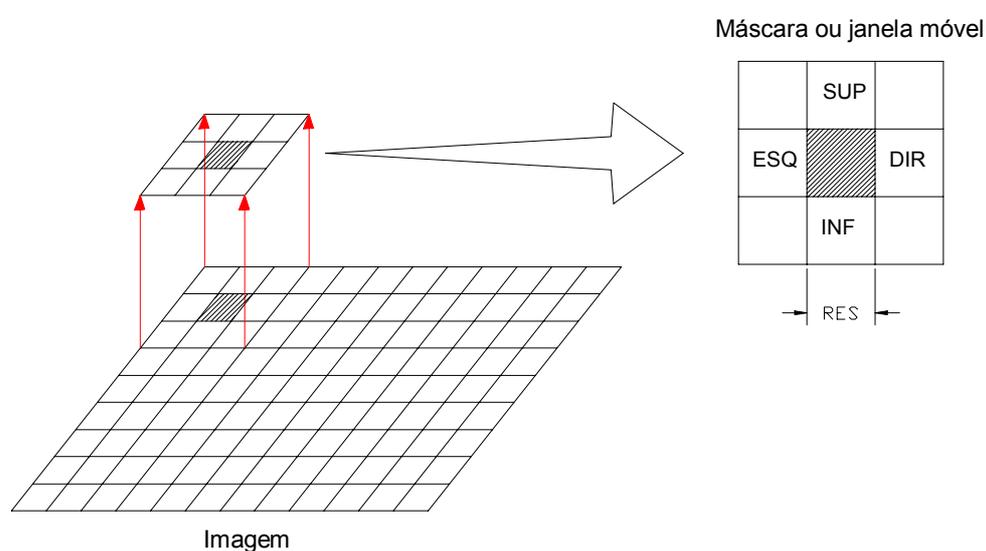


Figura 3.24: Máscara utilizada no cálculo da declividade.

Nas áreas onde existe dúvida a respeito da ocorrência de precipitação (áreas 2 e 4 são processadas conjuntamente), o algoritmo identifica as nuvens precipitáveis através da operação de subtração das imagens criadas com expressão 3.02 (*slope* real) das criadas com a expressão 3.01 (*slope* calculado): os valores positivos e nulos são reclassificados para 1 (precipitação) e os negativos para 0 (não precipitação).

O algoritmo foi montado com os comandos “macro” do software de geoprocessamento Idrisi 32[®] (Clark Labs – USA), estando os seus estágios de produção apresentados na figura 3.25.

A figura 3.26 apresenta o pré mapa de precipitação para as 14:45 h do dia 06/01/1998 (obtido a partir das imagens dos canal 1 e 4 da figura 3.07) e a unificação das áreas duvidosas observadas no pré mapa, ou seja as áreas com assinaturas 2 e 4.

O pré mapa de precipitação é obtido de forma idêntica ao algoritmo anterior (vide figura 3.18), sendo este o motivo da não apresentação dos resultados dos critérios diurnos de decisão dos canais visível e do infravermelho.

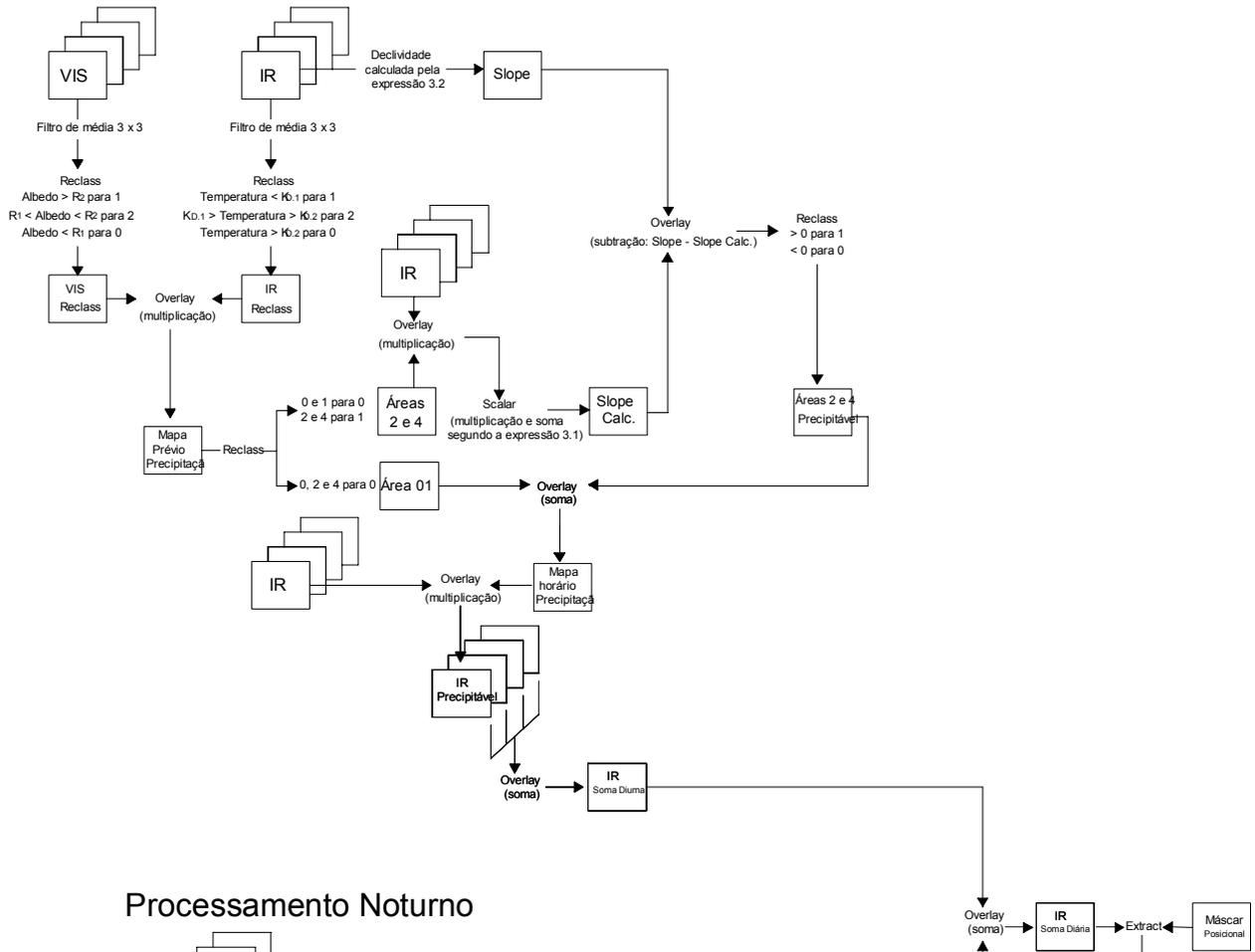
A figura 3.27 apresenta as imagens resultantes do cálculo dos gradientes de temperatura através das expressões 3.01 e 3.02 (ambas a partir da imagens do canal 4 da figura 3.07), sendo estas imagens utilizadas para decidir quais as áreas precipitáveis dentre as consideradas duvidosas na unificação das áreas 2 e 4 (vide figura 3.26)

A figura 3.28 apresenta a aplicação do critério empírico, onde a diferença entre as imagens da figura 3.27 (imagem calculada pela expressão 3.02 menos a calculada pela expressão 3.01) é reclassificada, sendo atribuído valor 0 (sem precipitação) a todos os valores negativos e 1 (precipitação) aos valores nulos e positivos. No entanto, este critério empírico só é efetivamente adotado na área considerada duvidosa (vide unificação das áreas duvidosas na figuras 3.26). Isto ocorre porque a área de precipitação considerada provável possui temperatura abaixo de $K_{D,1}$ e albedo acima de R_2 , o que por si só já é um grande indicativo de precipitação.

A figura 3.29 apresenta o mapa horário de precipitação para as 14:45 h do dia 06/01/1998. A área precipitável desta imagem é obtida somando-se a área de assinatura 1 do pré mapa (vide figura 3.26) com as áreas consideradas precipitáveis (através do critério empírico) dentre as inicialmente tidas como duvidosas.

A figura 3.30 apresenta as imagens resultantes do processamento horário (14:45h do dia 06/01/1998) e diário (07/01/1998). A imagem resultante do processamento horário retrata (no canal 4) as nuvens consideradas precipitáveis às 14:45h do dia 06/01/1998. A imagem resultante do processamento diário retrata o somatório (*pixel-a-pixel*) das características (no canal 4) de todas as nuvens consideradas precipitáveis nos horários imageados entre as 8:00 h do dia 06/01/1998 e as 08:00 h do dia 07/01/1998. A partir do somatório das assinaturas do canal 4 são extraídas as tabelas diárias com a variável para posterior regressão.

Processamento diurno



Processamento Noturno

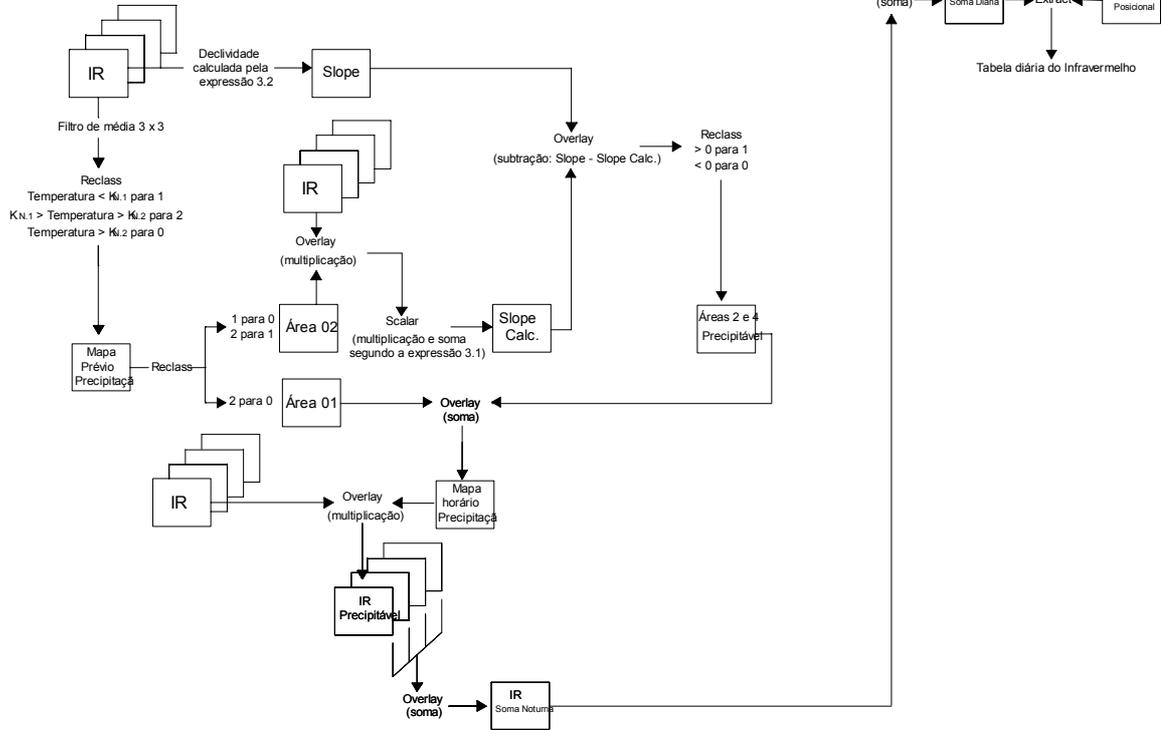
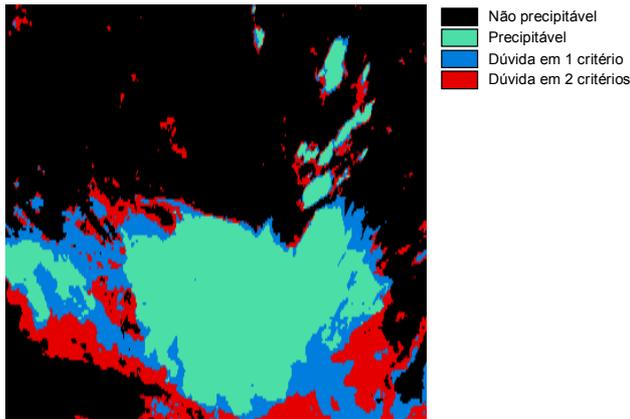


Figura 3.25: Estágios na produção diária do algoritmo IR, VIS e gradiente de temperatura.

Pré mapa de precipitação - 14:45h - 06/01/1998



Unificação das áreas 2 e 4

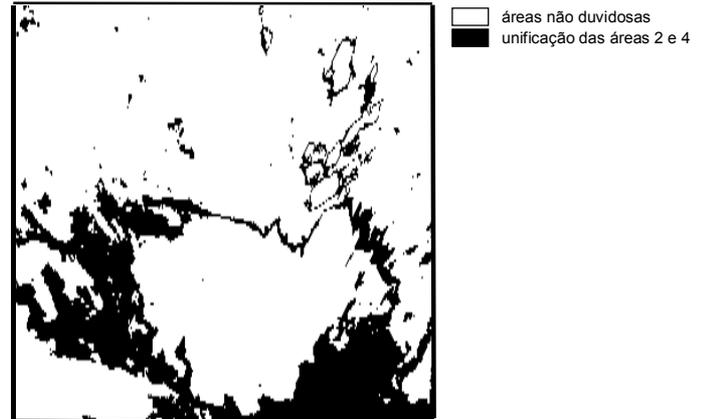
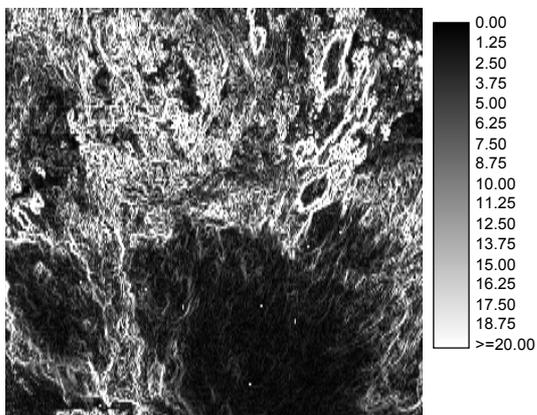


Figura 3.26: Obtenção do pré mapa de precipitação e unificação das áreas duvidosas.

Declividade calculada pela expressão 3.02 - (%)



Declividade calculada pela expressão 3.01 - (%)

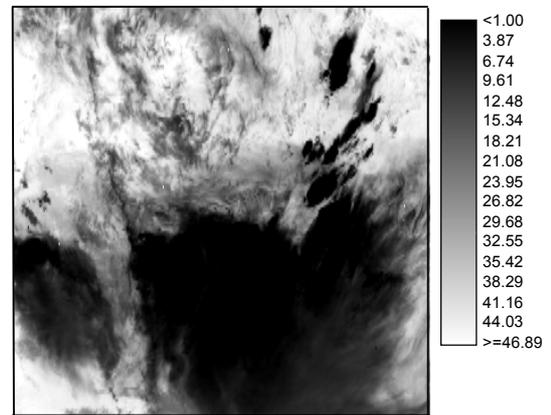
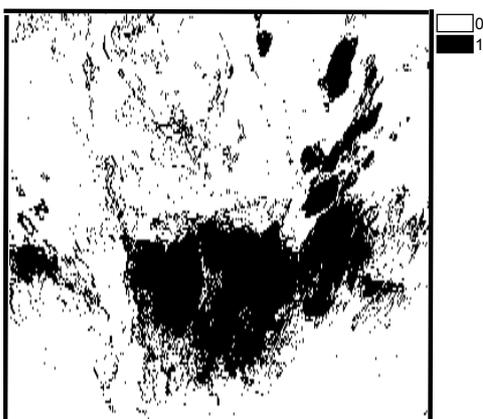


Figura 3.27: Cálculo das declividades pelas expressões 3.01 e 3.02.

Diferença entre Slope e Slope Calc. (reclassificada)



Parcela das áreas 2 e 4 considerada precipitável

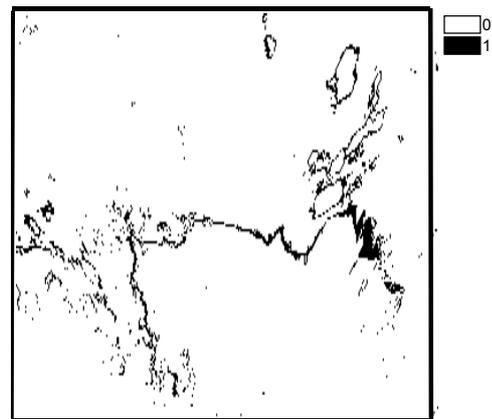


Figura 3.28: Obtenção da área precipitável pelo critério empírico.

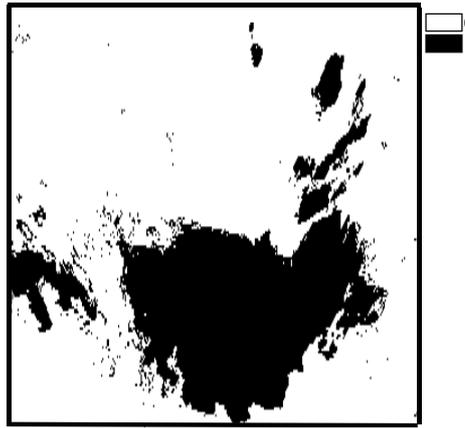


Figura 3.29: Mapa horário de precipitação.

Nuvens precipitáveis às 14:45 h no canal 4 - 06/01/1998

Somatório diário das assinaturas do canal 4 - 07/01/1998

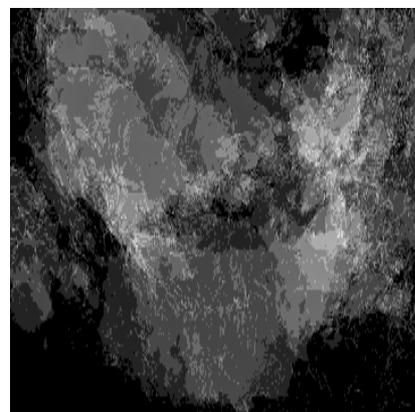
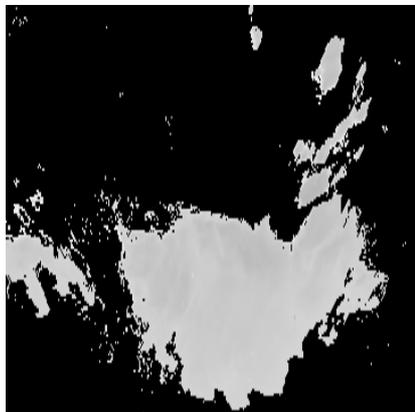


Figura 3.30: Imagens resultantes do processamento com o algoritmo.

3.3.4 Procedimentos para composição do banco de dados da regressão

Para cada variável independente adotada, diariamente é gerada uma tabela onde se correlacionam todos os 142 postos pluviométricos com o somatório das características das nuvens consideradas precipitáveis, conforme ilustrado na figura 3.31.

Para a precipitação decendial é gerada uma única tabela para cada 10 dias, sendo que a imagem de onde se extrai a tabela é obtida através da soma das 10 imagens diárias produzidas durante o período (cada imagem diária é obtida através da soma de 8 imagens horárias). A figura 3.32 ilustra a obtenção das tabelas decendiais. Todos os somatórios comentados aqui são executados de forma

automática pelos algoritmos outrora citados, sendo as tabelas (diárias ou decendiais) os produtos finais do processo de geoprocessamento.

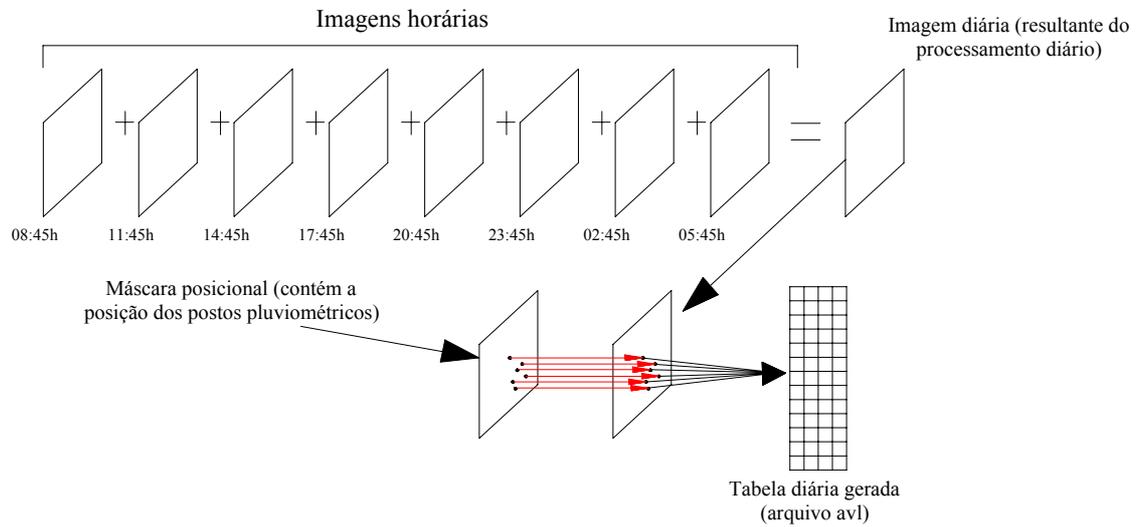


Figura 3.31: Obtenção das tabelas diárias.

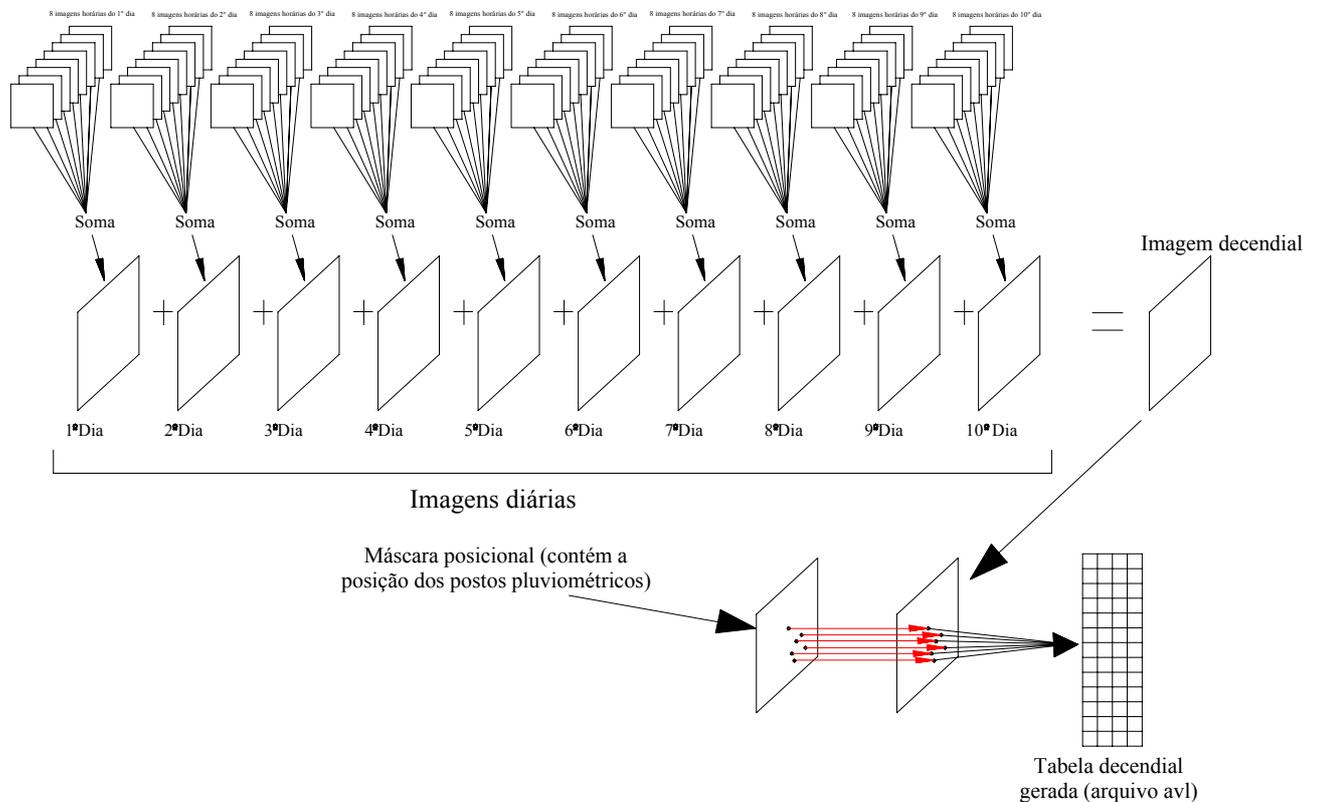


Figura 3.32: Obtenção das tabelas decendiais.

As tabelas diárias e decendiais produzidas para cada variável independente são matrizes com 142 linhas e 2 colunas (a primeira coluna contém o número do posto e a segunda o valor da variável independente referente à posição espacial do posto). Com a utilização de três variáveis, monta-se uma composição das matrizes diárias produzidas por variável, gerando uma matriz de 142 linhas e quatro colunas. A tabela 3.03 demonstra esquematicamente estas tabelas.

As tabelas geradas pelo algoritmo no programa Idrisi 32[®] são arquivos de texto em formato “avl” (*Attribute Values Documentation files*), o que dificulta o manuseio destes dados diretamente por planilhas eletrônicas. Desta forma, é necessária a construção de uma rotina de importação destas tabelas diárias para arquivos “xls”, o que pode ser feito com relativa simplicidade através de comandos macro do programa Microsoft Excel.

Tabela 3.03: Exemplos de tabelas diárias. (a) para uma variável independente; (b) para três variáveis independentes.

Posto	IR
1	21523
2	23032
3	0
Linhas suprimidas	
140	43048
141	22725
142	58032

(a)

Posto	IR	VIS	VP
1	21523	4535	21523
2	23032	3223	22045
3	0	0	0
Linhas suprimidas			
140	43048	4348	44068
141	22725	5225	23735
142	58032	5832	57012

(b)

Uma vez realizada a transformação de todas as tabelas diárias ou decendiais em planilhas eletrônicas, realiza-se a condensação destas em uma planilha única, que é o banco de dados a ser utilizado na regressão. Além dos dados oriundos das tabelas “avl”, esta planilha única também agrega os dados de precipitação (como variável dependente na regressão), o que é facilitado pelo fato destes dados já terem sido disponibilizados pelos órgãos mantenedores em formato “xls”. A planilha única funciona essencialmente com vínculos automáticos com as planilhas geradas a partir das tabelas avl e das planilhas xls dos postos pluviométricos, o que torna bastante simples o processo. Como resultado final, a planilha única para precipitação diária constitui-se numa matriz com 42.032 linhas (no caso de 296 dias processados, ou seja, 296 tabelas diárias com 142 linhas cada uma) e número de colunas igual ao

número de variáveis independentes adotadas mais dois (3 colunas para 1 variável independente ou 5 colunas para 3 variáveis). No caso da precipitação decendial o número de colunas é o mesmo que o caso equivalente na precipitação diária, contudo o número de linhas é sensivelmente menor (2.698 linhas para 19 períodos decendiais analisados). A tabela 3.04 demonstra os dois tipos de planilhas únicas geradas para precipitação diária, sendo a precipitação (variável independente) descrita como “P” e com unidade em milímetro (mm).

Tabela 3.04: Exemplos de planilha única utilizada na regressão. (a) para uma variável independente; (b) para três variáveis independentes.

Amostra	Posto	IR	P (mm)
1	1	21523	15,00
2	2	23032	5,00
3	3	0,00	0,00
:	Linhas suprimidas		
141	141	22725	0,00
142	142	58032	0,00
143	1	59068	15,50
144	2	45003	0,00
145	3	0,00	6,70
:	Linhas suprimidas		
42.030	140	43048	16,00
42.031	141	22725	0,00
42.032	142	58032	25,00

(a)

Posto	IR	VIS	VP	P (mm)
1	21523	4535	21523	15,00
2	23032	3223	22045	5,00
3	0	0	0	0,00
Linhas suprimidas				
141	22725	5225	23735	0,00
142	58032	5832	57012	0,00
1	59068	0,00	59403	15,50
2	45032	8400	45803	0,00
3	0,00	0,00	0,00	6,70
Linhas suprimidas				
140	43048	4348	44068	16,00
141	22725	5225	23735	0,00
142	58032	5832	57012	25,00

(b)

A planilha única gerada em arquivo com formato xls permite a execução de uma análise quantitativa, através de comandos lógicos, com o intuito de separar os erros e acertos de reconhecimento do algoritmo em quatro classes gerais. Com a ocorrência de precipitação em solo ($P \neq 0$) existem duas possibilidades: o algoritmo pode ou não “concordar” com o observado no posto. Sem a ocorrência de precipitação em solo ($P = 0$) existem as mesmas duas possibilidades. A tabela 3.05 demonstra esta análise quantitativa para a da tabela 3.04a. Na tabela 3.05, as letras A, B, C e D indicam o somatório dos erros e acertos em cada caso analisado, devendo a sua soma ser obrigatoriamente igual ao número total de amostras (no caso citado 42.032), o que permite representar os erros e acertos em forma percentual, relativamente ao tamanho da amostra.

Tabela 3.05: Exemplo de análise quantitativa.

Amostra	Posto	IR	P (mm)	Com Precipitação		Sem Precipitação	
				Erro	Acerto	Erro	Acerto
1	1	21523	15,00	0	1	0	0
2	2	23032	5,00	0	1	0	0
3	3	0,00	0,00	0	0	0	1
:	Linhas suprimidas			Linhas suprimidas			
141	141	22725	0,00	0	0	1	0
142	142	58032	0,00	0	0	1	0
143	1	59068	15,50	0	1	0	0
144	2	45003	0,00	0	0	1	0
145	3	0,00	6,70	1	0	0	0
:	Linhas suprimidas			Linhas suprimidas			
42.030	140	43048	16,00	0	1	0	0
42.031	141	22725	0,00	0	0	1	0
42.032	142	58032	25,00	0	1	0	0
	$\Sigma =$			A	B	C	D

Para a regressão pode-se utilizar diversos programas estatísticos, sendo que a maioria destes importa os dados a partir de arquivos em formato de texto (txt), o que implica na transformação da tabela única para este formato (ao se utilizar o próprio Microsoft Excel para as regressões não há a necessidade desta mudança). Uma vez feita a exportação do formato “xls” para “txt”, a regressão é realizada facilmente em qualquer programa de regressão.

Capítulo 4

Aplicação da metodologia e resultados para o Estado do Rio Grande do Sul

4.1 Testes dos algoritmos de reconhecimento da precipitação

Com o intuito de verificar qual dos algoritmos apresentados melhor representa a precipitação, realizaram-se testes com diversos parâmetros nos critérios de decisão. Nestes testes foram utilizadas 5.456 observações de precipitação referentes aos 88 postos pluviométricos fornecidos pela CEEE (situados na região norte do estado) durante os 62 dias passíveis de serem processados no período de 01 de janeiro a 31 de março de 1998 (devido a 28 dias com imageamento incompleto).

Apesar de se ter conhecimento das variações regionais e sazonais da precipitação, esta simplificação inicial deve-se ao excessivo esforço computacional necessário para a calibração de todos os parâmetros de cada algoritmo com todas as informações disponíveis. No entanto, a utilização dos três primeiros meses do ano de 1998 e da região norte do Estado para a escolha do algoritmo (e conseqüente calibração prévia dos parâmetros do mesmo) a ser aplicado na totalidade do estado e em todo o ano de 1998 pode acarretar eventualmente dois efeitos:

- Os parâmetros inadequados aos períodos do ano e regiões climatologicamente distintos dos utilizados na calibração dos testes, diminuindo o reconhecimento da precipitação pelo algoritmo.
- Um algoritmo que não retrate a precipitação fora da área e do período analisado nos testes, diminuindo a qualidade ou até mesmo comprometendo as estimativas;

São passíveis de serem processados 296 dias do ano de 1998, o que perfaz 42.032 observações de precipitação de 142 postos pluviométricos e 5.920 imagens de satélite (1.184 do canal 1, 2.368 do canal 3 e 2.368 do canal 4). Utilizando-se um computador IBM Aptiva modelo E1B (processador AMD-K6-2/300 com barramento de 100 MHz, 96MB de memória RAM e disco rígido de 20GB), o tempo de processamento com todas as informações disponíveis é de 10 a 15 horas

(dependendo do algoritmo utilizado), ao passo que o processamento dos testes propostos é de aproximadamente 3 horas.

Ao todo foram executados 22 testes variando-se os parâmetros, sendo 13 com o primeiro algoritmo e 4 com o segundo e 5 com o terceiro. Apesar da maior complexidade dos dois últimos algoritmos apresentados, o primeiro apresentou-se mais promissor, sendo este o motivo de uma maior investigação de seus parâmetros.

Os resultados obtidos nos testes foram comparados entre si com o intuito de se eleger o algoritmo (juntamente com os seus parâmetros) a ser utilizado com todas as informações disponíveis.

4.1.1 Testes do algoritmo com critérios no visível e infravermelho.

Nos testes realizados com este algoritmo, utilizaram-se parâmetros apresentados na tabela 4.01.

Tabela 4.01: Parâmetros adotados nos testes do algoritmo.

Teste	R (%)	K_D (K)	K_N (K)
01	40	243	233
02	35	250	215
03	30	245	210
04	35	230	235
05	40	250	215
06	35	243	233
07	35	240	240
08	30	240	240
09	30	250	250
10	30	260	260
11	30	270	270
12	30	270	235
13	30	270	215

No período de 62 dias ora utilizado, ocorreram 3.449 observações sem precipitação (63,215% das 5456 observações do período) e 2.007 com precipitação (36,785% do total). Com base nestes percentuais pode-se analisar a concordância dos mapas de precipitação gerados pelo algoritmo de acordo com a variação dos parâmetros R, K_D e K_N . Contudo, ressalta-se que esta análise é apenas quantitativa e não qualitativa, pois não se está verificando ainda a intensidade da precipitação e sim a ocorrência ou não da mesma. A tabela 4.02 apresenta esta análise quantitativa.

A coluna 1 da tabela 4.02 apresenta a quantidade de observações com precipitação que foram identificadas pelo algoritmo como não precipitáveis. A coluna 2 apresenta a quantidade de observações com precipitação que foram corretamente identificadas pelo algoritmo. A coluna 3 apresenta a quantidade de observações sem precipitação que foram identificadas pelo algoritmo como precipitáveis. A coluna 4 apresenta a quantidade de observações sem precipitação que foram corretamente identificadas pelo algoritmo.

Os acertos das colunas 2 e 4 somente são assinalados quando em dado dia e posto observa-se qualquer quantidade de precipitação e, simultaneamente, o algoritmo atribui condições precipitáveis a pelo menos um dentre os oito horários analisados naquele dia e local.

Os pares de testes 8/9, 9/10 e 10/11 demonstram como o algoritmo se comporta frente a variação conjunta de ambos os critérios de temperatura (K_D e K_N). Diminuindo-se ambos os critérios de temperatura, os três casos mencionados comportaram-se da mesma forma, ou seja:

- Diminuições no erro com precipitação (coluna 1) e no acerto sem precipitação (coluna 4);
- Aumentos no erro sem precipitação (coluna 3) e no acerto com precipitação (coluna 2).

Os pares de teste 11/12 e 12/13 demonstram como o algoritmo se comporta frente a variação da temperatura noturna (K_N). Diminuindo-se a temperatura do critério noturno, os três casos mencionados comportaram-se da mesma forma, ou seja:

- Aumentos no erro com precipitação (coluna 1) e no acerto sem precipitação (coluna 4);
- Diminuição no erro sem precipitação (coluna 3) e no acerto com precipitação (coluna 2).

Os pares de testes 1/6, 2/5 e 7/8 demonstram como o algoritmo se comporta com a variação da reflectância (R). Diminuindo-se o valor de R, os três casos mencionados comportaram-se da mesma forma, ou seja:

- Diminuições no erro com precipitação (coluna 1) e no acerto sem precipitação (coluna 4);
- Aumentos no erro sem precipitação (coluna 3) e no acerto com precipitação (coluna 2).

Pela análise das variações apresentadas conclui-se que existem duas linhas distintas e antagônicas que regem as respostas do algoritmo. A alteração da reflectância atua na mesma direção que as alterações em ambos os critérios de temperatura, contudo a diminuição da temperatura no critério noturno atua em direção oposta. Esta situação é um indício da validade da adoção de um limite noturno de temperatura inferior ao limite diurno, pois tende-se a compensar os efeitos da variação dos outros dois parâmetros.

Tabela 4.02: Acertos do algoritmo para os diferentes parâmetros testados.

Teste	Observações com precipitação		Observações sem precipitação		Total de Acertos (2) + (4)
	Erro (1) - %	Acerto (2) - %	Erro (3) - %	Acerto (4) - %	
1	9,6	27,2	13,8	49,4	76,6
2	12,3	24,5	10,2	53,0	77,5
3	13,2	23,6	10,3	52,9	76,5
4	9,8	27,0	14,7	48,6	75,6
5	14,2	22,6	8,5	54,7	77,3
6	8,7	28,1	15,4	47,9	76,0
7	7,7	29,1	17,2	46,0	75,1
8	7,2	29,6	17,9	45,3	74,9
9	5,8	30,9	21,5	41,8	72,7
10	4,9	31,8	24,7	38,6	70,4
11	3,5	33,3	28,4	34,8	68,1
12	5,8	31,0	18,6	44,6	75,6
13	8,8	28,0	13,4	49,8	77,8

Desconsiderando as demais possíveis fontes de erro, pode-se dizer que a coluna 1 apresenta a quantidade de observações em que ocorreram precipitações entre os horários imageados (com duração inferior a 3 horas) e a coluna 3 apresenta a quantidade de observações em que ocorreram nuvens cirrifórmes erroneamente reconhecidas pelo algoritmo como precipitáveis.

Analisando-se ainda a tabela 4.02, percebe-se que os testes 5 e 11 constituem-se em extremos, pois apresentam valores limites nos indicadores apresentados. O teste 5 (com $K_N = 215$ K) teve o menor erro do algoritmo nas observações sem precipitação (8,5 % na coluna 3) e o maior erro naquelas com precipitação (14,2 % na coluna 1). O teste 11 (com $K_N = 270$ K) teve o maior erro do algoritmo nas observações sem precipitação (28,4 % na coluna 3) e o menor erro naquelas com precipitação (3,5 % na coluna 1).

Como sabe-se que não há ocorrência de precipitações quentes (isto é, com o topo da nuvem acima de 0° C), o erro de 3,5 % verificado no teste 11 tende a ser um limite impossível de ser diminuído unicamente com o aumento da temperatura no critério de decisão (K_N), pois um aumento além de 270 K pode ser considerado inconsistente fisicamente frente a Teoria de Tor Bergeron – Findensen.

O erro de 8,5 % verificado pelo algoritmo no teste 5 indica um relativo pequeno reconhecimento de nuvens cirriformes abaixo de 215 K, porém este erro é acompanhado pelo maior erro na coluna 1 (14,2 %), o que indica necessariamente que uma parcela considerável de nuvens precipitáveis encontram-se acima de 215 K.

Desta forma, infere-se que entre 215 e 270 K existe uma zona de transição, onde ocorrem tanto nuvens cirriformes quanto nuvens precipitáveis. Acima de 270 K não se têm nuvens precipitáveis e abaixo de 215 K quase sempre são nuvens precipitáveis (ambas as considerações são fatuais, advindas da observação dos erros mínimos na tabela 4.02), normalmente relacionadas a fortes tempestades convectivas. Devido a esta conclusão os outros dois algoritmos foram montados de modo a incluir esta faixa de variação no processo decisório.

A maioria das técnicas listadas no capítulo 2 utilizam um único limite de temperatura ou de reflectância (*threshold*) para identificação das nuvens precipitáveis, porém a utilização de faixas de variação da temperatura e/ou reflectância é possível desde que exista um critério que identifique, dentro destas faixas, quais as nuvens capazes de gerar precipitação. Na Técnica CST, Adler *et al.* (1988) *apud* Barret *et al.* (1990) propuseram para o sul do estado americano da Flórida uma faixa de variação semelhante com relativo sucesso.

Ao se considerar uma faixa de temperatura onde é dúbia a diferenciação das nuvens, admite-se que uma nuvem apresenta maior probabilidade de ser precipitável se esta estiver próxima a 215 K. Por outro lado, se a nuvem estiver próxima a 270 K, existe maior probabilidade de que seja não precipitável. Desta forma, existe uma transição entre os dois casos que não é conhecida exatamente (lógica Fuzzy). A figura 4.01 representa uma transição hipotética entre as situações de precipitação e não precipitação segundo as temperaturas consideradas na faixa de temperatura.

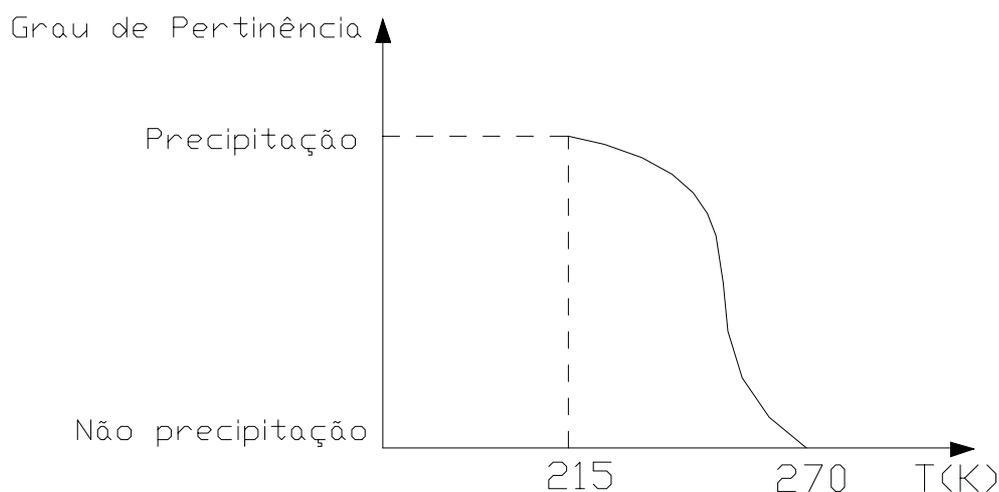


Figura 4.01: Grau de pertinência na faixa de temperatura de 215 a 270 K.

Processo de Regressão

O maior problema em se usar dados de pluviômetros para construir uma regressão para estimativa de precipitação feita a partir de imagens de satélite é a considerada pobre representatividade dos pluviômetros em termos espaciais, comparativamente ao tamanho das células das imagens de satélite (Dugdale *et al.*, 1991). Segundo Georgakakos *et al.* (2001), o principal problema em validar as estimativas de precipitação por satélites é que a “verdade de solo” (*ground-truth*) não pode ser obtida em pequenas escalas temporais e espaciais devido à extrema variabilidade temporal e espacial do fenômeno na natureza.

Primeiramente, as tabelas diárias geradas pelo algoritmo de precipitação são condensadas numa única tabela para todos os dias inicialmente processados, levando

em conta inclusive os erros de reconhecimento do algoritmo, conforme explanado no capítulo 3 (item 3.3.4). As tabelas assim obtidas foram submetidas à regressão na tentativa de se criar um modelo matemático que represente a precipitação verificada nos pluviômetros. Para estas regressões utilizou-se o programa estatístico INFER[®].

No INFER[®], o modelo escolhido como mais representativo é aquele que apresenta a melhor correlação com a amostra dentre aproximadamente 47 mil modelos disponíveis para regressões a 4 variáveis (3 independentes e 1 dependente) no banco de dados do programa.

Inicialmente foram realizadas as regressões dos 6 primeiros testes com o intuito de se fazer uma análise de variância e verificar a contribuição para o modelo de cada uma das variáveis adotadas. Os resultados obtidos para estes 6 primeiros testes estão na tabela 4.03, onde apresentam-se os modelos matemáticos obtidos e os principais indicadores estatísticos da regressão (coeficientes de correlação R, de determinação R² e a estatística de *Fisher* F) em cada caso.

O nível de significância de todos os modelos apresentados na tabela 4.03 é superior a 99,95 %, pois todos os valores de F_{modelo} obtidos estão muito acima de 5,91 ($F_{(3, \infty, 0,9995)}$), o que significa que as hipóteses de existência das regressões podem ser aceitas a um nível de significância de 99,95 %. Observa-se que um nível de significância tão elevado coexiste com coeficientes de determinação relativamente baixos devido ao grande número de amostras nulas (aproximadamente 60 %) que possuem sua variação perfeitamente explicadas pelos modelos (em detrimento das amostras não nulas).

Observando-se ainda a tabela 4.03, conclui-se que os indicadores estatísticos não variaram significativamente com as modificações realizadas dos parâmetros nos critérios de decisão, pois o melhor R² obtido foi de 35,99 % (1º teste) e o pior foi de 32,38 % (4º teste). Esta situação indica que existe uma pequena sensibilidade dos indicadores estatísticos em função das alterações do algoritmo na presente configuração, o que motiva uma análise mais detalhada da participação de cada variável independente na regressão, bem como de quais amostras que devem ser levadas em consideração na regressão.

Tabela 4.03: Modelos matemáticos obtidos para os 6 primeiros testes.

Nº	Indicadores		Modelo Matemático obtido através do INFER
1	R	0,5999	$P = (0,3243 + 4,0947 \cdot 10^{-5} \cdot \text{VIS} - 2,1904 \cdot 10^{-10} \cdot \text{IR}^2 + 4,4289 \cdot 10^{-5} \cdot \text{VP})^3$
	R ²	0,3599	
	F _{modelo}	1022	
2	R	0,5775	$P = (0,4206 - 8,1604 \cdot 10^{-5} \cdot \text{VIS} + 6,3732 \cdot 10^{-5} \cdot \text{IR} - 4,4758 \cdot 10^{-15} \cdot \text{VP})^3$
	R ²	0,331	
	F _{modelo}	909	
3	R	0,5387	$P = (0,4461 - 0,04202 \cdot \text{VIS}^{1/3} + 8,5516 \cdot 10^{-5} \cdot \text{IR} - 6,8905 \cdot 10^{-10} \cdot \text{VP}^2)^3$
	R ²	0,2898	
	F _{modelo}	743	
4	R	0,5694	$P = (0,09289 + 8,6448 \cdot 10^{-3} \cdot \text{VIS}^3 + 7,8095 \cdot 10^{-3} / \text{IR}^3 + 2,4217 \cdot 10^{-39} \cdot \text{VP}^{1/2})^3$
	R ²	0,3238	
	F _{modelo}	872	
5	R	0,5824	$P = (0,6749 - 0,04383 \cdot \text{VIS}^{1/3} + 1,2220 \cdot 10^{-4} \cdot \text{IR} - 9,5113 \cdot 10^{-15} \cdot \text{VP}^3)^2$
	R ²	0,3388	
	F _{modelo}	933	
6	R	0,5943	$P = (0,3017 - 6,2378 \cdot 10^{-4} \cdot \text{VIS}^3 - 1,7796 \cdot 10^{-10} \cdot \text{IR}^2 + 4,2916 \cdot 10^{-5} \cdot \text{VP})^3$
	R ²	0,3529	
	F _{modelo}	992	

Utilizando-se o teste com melhor coeficiente de determinação obtido ($R^2 = 35,99\%$ referente ao 1º teste), fez-se uma análise de variância para determinar a participação de cada uma das variáveis independentes no modelo. Para esta análise de variância, inicialmente construiu-se a tabela 4.04, onde se apresentam o coeficiente de determinação e a soma dos quadrados devido a regressão (SQDR) de regressões realizadas para diferentes combinações de variáveis independentes. A seguir construíram-se as tabelas 4.05, 4.06 e 4.07, onde se apresentam as análises de variância das variáveis independentes IR, VIS e VP respectivamente.

Observando-se os resultados das análises de variância nas tabelas. 4.05, 4.06 e 4.07, chega-se à conclusão de que a variável mais importante na construção do modelo matemático é o infravermelho (IR), seguido pelo vapor d'água (VP) e pelo visível (VIS), pois as contribuições para o modelo (em termos da soma dos quadrados devido à regressão ou SQDR) são: 156,006, 72,374 e 44,593 respectivamente.

O nível de significância de todas as variáveis é superior a 99,95 %, pois F_{VP} , F_{IR} e F_{VIS} (vide tabelas 4.05, 4.06 e 4.07) são maiores que 12,1 ($F_{(1, \infty, 0,9995)}$), o que significa que as hipóteses de que os coeficientes das variáveis VIS, IR e VP são nulos podem ser rejeitadas a um nível de significância de 99,95 %.

Tabela 4.04: SQDR para diferentes combinações de variáveis.

Modelo com diferentes composições de variáveis	SQDR	R²
IR	3.191,191	33,67 %
VP	3.205,836	33,82 %
VIS	1.631,630	17,21 %
IR e VIS	3.339,031	35,23 %
IR e VP	3.366,812	35,52 %
VIS e VP	3.255,399	34,34 %
VIS, IR e VP	3.411,405	35,99 %

Tabela 4.05: Análise da contribuição da variável IR.

Fonte de Variação	Graus de liberdade	Soma dos Quadrados	Quadrados Médios	F
Desvio devido a Regressão	3	3.411,405	1.137,135	$F_{\text{modelo}} = 1.021,630$
	2	3.255,399	1.627,700	$F_{(\text{modelo} - \text{IR})} = 1.462,365$
	1	156,006	156,066	$F_{\text{IR}} = 140,213$
Desvio em relação à Regressão	5452	6.068,379	1,11306	-
Desvio em relação à média	5455	9.479,785	-	-

Tabela 4.06: Análise da contribuição da variável VIS.

Fonte de Variação	Graus de liberdade	Soma dos Quadrados	Quadrados Médios	F
Desvio devido a Regressão	3	3.411,405	1.137,135	$F_{\text{modelo}} = 1.021,630$
	2	3.366,812	1.683,406	$F_{(\text{modelo} - \text{VIS})} = 1.512,41$
	1	44,593	44,593	$F_{\text{VIS}} = 40,063$
Desvio em relação à Regressão	5452	6.068,379	1,11306	-
Desvio em relação à média	5455	9.479,785	-	-

Tabela 4.07: Análise da contribuição da variável VP.

Fonte de Variação	Graus de liberdade	Soma dos Quadrados	Quadrados Médios	F
Desvio devido a Regressão	3	3.411,405	1.137,135	$F_{\text{modelo}} = 1.021,63$
	2	3.339,031	1.669,516	$F_{(\text{modelo} - \text{VP})} = 1.499,933$
	1	72,374	72,374	$F_{\text{VP}} = 65,023$
Desvio em relação à Regressão	5452	6.068,379	1,11306	-
Desvio em relação à média	5455	9.479,785	-	-

Segundo a tabela 4.04, a construção de um modelo com as variáveis IR e VP obteve R² de 35,52 %, e o modelo com as três variáveis obteve 35,99 %, o que também evidencia a quase desprezível contribuição da variável VIS. Desta forma, devido à pequena contribuição ocasionada pela inclusão da variável VIS, e apesar do

altíssimo nível de significância alcançado, decidiu-se excluí-la das próximas regressões e dos demais algoritmos.

A construção de um modelo matemático somente com a variável IR obteve R^2 de 33,67 %, com VP de 33,82 % e com ambas de 35,52 %, o que evidencia a alta correlação existente entre estas variáveis. O esforço computacional necessário para a variável VP é muito grande, principalmente devido aos processos de reamostragem necessários a criar uma correspondência *pixel a pixel* com as imagens dos outros canais.

A utilização das imagens do canal 3 exige um grande esforço computacional considerado desproporcional à pequena melhoria introduzida no modelo. Desta forma, apesar do altíssimo nível de significância alcançado pela variável VP, decidiu-se excluí-la das próximas regressões e dos demais algoritmos.

Os baixos valores de R^2 obtidos podem ser parcialmente explicados pela inclusão na amostra dos erros de reconhecimento do algoritmo (apresentados numericamente na tabela 4.02). Os erros de reconhecimento situam-se um pouco acima de 20 % do total da amostra em todos os testes realizados e apresentam-se de duas formas distintas, conforme demonstrado na tabela 4.08.

As duas primeira linhas da tabela 4.08 representam acertos do algoritmo: a primeira representa uma situação com ocorrência precipitação e a segunda sem. As duas últimas linhas da tabela representam erros do algoritmo: a terceira linha representa uma situação em que não se atribuiu condições precipitáveis ao local, mas observou-se precipitação no posto pluviométrico; a quarta linha representa a situação inversa, ou seja, o algoritmo atribuiu condições precipitáveis ao local, mas não observou-se precipitação no solo.

Tabela 4.08: Tipologia dos erros na amostra

VIS	IR	VP	Precipitação Observada (mm)
4500	22500	21500	7,50
0	0	0	0,00
0	0	0	15,3
3900	23500	22000	0,00

A inclusão dos erros mencionados na amostra imputa à regressão a tarefa de encontrar uma solução matemática que explique, além da própria variação da

precipitação, o erros do modelo de reconhecimento. Desta forma, para a construção de um modelo matemático mais realístico supõe-se ser mais indicada a exclusão dos erros da amostra (conforme a 3^o e a 4^o linha da tabela 4.08). Contudo, devido à ausência de informação detalhada a este respeito na literatura, serão apresentados os resultados para ambas as hipóteses.

Devido às alterações sugeridas, as regressões dos testes 7 a 13 foram realizadas somente com a variável IR e com duas amostras diferenciadas: uma com e a outra sem os erros de reconhecimento citados na tabela 4.08. Para efeitos de comparação entre todos os testes, as regressões dos seis primeiros foram repetidas, introduzindo-se as mesmas modificações introduzidas nos demais. Os resultados obtidos nas citadas regressões encontram-se na tabela 4.09, onde apresentam-se os modelos matemáticos obtidos e os principais indicadores estatísticos da regressão (coeficientes de correlação, de determinação e a estatística de *Fisher*) para cada caso.

Observando-se a tabela 4.09, conclui-se que não existe relação direta entre os indicadores estatísticos das duas situações possíveis na amostra, pois o teste que obteve o maior coeficiente de determinação na amostra isenta de erros (teste 5 com 88,90 %) não é o mesmo com a amostra completa (teste 12 com 35,24%). A inexistência de relação direta mantém-se quando analisados os demais indicadores estatísticos. Isto ocorre devido a quantidade variável de erros de reconhecimento do algoritmo em cada teste, sendo que a exclusão destas amostras provoca o comportamento diferenciado observado nos indicadores estatísticos.

Observa-se ainda que os melhores índices de acertos no reconhecimento do algoritmo (expressos na tabela 4.02) não acompanham os melhores indicadores estatísticos (expressos na tabela 4.09), pois os testes 5 e 12 (que obtiveram o melhor R^2 em ambos os casos possíveis na amostra) não obtiveram o melhor índice de acerto, mas sim o teste 13. Esta situação ocorre pelo fato de que o reconhecimento do algoritmo é obtido numa análise quantitativa, enquanto os indicadores estatísticos o são numa análise qualitativa. Na análise quantitativa, todos os dias em que o algoritmo atribui condições precipitáveis (em um ou mais dos 8 horários imageados) são considerados acertos se efetivamente ocorreu precipitação no solo, independentemente do horário. Desta forma, dentre estes dias considerados como

acertos de reconhecimento do algoritmo, existe uma parcela em que o horário considerado precipitável pelo algoritmo difere do horário real da precipitação ocorrida (mormente entre os horários imageados), o que causa distorções no processo de regressão (diminuindo a qualidade dos indicadores estatísticos), uma vez que procura-se relacionar as características de nuvens que não geraram precipitação com a precipitação ocorrida em outro horário não imageado pelo satélite (cujas características realmente precipitáveis não foram levadas em consideração na regressão).

Tabela 4.09: Resultados das regressões com o programa INFER. A precipitação “P” é acumulada a cada 24h e está mensurada em mm.

nº	Indicadores estatísticos			Modelo Matemático obtido através do INFER	
1	Amostra completa	R	0,5802	$P = (0,3909 + 3,2393 \cdot 10^{-5} \cdot IR)^3$	
		R ²	0,3367		
		F _{calculado}	2768		
	Amostra isenta de erros	R	0,8514		$P = (0,20751 + 4,8246 \cdot 10^{-5} \cdot IR)^3$
		R ²	0,7249		
		F _{calculado}	11006		
2	Amostra completa	R	0,5496	$P = (0,4599 + 3,7785 \cdot 10^{-5} \cdot IR)^3$	
		R ²	0,3020		
		F _{calculado}	2361		
	Amostra isenta de erros	R	0,9357		$P = (1,2896 \cdot 10^{-2} + 0,08164 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8755		
		F _{calculado}	29716		
3	Amostra completa	R	0,4985	$P = (0,5080 + 3,2212 \cdot 10^{-5} \cdot IR)^3$	
		R ²	0,2485		
		F _{calculado}	1803		
	Amostra isenta de erros	R	0,9298		$P = (1,6710 \cdot 10^{-2} + 0,07952 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8645		
		F _{calculado}	26602		
4	Amostra completa	R	0,5538	$P = (0,4095 + 2,8276 \cdot 10^{-5} \cdot IR)^3$	
		R ²	0,3067		
		F _{calculado}	2412		
	Amostra isenta de erros	R	0,9287		$P = (2,3069 \cdot 10^{-2} + 0,07441 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8624		
		F _{calculado}	25839		
5	Amostra completa	R	0,5656	$P = (0,7343 + 8,2820 \cdot 10^{-5} \cdot IR)^2$	
		R ²	0,3199		
		F _{calculado}	2565		
	Amostra isenta de erros	R	0,9429		$P = (9,3390 \cdot 10^{-3} + 0,08671 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8890		
		F _{calculado}	33747		
6	Amostra completa	R	0,5832	$P = (0,3616 + 2,9516 \cdot 10^{-5} \cdot IR)^3$	
		R ²	0,3401		
		F _{calculado}	2810		
	Amostra isenta de erros	R	0,9301		$P = (1,8119 \cdot 10^{-2} + 0,07370 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8651		
		F _{calculado}	26575		

nº	Indicadores estatísticos			Modelo Matemático obtido através do INFER
7	Amostra completa	R	0,5666	$P = (0,3526 + 2,4838 \cdot 10^{-5} \cdot IR)^3$
		R ²	0,3210	
		F _{calculado}	2578	
7	Amostra isenta de erros	R	0,9262	$P = (0,021296 + 0,07014 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8579	
		F _{calculado}	24737	
8	Amostra completa	R	0,5528	$P = (0,3554 + 2,2842 \cdot 10^{-5} \cdot IR)^3$
		R ²	0,3056	
		F _{calculado}	2400	
8	Amostra isenta de erros	R	0,9226	$P = (0,024549 + 0,06860 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8512	
		F _{calculado}	23345	
9	Amostra completa	R	0,5462	$P = (0,3176 + 1,8964 \cdot 10^{-5} \cdot IR)^3$
		R ²	0,2983	
		F _{calculado}	2318	
9	Amostra isenta de erros	R	0,9154	$P = (0,03003 + 0,06407 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8380	
		F _{calculado}	20495	
10	Amostra completa	R	0,5404	$P = (0,2745 + 1,6623 \cdot 10^{-5} \cdot IR)^3$
		R ²	0,2921	
		F _{calculado}	2250	
10	Amostra isenta de erros	R	0,9100	$P = (0,03134 + 0,06063 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8281	
		F _{calculado}	18495	
11	Amostra completa	R	0,5334	$P = (0,20889 + 1,5005 \cdot 10^{-5} \cdot IR)^3$
		R ²	0,2845	
		F _{calculado}	2169	
11	Amostra isenta de erros	R	0,9031	$P = (0,03043 + 0,05770 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8155	
		F _{calculado}	16417	
12	Amostra completa	R	0,5937	$P = (0,2821 + 2,5050 \cdot 10^{-5} \cdot IR)^3$
		R ²	0,3524	
		F _{calculado}	2968	
12	Amostra isenta de erros	R	0,9219	$P = (0,021498 + 0,06831 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8498	
		F _{calculado}	23341	
13	Amostra completa	R	0,5471	$P = (0,3959 + 3,0906 \cdot 10^{-5} \cdot IR)^3$
		R ²	0,2994	
		F _{calculado}	2330	
13	Amostra isenta de erros	R	0,9245	$P = (0,019914 + 0,07581 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8547	
		F _{calculado}	24933	

Como todos os valores de $F_{\text{calculado}}$ da tabela 4.09 são maiores que 12,10 ($F_{(1, \infty, 99,95\%)}$), aceita-se as hipóteses de existência de todas as regressões citadas na tabela 4.09 a um nível de significância de 99,95 %.

4.1.2 Testes do algoritmo com critérios no visível, infravermelho e textura

Devido à experiência obtida nos testes do algoritmo anterior, utilizou-se uma variação da temperatura noturna de 215 a 270K, sendo os demais parâmetros alterados de acordo com os resultados obtidos. Os parâmetros adotados constam na tabela 4.10:

Tabela 4.10: Parâmetros adotados nos testes do algoritmo.

Test	R ₁ (%)	R ₂ (%)	K _{D,1} (K)	K _{D,1} (K)	K _{N,1} (K)	K _{N,1} (K)	T ₂	T ₄
01	30	35	250	270	215	270	33	35
02	30	35	250	270	215	270	15	20
03	30	45	225	270	215	270	20	25
04	30	45	225	270	215	270	15	20

Em uma análise quantitativa feita nos moldes da executada no algoritmo anterior, observou-se um comportamento extremamente sensível para relativas pequenas variações dos parâmetros T₂ e T₄. A análise quantitativa mencionada está demonstrada na tabela 4.11.

Tabela 4.11: Acertos do algoritmo para os diferentes parâmetros testados.

Teste	Observações com precipitação		Observações sem precipitação		Total de Acertos (2) + (4)
	Erro (1) - %	Acerto (2) - %	Erro (3) - %	Acerto (4) - %	
1	7,5	29,3	16,0	47,2	76,5
2	12,0	24,8	10,5	52,7	77,4
3	16,3	20,5	9,9	53,3	73,8
4	20,2	16,6	7,0	56,2	72,8

Na tabela 4.11, os testes 2 e 4 apresentam os mesmos parâmetros, exceto a faixa de variação da temperatura diurna (250 a 270K no teste 2 e 225 a 270K no 4). Como o acerto total do teste 2 foi maior (77,4 % > 72,8 %), infere-se que a faixa de temperatura diurna de 250 a 270K é mais adequada ao algoritmo na presente configuração. A título de comparação, cita-se que Adler *et al.* (1988) *apud* Barret *et al.* (1990) encontraram empiricamente 217 a 250 K como faixa de temperatura mais adequada ao processamento diário (tanto diurno quanto noturno) da Técnica CST (calibrada para o sul do estado americano da Flórida).

A diminuição dos parâmetros T_2 e T_4 causa decréscimo nos acertos com precipitação (coluna 2) e nos erros sem precipitação (coluna 3). A diminuição dos parâmetros T_2 e T_4 também acarreta acréscimos no erro com precipitação (coluna 1) e no acerto sem precipitação (coluna 4), sendo estas tendências observáveis nos pares de testes 1/2 e 3/4.

Contudo, a diminuição dos parâmetros T_2 e T_4 nos pares de testes 1/2 e 3/4 causou comportamento diferenciado no acerto total do algoritmo. Enquanto o par 1/2 obteve um acréscimo, o par 3/4 obteve um decréscimo. A diminuição dos parâmetros T_2 e T_4 do teste 1 para o 2 proporcionou um melhor equilíbrio entre os erros (7,5 e 16,0 % no 1° e 12,0 e 10,5 % no 2°) em comparação aos testes 3 e 4 (16,3 e 9,9 % no 3° e 20,2 e 7,0 % no 4°), o que também pode ser tomado como indício da melhor adequação da faixa de temperatura diurna de 250 a 270K.

Processo de Regressão

Este algoritmo trabalha com critérios de decisão baseados nos canais 1 e 4 (albedo, temperatura e a textura no canal 4) e produz como variável independente apenas o somatório diários das temperaturas das nuvens consideradas precipitáveis, nomeada IR. Desta forma, este algoritmo não utiliza as variáveis VIS e VP utilizadas no último algoritmo, bem como o canal 3 não é levado em consideração pelo presente algoritmo.

Para a execução das regressões deste algoritmo utilizou-se o programa INFER[®], utilizando-se as amostras completa e isenta de erros. Os resultados obtidos estão na tabela 4.12, onde apresentam-se os modelos matemáticos obtidos e os principais indicadores estatísticos da regressão (coeficientes de correlação, de determinação e a estatística de *Fisher*) para cada caso.

Como todos os valores de $F_{\text{calculado}}$ da tabela 4.12 são maiores que 12,10 ($F_{(1, \infty, 99,95\%)}$), aceita-se as hipóteses de existência de todas as regressões citadas na tabela 4.12 a um nível de significância de 99,95 %.

Tabela 4.12: Resultados das regressões com o programa INFER.

Teste	Indicadores estatísticos		Modelo Matemático obtido através do INFER	
1	Amostra completa	R	0,5780	$P = (0,26337 + 6,8888/1000 \cdot IR^{1/2})^3$
		R ²	0,3341	
		F _{calculado}	2736	
	Amostra isenta de erros	R	0,9208	$P = (2,6480 \cdot 10^{-2} + 0,07116 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8478	
		F _{calculado}	23222	
2	Amostra completa	R	0,5575	$P = (0,3838 + 0,04634 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,3108	
		F _{calculado}	2460	
	Amostra isenta de erros	R	0,9327	$P = (1,4492 \cdot 10^{-2} + 0,08018 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8700	
		F _{calculado}	28251	
3	Amostra completa	R	0,4621	$P = (0,5206 + 0,04192 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,2135	
		F _{calculado}	1481	
	Amostra isenta de erros	R	0,9318	$P = (1,7305 \cdot 10^{-2} + 0,08628 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8683	
		F _{calculado}	26531	
4	Amostra completa	R	0,4218	$P = (0,6122 + 0,04251 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,1780	
		F _{calculado}	1181	
	Amostra isenta de erros	R	0,9405	$P = (1,0410 \cdot 10^{-2} + 0,08806 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8845	
		F _{calculado}	30382	

4.1.3 Testes do algoritmo com critérios no visível, infravermelho e gradiente.

No intuito de se obter o fator de conversão mais adequado, nos quatro primeiros testes mantiveram-se todos os parâmetros constantes, exceto o fator de conversão. Como o objetivo dos quatro primeiros testes não foi o de melhor identificar as nuvens precipitáveis, mas tão somente calibrar o fator de conversão, adotou-se faixa de variação de 215 a 270K tanto no período diurno quanto no noturno. Isto se deve ao pressuposto de que, se nesta faixa de temperatura ocorre a grande maioria das nuvens que podem ser confundidas pelo algoritmo, um maior número de amostras oferece melhores condições para calibrar o fator de conversão.

Uma vez determinado o fator de conversão mais adequado (de forma iterativa a partir de valores adotados), procurou-se melhorar o reconhecimento da precipitação através da utilização dos mesmos parâmetros (variação do albedo e da temperatura) do teste do algoritmo anterior com melhor resultado em termos de reconhecimento

da precipitação. Os parâmetros adotados nos testes constam na tabela 4.13. Em uma análise quantitativa feita nos moldes das executadas anteriormente, conforme tabela 4.14, observou-se o comportamento de cada um dos testes apresentados na tabela 4.13.

Tabela 4.13: Parâmetros adotados nos testes do algoritmo.

Teste	R ₁ (%)	R ₂ (%)	K _{D,1} (K)	K _{D,1} (K)	K _{N,1} (K)	K _{N,1} (K)	Fator
1	30	45	215	270	215	270	0,0000035
2	30	45	215	270	215	270	0,0000025
3	30	45	215	270	215	270	0,0000015
4	30	45	215	270	215	270	0,0000010
5	30	35	250	270	215	270	0,0000015

Tabela 4.14: Acertos do algoritmo para os diferentes parâmetros testados.

Teste	Observações com precipitação		Observações sem precipitação		Total de Acertos (2) + (4)
	Erro (1) - %	Acerto (2) - %	Erro (3) - %	Acerto (4) - %	
1	7,9	28,9	20,2	43,0	71,9
2	10,6	26,1	16,3	46,9	73,0
3	15,2	21,6	10,5	52,7	74,4
4	18,1	18,7	8,3	54,9	73,6
5	9,5	27,3	13,3	49,9	77,2

Através da tabela 4.14, observa-se que a diminuição do fator de conversão provoca diminuição do acerto com precipitação (coluna 2) e do erro sem precipitação (coluna 3) e aumento no erro com precipitação (coluna 1) e no acerto sem precipitação (coluna 4). Contudo, o total de acertos não segue uma linha de comportamento uniforme, pois o teste 3 apresentou o melhor desempenho do algoritmo dentre os quatro primeiros testes. Como os teste 2 e 4 apresentaram totais de acerto menores, pode-se inferir que o fator de conversão de 0,0000015 maximiza o reconhecimento da precipitação pelo algoritmo. Desta forma, o teste 5 foi processado com o fator de conversão de 0,0000015 e com as faixas de temperatura e albedo consideradas mais adequadas no algoritmo anterior.

Processo de Regressão

Este algoritmo trabalha com critérios de decisão baseados nos canais 1 e 4 (albedo, temperatura e gradiente de temperatura) e produz como variável independente apenas o somatório diário das temperaturas das nuvens consideradas

precipitáveis, nomeada IR. Desta forma, este algoritmo não utiliza as variáveis VIS e VP utilizadas no primeiro algoritmo, bem como o canal 3 não é levado em consideração pelo presente algoritmo.

Para a execução das regressões deste algoritmo utilizou-se o programa INFER[®], com uma única variável independente (IR), com ambas as situações possíveis na amostra. Os resultados obtidos estão na tabela 4.15, onde apresentam-se os modelos matemáticos obtidos para os testes expressos na tabela 4.13, bem como os principais indicadores estatísticos da regressão (coeficientes de correlação, de determinação e a estatística de *Fisher*) para cada caso analisado.

Tabela 4.15: Resultados preliminares das regressões com o programa INFER.

Teste	Indicadores estatísticos			Modelo Matemático obtido através do INFER	
1	Amostra completa	R	0,5030	$P = (0,3018 + 6,0205/1000 \cdot IR^{1/2})^3$	
		R ²	0,2531		
		F _{calculado}	1848		
	Amostra isenta de erros	R	0,9163		$P = (0,02721 + 0,07104 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8396		
		F _{calculado}	20528		
2	Amostra completa	R	0,4800	$P = (0,4897 + 0,04185 \cdot IR^{1/3})^3$	
		R ²	0,2304		
		F _{calculado}	1633		
	Amostra isenta de erros	R	0,9335		$P = (1,4919 \cdot 10^{-2} + 0,08255 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8714		
		F _{calculado}	27468		
3	Amostra completa	R	0,4916	$P = (0,3859 + 6,4233/1000 \cdot IR^{1/2})^3$	
		R ²	0,2417		
		F _{calculado}	1739		
	Amostra isenta de erro	R	0,9256		$P = (1,9049 \cdot 10^{-2} + 0,07565 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8567		
		F _{calculado}	23794		
4	Amostra completa	R	0,4561	$P = (0,5573 + 0,04268 \cdot IR^{1/3})^3$	
		R ²	0,2080		
		F _{calculado}	1432		
	Amostra isenta de erros	R	0,9357		$P = (1,5045 \cdot 10^{-2} + 0,08601 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8755		
		F _{calculado}	0,8755		
5	Amostra completa	R	0,5731	$P = (0,3197 + 7,6052 \cdot 10^{-3} \cdot IR^{1/2})^3$	
		R ²	0,3284		
		F _{calculado}	2667		
	Amostra isenta de erros	R	0,9313		$P = (1,4474 \cdot 10^{-2} + 0,07718 \cdot IR^{1/3})^3$
		R ²	0,8673		
		F _{calculado}	27521		

Como todos os valores de F_{calculado} da tabela 4.15 são maiores que 12,10 (F_(1, ∞, 99,95%)), aceita-se as hipóteses de existência de todas as regressões citadas na tabela 4.15 a um nível de significância de 99,95 %.

4.1.4 Análise comparativa dos algoritmos apresentados

A primeira questão a ser respondida para efetuar-se uma análise comparativa entre os algoritmos refere-se a quais critérios que devem nortear esta comparação. Pode-se comparar os algoritmos através do total de acertos no reconhecimento da precipitação ou dos indicadores estatísticos da regressão (fator de correlação, fator de determinação ou estatística de *Fisher*).

A utilização dos indicadores estatísticos depende ainda de qual o tipo de amostra (amostra com e sem erros de reconhecimento do algoritmo) deve ser levada em conta para efetuar-se a análise comparativa.

Esta questão ocorre devido à não perfeita correspondência entre os indicadores máximos observados, pois os testes com melhor reconhecimento não apresentam necessariamente os melhores indicadores estatísticos.

Por outro lado, os indicadores estatísticos apresentam excelente concordância quando comparados entre si (fator de correlação, fator de determinação ou estatística de *Fisher*) num mesmo teste (exceto quando comparam-se as situações com amostra completa e isenta de erros de reconhecimento), o que indica a possibilidade de se eleger sem prejuízos um único indicador estatístico para a análise. Desta forma, optou-se pelo fator de correlação como indicador estatístico único.

Na tabela 4.16, as células hachuradas contém os valores máximos dos indicadores, o que ilustra a não perfeita correspondência entre os máximos indicadores observados nos testes dos três algoritmos (com ambas as situações possíveis na amostra). A tabela 4.16 nomeia os algoritmos na ordem em que foram apresentados no capítulo 3.

Tabela 4.16: Análise comparativa dos algoritmos testados.

Teste	1º algoritmo			2º algoritmo			3º algoritmo	
	13º	12º	5º	2º	1º	4º	5º	4º
Reconhecimento (%)	77,78	75,64	77,25	77,43	76,46	72,80	77,23	73,58
Correlação – amostra completa	0,547	0,593	0,565	0,557	0,578	0,421	0,573	0,456
Correlação – amostra sem erros	0,924	0,921	0,942	0,932	0,920	0,940	0,931	0,936

Numericamente, os indicadores máximos em cada algoritmo são muito próximos entre si, contudo observa-se que nenhum teste obteve o melhor

desempenho nos três indicadores conjuntamente (apenas no terceiro algoritmo observou-se um teste com dois indicadores máximos).

Apesar de numericamente próximos, observa-se que os indicadores do primeiro algoritmo são maiores que os do segundo, e os deste maiores que os do terceiro. O melhor desempenho do primeiro algoritmo nos três indicadores, aliado à simplicidade de processamento computacional (comparativamente aos outros dois algoritmos), conferem grande atrativo na sua utilização com todos os dados disponíveis.

Desta forma, escolhido o algoritmo, surge a questão de quais parâmetros devem ser utilizados no processamento. Dada a inexistência de informações norteadoras na literatura, decidiu-se utilizar os parâmetros dos três testes que tiveram indicadores máximos, ou seja, os testes 5, 12 e 13 (adotando-se tanto a amostra completa quanto a isenta de erros).

4.2 Aplicação do algoritmo escolhido na área de estudo

A área de estudo possui 282.062 km² de superfície e 142 postos pluviométricos, o que resulta (desconsiderando-se a relativa má distribuição espacial dos postos) numa média de 1.986,35 km² por posto.

As imagens de satélite representam 296 dias do ano de 1998 com doze imagens diárias (8 no canal 4 e 4 no canal 1), sendo que os dias faltantes são distribuídos por todo o ano de 1998 (janeiro com 8 dias, fevereiro 16, março 4, abril 8, maio 7, junho 8, julho 5, agosto 1, outubro 5, novembro 3 e dezembro 4, perfazendo 69 dias não processados). Desta forma, têm-se 18.460 observações de precipitação no 1º semestre e 23.572 no 2º (com 1.560 imagens no 1º e 1.992 no 2º).

Devido à argumentação anteriormente apresentada, utilizou-se o algoritmo com critérios de decisão baseados no infravermelho e visível (1º algoritmo) para todos os dados disponíveis, gerando-se uma única variável independente (IR).

Apesar da proposta de se fazer regressões diferenciadas para cada semestre de 1998, os parâmetros do algoritmo (R , K_D e K_N) são os mesmos para todo o período analisado, estando listados na tabela 4.17.

Tabela 4.17: Parâmetros adotados no algoritmo.

Processamento	R	K_D	K_N
A - (teste 05)	40 %	250 K	215 K
B - (teste 12)	30 %	270 K	235 K
C - (teste 13)	30 %	270 K	215 K

Com o resultado do processamento com os parâmetros acima, fez-se uma análise quantitativa nos moldes das executadas anteriormente, tanto para os dois semestres quanto para o ano todo. Os resultados numéricos encontram-se na tabela 4.18.

Na tabela 4.18, o processamento A apresenta a maior diferença entre os erros das colunas 1 e 4, o que lhe confere o pior reconhecimento total em todos os períodos analisados. Além disto, o reconhecimento das observações com precipitação é muito pequeno (10,7 % do total das observações ou 34,6 % das observações com precipitação), o que indica que os parâmetros utilizados ($R = 40\%$, $K_N = 215\text{ K}$ e $K_D = 250\text{ K}$) não são adequados em comparação aos demais. Desta forma, decidiu-se excluir os parâmetros do processamento A das posteriores regressões.

Durante o período analisado em 1998, nos 142 postos pluviométricos ocorreram 13.028 observações com precipitação (31 %) e 29.004 observações sem precipitação (69 %). Analogamente, no 1º semestre ocorreram 11.984 observações sem precipitação (64,9 %) e 6.476 com precipitação (35,1 %); no 2º semestre ocorreram 17.020 observações sem precipitação (72,2 %) e 6.552 com precipitação (27,8 %).

Segundo Dugdale *et al.* (1991) a situação ideal na escolha de um limite de temperatura para o algoritmo se dá quando os erros (colunas 1 e 3) são os mais próximos possíveis entre si, pois isto tende a minimizar a soma de ambos, dando o melhor reconhecimento ao algoritmo. Esta afirmação pode ser confirmada através da tabela 4.19.

Tabela 4.18: Acertos do algoritmo selecionado em todo o período disponível.

1º Sem.	Processamento	Observações com precipitação		Observações sem precipitação		Total de Acertos (2) + (4)
		Erro (1) - %	Acerto (2) - %	Erro (3) - %	Acerto (4) - %	
	A	21,2	13,9	4,3	60,6	74,6
	B	9,9	25,2	12,7	52,3	77,4
	C	14,8	20,3	7,8	57,0	77,4
2º Sem.	Processamento	Observações com precipitação		Observações sem precipitação		Total de Acertos (2) + (4)
		Erro (1) - %	Acerto (2) - %	Erro (3) - %	Acerto (4) - %	
	A	19,5	8,3	2,3	70,0	78,2
	B	7,1	20,7	13,0	59,2	80,0
	C	12,1	15,7	7,9	64,3	79,9
1998	Processamento	Observações com precipitação		Observações sem precipitação		Total de Acertos (2) + (4)
		Erro (1) - %	Acerto (2) - %	Erro (3) - %	Acerto (4) - %	
	A	20,3	10,7	3,1	65,9	76,6
	B	8,3	22,7	12,8	56,2	78,9
	C	13,3	17,7	7,9	61,1	78,8

Em todos os casos analisados na tabela 4.18, o algoritmo apresenta maior adequação, em termos de reconhecimento total da precipitação, no 2º semestre. Isto pode indicar que o algoritmo com critérios no visível e infravermelho trabalha melhor com condições mais secas, dada a predominância do fenômeno *La Niña* no 2º semestre de 1998.

Tabela 4.19: Diferença dos erros x total de acertos.

Período	Processamento	Erro (1) - %	Erro (3) - %	(1) - (3)	Total de acertos - %
1º semestre	A	21,2	4,3	16,9	74,6
	B	9,9	12,7	2,7	77,4
	C	14,8	7,8	6,9	77,4
2º semestre	A	19,5	2,3	17,3	78,2
	B	7,1	13,0	5,9	80,0
	C	12,1	7,9	4,2	79,9
1º e 2º semestres	A	20,3	3,1	17,1	76,6
	B	8,3	12,8	4,5	78,9
	C	13,3	7,9	5,4	78,8

Ainda na tabela 4.18, os processamentos B e C apresentam resultados muito similares no reconhecimento total (com pequena vantagem para B), no entanto esta similaridade não se mantém quando se analisam os erros (colunas 1 e 3), pois estes apresentam comportamentos opostos. Enquanto o erro da coluna 3 é máximo em B, em C é mínimo e, da mesma forma, enquanto o erro da coluna 1 é mínimo em B, em

C é máximo. Apesar destas diferenças, os reconhecimentos totais da precipitação são muito similares, o que motiva a execução das regressões com ambos.

4.3 Regressão diária do algoritmo com critérios no visível e infravermelho

O algoritmo adotado trabalha com critérios de decisão baseados nos canais 1 e 4 (albedo e temperatura) e produz como variável independente apenas o somatório diário das temperaturas das nuvens consideradas precipitáveis (IR). Desta forma, este algoritmo não utiliza as variáveis VIS e VP utilizadas anteriormente, bem como o canal 3 não é levado em consideração. Salienta-se que apesar da exclusão da variável independente VIS, o canal 1 ainda participa do processo decisório

O programa utilizado nos testes (INFER[®]) possui uma limitação de no máximo 6.500 elementos amostrais, o que impede a sua utilização nas regressões necessárias a todos o período de 1998. Devido a impossibilidade do emprego do INFER[®], utilizou-se o Microsoft Excel para as regressões com todo o período disponível, o que trouxe certa redução na qualidade das mesmas (comparativamente aos testes anteriormente realizados), pois no Excel não existe uma procura automatizada do melhor modelo, obrigando o usuário a verificar qual o melhor modelo dentre os poucos disponíveis (linear, logarítmico, exponencial e polinomial). Os resultados obtidos através do Excel encontram-se na tabela 4.20.

Na tabela 4.20 observa-se que o processamento B apresenta coeficientes de correlação superiores aos do processamento C em todos os casos analisados, exceto no 1º semestre quando utilizada a amostra isenta de erros (0,6987 e 0,7060 para B e C respectivamente). Frente a tendência geral observada nos demais casos analisados e também devido à pequena diferença observada, esta exceção parece ser um caso fortuito.

Ainda na tabela 4.20, o processamento B apresenta no 2º semestre, comparativamente ao 1º, melhores resultados (especialmente quando se utiliza a amostra completa), no entanto, a diferença dos coeficientes de correlação do 2º e do 1º semestres (ou ainda em comparação ao ano todo) são pequenas, o que demonstra a

baixa sensibilidade do conjunto algoritmo/modelo para capturar a sazonalidade observada nos postos pluviométricos. Apesar disto, as citadas diferenças não são consideradas desprezíveis, o que motiva a manutenção de modelos diferenciados para os dois semestre de 1998. As figuras 4.02 e 4.03 representam graficamente os melhores modelos.

Tabela 4.20: Modelos matemáticos e coeficientes de correlação obtidos.

Processamento	Sem.	Com amostra completa	
B	1°	$P = 0,0003 \cdot IR + 1,6751$	R = 0,5250
	2°	$P = - 2 \cdot 10^{-14} \cdot IR^3 + 3 \cdot 10^{-9} \cdot IR^2 + 0,0001 \cdot IR + 0,9304$	R = 0,5527
C	1°	$P = 10^{-14} \cdot IR^3 - 3 \cdot 10^{-9} \cdot IR^2 + 0,0005 \cdot IR + 2,6976$	R = 0,4788
	2°	$P = 9 \cdot 10^{-14} \cdot IR^3 - 10^{-8} \cdot IR^2 + 0,0006 \cdot IR + 1,8548$	R = 0,4512

Processamento	Sem.	Com amostra isenta de erros	
B	1°	$P = 3 \cdot 10^{-14} \cdot IR^3 - 8 \cdot 10^{-9} \cdot IR^2 + 0,0008 \cdot IR + 0,0896$	R = 0,6987
	2°	$P = 7 \cdot 10^{-15} \cdot IR^3 - 3 \cdot 10^{-9} \cdot IR^2 + 0,0005 \cdot IR + 0,1004$	R = 0,7057
C	1°	$P = 5 \cdot 10^{-14} \cdot IR^3 - 1 \cdot 10^{-8} \cdot IR^2 + 0,001 \cdot IR + 0,0684$	R = 0,7060
	2°	$P = 2 \cdot 10^{-13} \cdot IR^3 - 2 \cdot 10^{-8} \cdot IR^2 + 0,0012 \cdot IR + 0,0318$	R = 0,6894

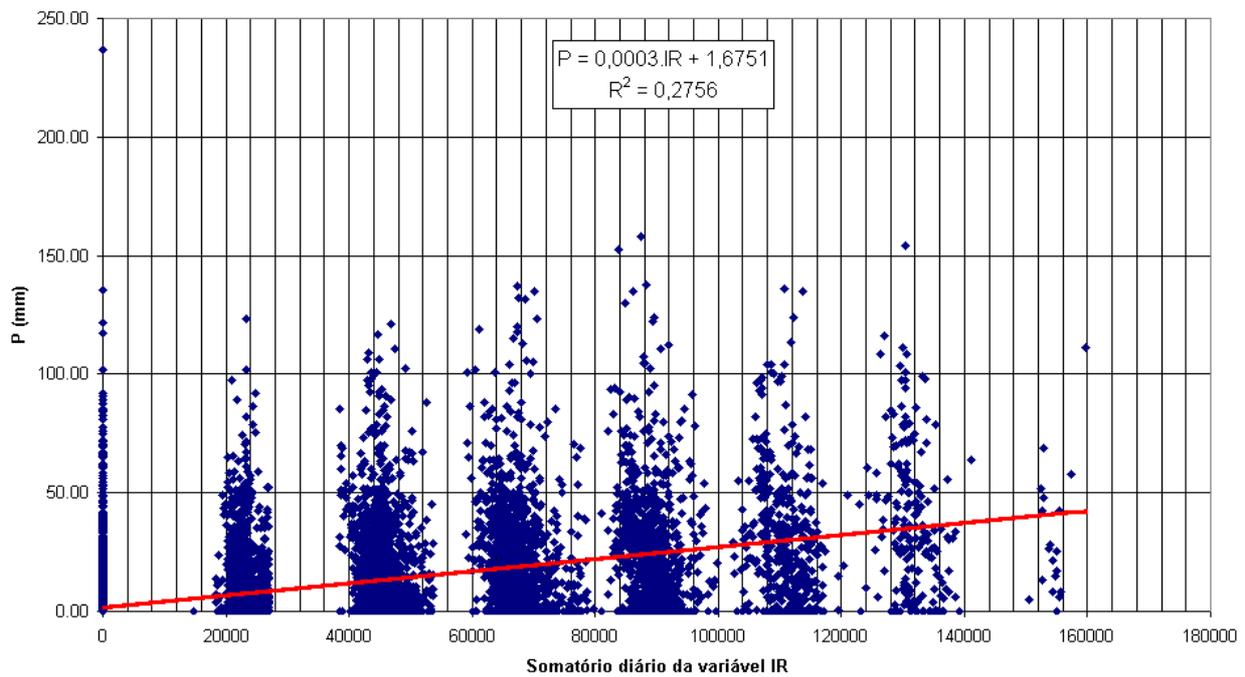
Processamento	Sem.	Com amostra completa	
B	1° e 2°	$P = - 7 \cdot 10^{-15} \cdot IR^3 + 10^{-9} \cdot IR^2 + 0,0002 \cdot IR + 1,3996$	R = 0,5510
C	1° e 2°	$P = 8 \cdot 10^{-15} \cdot IR^3 - 2 \cdot 10^{-9} \cdot IR^2 + 0,0004 \cdot IR + 2,61$	R = 0,4799

Processamento	Sem.	Com amostra isenta de erros	
B	1° e 2°	$P = 2 \cdot 10^{-14} \cdot IR^3 - 5 \cdot 10^{-9} \cdot IR^2 + 0,0006 \cdot IR + 0,0971$	R = 0,7008
C	1° e 2°	$P = 6 \cdot 10^{-14} \cdot IR^3 - 10^{-8} \cdot IR^2 + 0,001 \cdot IR + 0,0682$	R = 0,6960

Observa-se nas figuras 4.02 e 4.03 que os erros de reconhecimento do modelo situam-se nos eixos das ordenadas. Os pontos que estão situados na abscissa retratam as observações em que não se constatou precipitação nos postos pluviométricos, mas o algoritmo reconheceu erroneamente como precipitável. Os pontos que estão situados na ordenada retratam as observações em que se constatou precipitação nos postos pluviométricos, mas o algoritmo reconheceu erroneamente como não precipitável. Ressalva-se que a interseção entre os eixos ordenados (origem do sistema) não é considerada como um erro, pois os pontos que ali se encontram retratam as ocasiões em que não observou-se precipitação nos postos pluviométricos e o algoritmo assim reconheceu.

Contudo, a consideração da origem (ou seja, dos pontos nulos) na regressão merece atenção, pois há uma enorme quantidade de pontos ali superpostos. Na origem concentram-se 52,259 % das observações totais no 1° semestre e 59,236 % no 2°.

Processamento B - 1º sem. (com erros na amostra)



Processamento B - 1º sem. (sem erros na amostra)

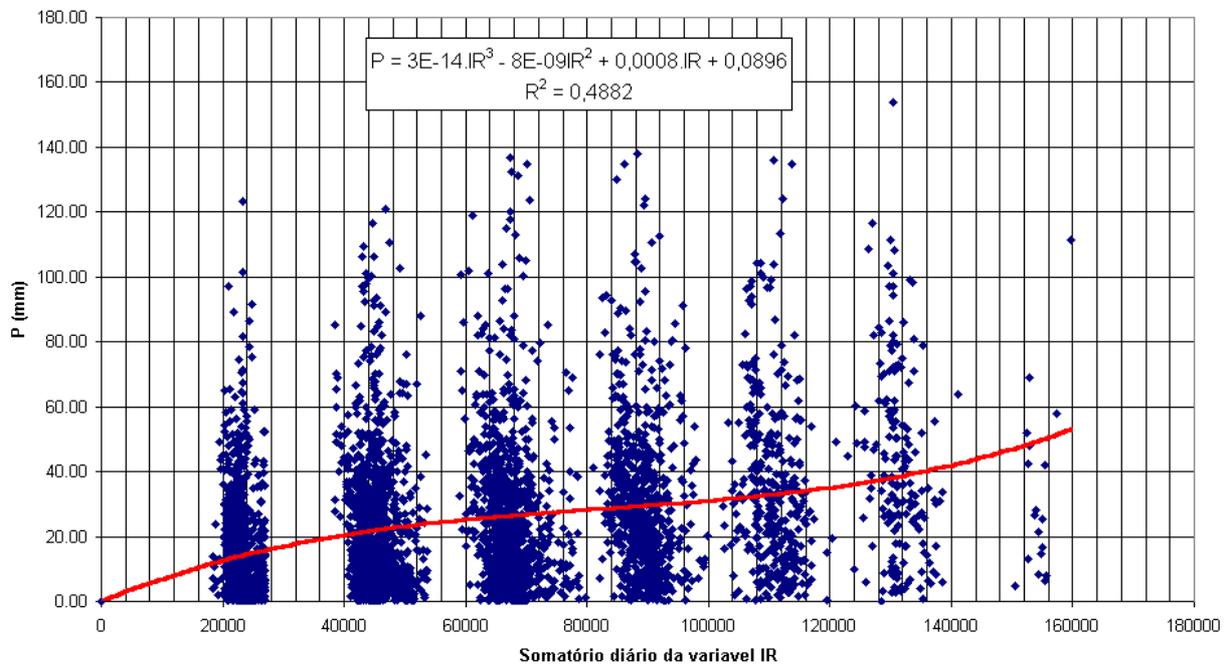
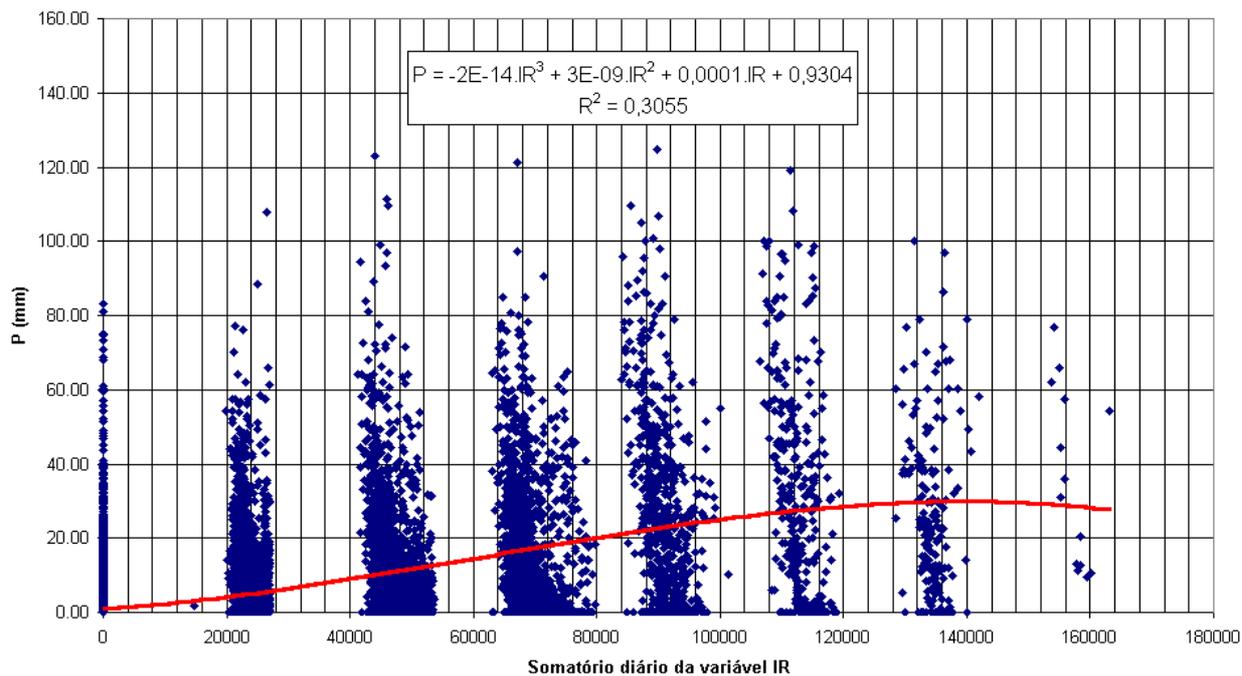


Figura 4.02: Modelos matemáticos únicos para o 1º semestre de 1998

Processamento B - 2º sem. (com erros na amostra)



Processamento B - 2º sem. (sem erros na amostra)

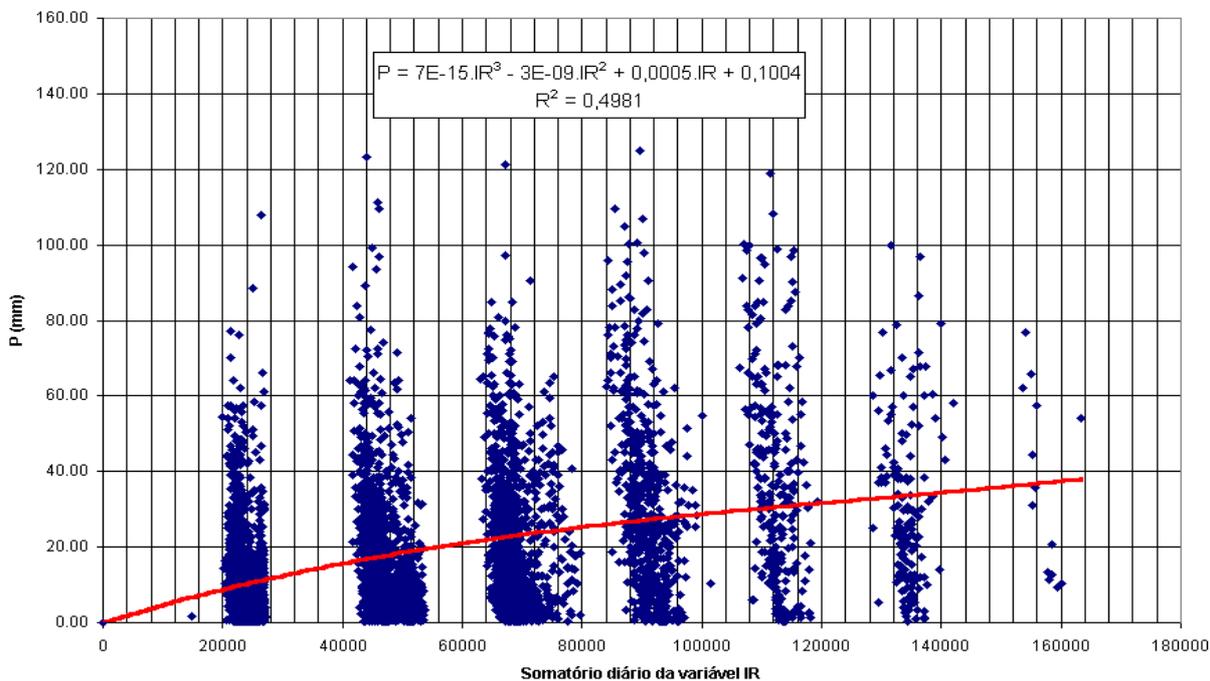


Figura 4.03: Modelos matemáticos únicos para o 2º semestre de 1998.

A importância destes pontos nulos se dá na medida que eles representam acertos do algoritmo em situações não precipitáveis, porém a utilização destes pontos

na regressão produz um incremento considerável nos indicadores estatísticos e uma geral subestimativa da precipitação para as amostras não nulas.

Como no processo de mínimos quadrados procura-se minimizar a diferença quadrática entre os valores preditos pelo modelo e os observados *in situ*, a grande quantidade de amostras nulas induz a adoção de um modelo que produza uma diferença quadrática pequena nestes pontos.

Esta situação forçosamente produzirá estimativas menores nos pontos não nulos, pois estes constituem uma minoria dentro da amostra (no presente estudo de aproximadamente $\frac{1}{4}$ da amostra sem os erros de reconhecimento do algoritmo). Também devido a este fato, os indicadores estatísticos sofrem um incremento considerável, pois a soma dos quadrados em relação a regressão (resíduos da regressão) tende a valores pequenos dado o peso dos elemento nulos no somatório geral.

Na literatura analisada, apenas dois estudos excluíram as amostras nulas: os estudos apresentado por Dugdale *et al.* (1991) e Tackás *et al.* (2001). No primeiro estudo não são apresentados os indicadores estatísticos da regressão, sendo testada de forma indireta a validade das estimativas realizadas (através de comparações dos resultados originais de um modelo chuva/vazão com aqueles que tiveram como dados de entrada as estimativas então realizadas). No segundo, obteve-se R de 0,290 com imageamento de 3h e período de acumulação da precipitação de 12h. Isto sugere que os indicadores estatísticos das estimativas com amostras isentas de pontos nulos são efetivamente muito baixos, suscitando outras formas de comprovação da validade das estimativas de satélite (especialmente modelos hidrológicos).

A redução nos indicadores estatísticos com a exclusão das amostras nulas é considerável e pode ser verificada na tabela 4.21, onde podem ser comparadas as regressões feitas pelo Excel (para ambos os semestres de 1998, com amostra isenta de erros de reconhecimento) e as realizadas pelo INFER[®] na mesma situação, exceto pela exclusão das amostras nulas.

A descontinuidade observada na distribuição dos pontos P x IR nas figuras 4.02 e 4.03 é explicada pela diferenciação numérica da variável IR entre os dias com diferentes quantidades de imagens diárias (de 1 a 8) retratando precipitação. Cada

uma das 8 oito imagens passíveis de serem consideradas precipitáveis em cada dia apresentam valores de IR entre 180 e 250 K no processamento A e de 180 e 270 K no processamento B. Desta forma (tomando-se apenas o processamento B), teoricamente os limites de variação de IR são: dias com apenas uma observação precipitável de 180 e 270 K; com duas observações de 360 a 540 K; com três observações de 540 a 810 K; com quatro observações de 720 a 1.080 K; com cinco observações de 900 a 1.350 K; com seis observações de 1080 a 1.620 K; com sete observações de 1260 a 1.890 K; com oito observações de 1.440 a 2.160 K.

Tabela 4.21: Efeitos da exclusão das amostras nulas no coeficiente de correlação (R).

Processamento	Sem.	Modelos matemáticos	R
B – Excel	1º	$P = 3 \cdot 10^{-14} \cdot IR^3 - 8 \cdot 10^{-9} \cdot IR^2 + 0,0008 \cdot IR + 0,0896$	0,6987
	2º	$P = 7 \cdot 10^{-15} \cdot IR^3 - 3 \cdot 10^{-9} \cdot IR^2 + 0,0005 \cdot IR + 0,1004$	0,7057
B – INFER®	1º	$P = (3,1337 + 2,1009 \cdot 10^{-5} \cdot IR)^2$	0,2993
	2º	$P = (0,7152 + 0,04526 \cdot IR^{1/3})^3$	0,3779

Como existem sete agrupamentos de pontos identificáveis em todo os gráficos das figuras 4.02 e 4.03, conclui-se que, tanto no 1º quanto no 2º semestre, o algoritmo reconheceu até 7 imagens diárias como precipitáveis (dentre as 8 possíveis), muito embora o reduzido número de dias com 7 imagens diárias consideradas precipitáveis levante a hipótese de se tratar de amostras causadas por ruídos nas imagens ou outras fontes de erro.

As faixas de temperatura observadas estão dentro dos limites máximos estabelecidos teoricamente, porém os limites reais de cada faixa são mais estreitos, fazendo com que não ocorra a sobreposição observada nos limites teóricos. Isto ocorre devido ao fato de que as temperaturas de 180 e 270K utilizadas para determinar os limites teóricos de todas as faixas referem-se a temperaturas extremadas dentre os dias com apenas uma observação precipitável, e que não necessariamente ocorrem nas demais faixas. Os valores de IR limites das faixas são facilmente identificáveis nas figuras 4.02 e 4.03 e estão apresentados na tabela 4.22.

Na tabela 4.22, o limite inferior da faixa com uma imagem diária (148K) refere-se a um ponto isolado com 148,38K (-124,77°C), o que é causado por um ruído na imagem (ou eventual falha no pré processamento realizado pelo INPE), apesar da filtragem realizada nas imagens (filtro de média com máscara quadrada de

3 x 3 em todas as imagens de entrada do algoritmo). A filtragem elimina a maior parte dos ruídos, porém uma parcela destes eventualmente persiste. Desta forma, com base na literatura, o limite inferior real desta faixa é de aproximadamente 180K (- 93,15°C), o que pode ser considerado uma temperatura extremamente baixa e indicativa de fortes sistemas convectivos.

Tabela 4.22: Faixas de variação de IR.

Nº de imagens diárias	Faixa de IR (Kx100)	Faixa de IR (K)
1	14.800 a 27.000	148 a 270
2	38.000 a 54.000	380 a 540
3	59.000 a 81.000	590 a 810
4	82.000 a 100.000	820 a 1.000
5	102.000 a 121.000	1.020 a 1.210
6	123.000 a 141.000	1.230 a 1.410
7	150.500 a 160.000	1.505 a 1.600

A tendência ascendente nas curvas das figuras 4.02 e 4.03 indica que, quanto maior o valor da variável IR, maior será a precipitação, porém esta tendência não é totalmente correta. A tendência ascendente só é verdadeira quando analisam-se duas faixas de IR distintas (por exemplo: dias com 1 imagem precipitável e aqueles com 2), mas não é necessariamente válida dentro de uma mesma faixa.

Dentro de uma mesma faixa de variação de IR a tendência é exatamente oposta à geral, pois quanto menor a temperatura do topo da nuvem maior tenderá a ser a precipitação, sendo que a adoção de uma única curva para todas as faixas de temperatura destrói a tendência interna às faixas de IR. Ressalta-se que a tendência interna de cada faixa aproxima-se da tendência geral de todas as faixas com o aumento da resolução temporal do imageamento do satélite ou do período de acumulação da precipitação, pois isto tende a eliminar a descontinuidade dos valores de IR. Com uma resolução temporal de 15 minutos, a descontinuidade dos valores de IR é praticamente imperceptível.

A qualidade das regressões também aumenta progressivamente com o aumento do período de acúmulo da precipitação, pois ocorre a diminuição da descontinuidade dos valores de IR (além da diminuição da variação espacial e temporal da precipitação quando analisados em períodos maiores de tempo). No presente estudo, a conjugação de precipitação diária com imageamento a cada 3

horas torna imprecisa a adoção de uma única curva para todas as faixas de variação de IR, a não ser que se acumule a precipitação em períodos maiores de tempo.

Desta forma, dadas as considerações aqui apresentadas, conclui-se que no presente estudo, a construção de regressões individualizadas para cada faixa de variação de IR, aliada à exclusão das amostras nulas, tenderá a construir um conjunto de modelos mais eficazes que os modelos únicos anteriormente apresentados, muito embora ocorra uma sensível redução nos indicadores estatísticos da qualidade da regressão.

Excluindo-se as amostras nulas e os erros de reconhecimento do algoritmo, têm-se 9.566 observações não nulas de precipitação corretamente identificadas pelo algoritmo (4.646 no 1° e 4.920 no 2° semestre). Estas observações estão distribuídas em faixas de variação da variável IR, conforme demonstrado na tabela 4.23.

Tabela 4.23: Observações de precipitação por faixa de variação de IR.

N° de imagens Diárias	Faixa de IR (Kx100)	N° de Observações		Média de precipitação (mm)	
		1° Sem.	2° Sem	1° Sem.	2° Sem
1	18.000 a 27.000	1.080	1.495	15,90	12,19
2	38.000 a 54.000	1.268	1.323	20,90	16,24
3	59.000 a 81.000	1.001	1.121	25,64	21,06
4	82.000 a 100.000	737	534	30,12	30,53
5	102.000 a 121.000	369	279	34,26	36,68
6	123.000 a 141.000	172	153	42,72	29,37
7	150.500 a 160.000	19	15	34,74	37,55

A partir das amostras da tabela 4.23, realizaram-se regressões para cada uma das faixas de variação de IR, utilizando-se para tal o programa INFER[®], uma vez que o número total de amostra é menor que o máximo suportado por este programa. Os modelos obtidos e os principais indicadores estatísticos encontram-se na tabela 4.24.

Os modelos expressos nas figuras 4.02 e 4.03 foram concebidos para serem aplicados em todo o domínio de variação da variável IR. Desta forma, a precipitação é calculada através de uma única expressão aplicada sobre a imagem diária contendo o somatório das assinaturas do canal infravermelho (imagem denominada “IR Soma diária” nas figuras 3.06, 3.17 e 3.25).

Em contraste aos modelos únicos, o cálculo da precipitação através das faixas de variação da variável IR é feito com a aplicação das 7 expressões obtidas (tabela 4.24) na mesma imagem (IR soma diária), sendo que cada expressão somente atua nas áreas que apresentam valores de IR na sua faixa respectiva.

Tabela 4.24: Modelos matemáticos para as faixas de variação de IR.

Faixa	1º semestre	2º semestre
1	R = 0,1099 R ² = 0,0121 F _{calculado} = 13,17 ($\lambda_{\text{modelo}} = 99,95\%$) P = (6,1545 - 0,13781 . IR ^{1/3}) ³	R = 0,1064 R ² = 0,0113 F _{calculado} = 17,10 ($\lambda_{\text{modelo}} = 99,95\%$) P = 17,197 - 3,7187 . 10 ⁻¹³ . IR ³
2	R = 0,1617 R ² = 0,0261 F _{calculado} = 33,98 ($\lambda_{\text{modelo}} = 99,95\%$) P = (1,6377 + 7,6370.10 ¹³ /IR ³) ³	R = 0,3008 R ² = 0,0905 F _{calculado} = 131,5 ($\lambda_{\text{modelo}} = 99,95\%$) P = (33,401 - 0,8274 . IR ^{1/3}) ²
3	R = 0,2002 R ² = 0,0401 F _{calculado} = 41,72 ($\lambda_{\text{modelo}} = 99,95\%$) P = (1,6944 + 8,7225.10 ¹⁴ /IR ³) ²	R = 0,2393 R ² = 0,0573 F _{calculado} = 67,99 ($\lambda_{\text{modelo}} = 99,95\%$) P = (16,586 - 0,3431 . IR ^{1/3}) ³
4	R = 0,2468 R ² = 0,0609 F _{calculado} = 47,69 ($\lambda_{\text{modelo}} = 99,95\%$) P = (0,8474 + 1,4301.10 ¹⁵ /IR ³) ³	R = 0,4698 R ² = 0,2207 F _{calculado} = 150,7 ($\lambda_{\text{modelo}} = 99,95\%$) P = 1090,7 - 23,599 . IR ^{1/3}
5	R = 0,2390 R ² = 0,0545 F _{calculado} = 22,23 ($\lambda_{\text{modelo}} = 99,95\%$) P = (11,236 - 4,2822.10 ⁻¹⁵ . IR ³) ²	R = 0,3509 R ² = 0,1231 F _{calculado} = 38,89 ($\lambda_{\text{modelo}} = 99,95\%$) P = (16,383 - 1,1857.10 ⁻⁴ . IR ³) ³
6	R = 0,2621 R ² = 0,0687 F _{calculado} = 12,54 ($\lambda_{\text{modelo}} = 99,90\%$) P = 153,34 - 4,8834.10 ⁻¹⁴ . IR ³	R = 0,1424 R ² = 0,0203 F _{calculado} = 3,126 ($\lambda_{\text{modelo}} = 90,00\%$) P = (23,430 - 0,4013 . IR ^{1/3}) ³
7	R = 0,4436 R ² = 0,1968 F _{calculado} = 3,920 ($\lambda_{\text{modelo}} = 90,00\%$) P = (5862437 - 108229 . IR ^{1/3}) ^{1/3}	R = 0,4843 R ² = 0,2346 F _{calculado} = 3,984 ($\lambda_{\text{modelo}} = 90,00\%$) P = (7,6084 - 1,1601.10 ⁻¹⁵ . IR ³) ³

Na figura 4.04 estão representadas as expressões da tabela 4.24 para ambos os semestres de 1998. Através de uma simples verificação visual nestas figuras, observa-se que a adoção de diferentes modelos para cada faixa de variação traz uma melhora significativa na qualidade das estimativas (comparativamente aos modelos ditos

“únicos”). Tanto os modelos únicos quanto os conjuntos de modelos construídos para as faixas de variação de IR apresentam a tendência de superestimar as precipitações de menor intensidade e subestimar as de maior intensidade, muito embora esta tendência seja mais acentuada para os primeiros.

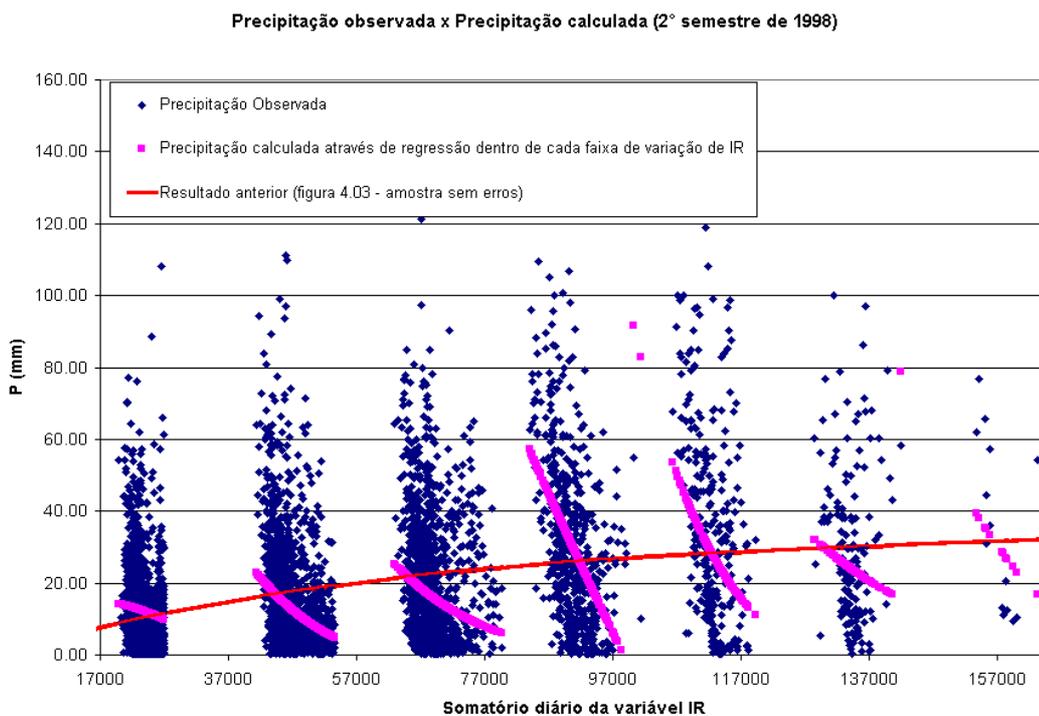
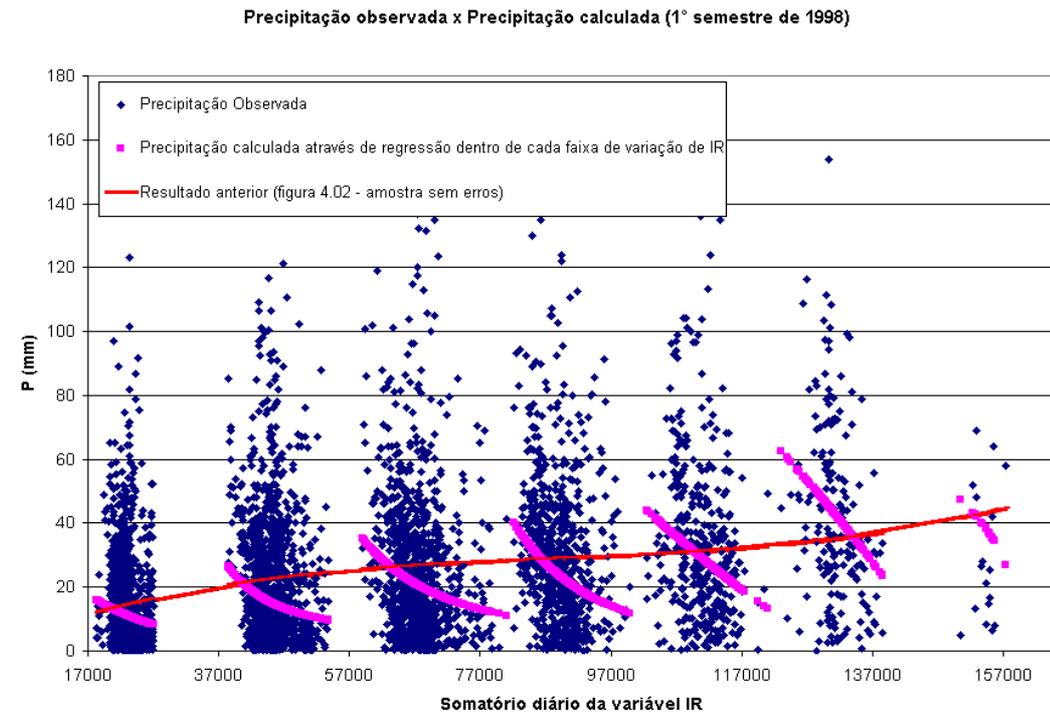


Figura 4.04: Modelos matemáticos para as faixas de IR nos dois semestres de 1998.

A quantificação da qualidade (nos moldes convencionais) de uma regressão composta por um conjunto de regressões não lineares é dificultada pela desigualdade entre a SQRM e a soma de SQRR e SQDR para o conjunto das regressões.

No entanto, para fins de comparação, na figura 4.05 são apresentadas as estimativas de precipitação para o dia 07 de janeiro de 1998 com o modelo único e com o conjunto de modelos para as faixas de variação de IR. A figura 4.05b foi calculada através de um modelo único aplicado em todo o domínio de variação da variável IR. O modelo utilizado foi o obtido para o processamento B com a amostra isenta de erros (vide tabela 4.20), conforme a expressão a seguir:

$$P = 3.10^{-14} - 8.10^{-9} + 0,0008.IR + 0,0896$$

A figura 4.05a foi calculada através de 7 modelos aplicados individualmente nas áreas com valor de IR situado nas faixas específicas em que cada modelo foi construído. Desta forma, cada modelo somente atua nas áreas que apresentam valores de IR na sua faixa de variação. Os modelos utilizados para calcular a figura 4.05a foram os anteriormente obtidos para o 1º semestre, conforme a tabela 4.25.

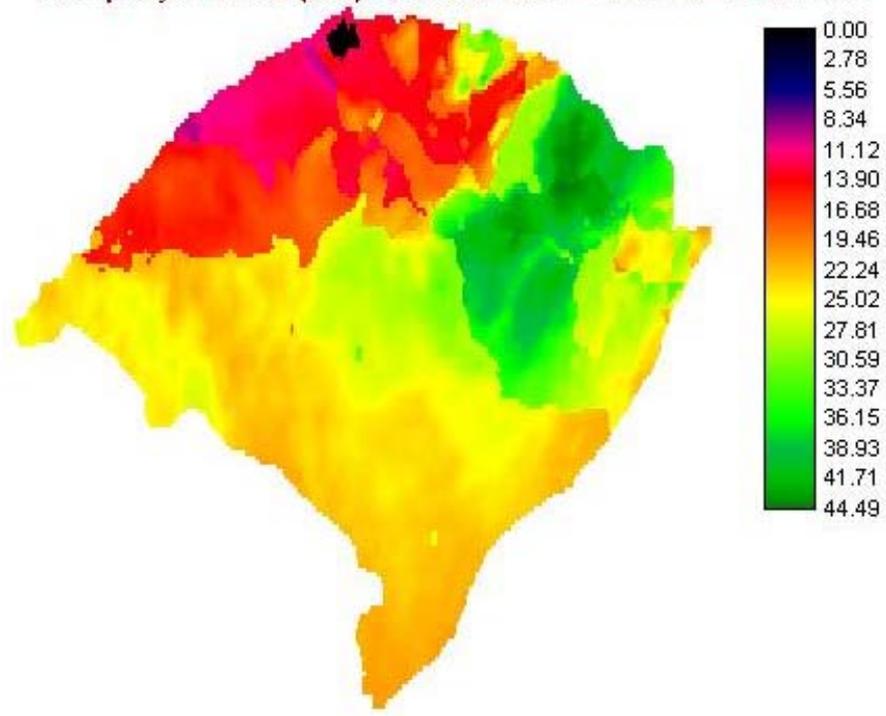
Tabela 4.25: Modelos utilizados no cálculo da figura 4.05a.

Faixa de IR	Domínio de IR (Kx100)	Modelo
1	180 a 270	$P = (6,1545 - 0,13781 \cdot IR^{1/3})^3$
2	380 a 540	$P = (1,6377 + 7,6370 \cdot 10^{13} / IR^3)^3$
3	590 a 810	$P = (1,6944 + 8,7225 \cdot 10^{14} / IR^3)^2$
4	820 a 1000	$P = (0,8474 + 1,4301 \cdot 10^{15} / IR^3)^3$
5	1.020 a 1.210	$P = (11,236 - 4,2822 \cdot 10^{-15} \cdot IR^3)^2$
6	1.230 a 1.410	$P = 153,34 - 4,8834 \cdot 10^{-14} \cdot IR^3$
7	1.505 a 1.600	$P = (5862437 - 108229 \cdot IR^{1/3})^{1/3}$

As figuras 4.05a e 4.05b foram calculadas de formas diversas a partir da mesma imagem, ou seja, o somatório diário das temperaturas das nuvens consideradas precipitáveis (IR). O processo de acúmulo das imagens horárias que resulta nesta imagem diária (IR soma diária) está ilustrado na figura 3.31. A imagem que foi efetivamente utilizada para cálculo das figuras 4.05a e 4.05b está ilustrada na figura 4.06 em níveis de cinza.

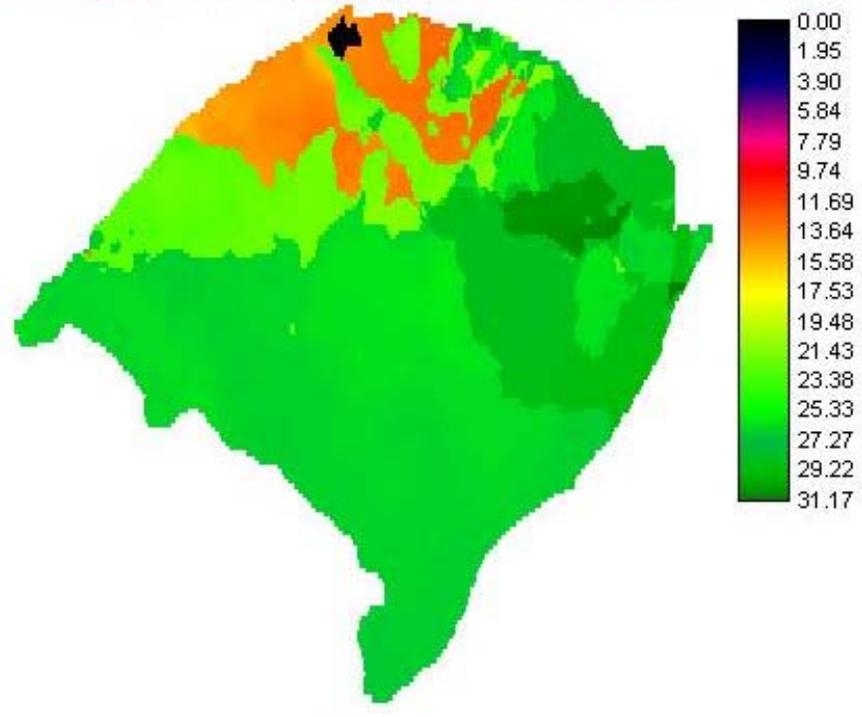
As figuras 4.07a e 4.07b apresentam os histogramas das imagens 4.05a e 4.05b respectivamente. Nestes histogramas, o eixo das ordenadas representa o número de células e a abscissa a precipitação estimada em milímetros.

Precipitação diária (mm) estimada com 7 modelos - 07/01/1998



(a)

Precipitação diária (mm) estimada com modelo único - 07/01/1998



(b)

Figura 4.05. Estimativas de precipitação para o dia 07/01/1998; (a) utilizando o conjunto de modelos para as faixas de variação de IR; (b) utilizando modelo único.

Somatório diário da variável IR (K)

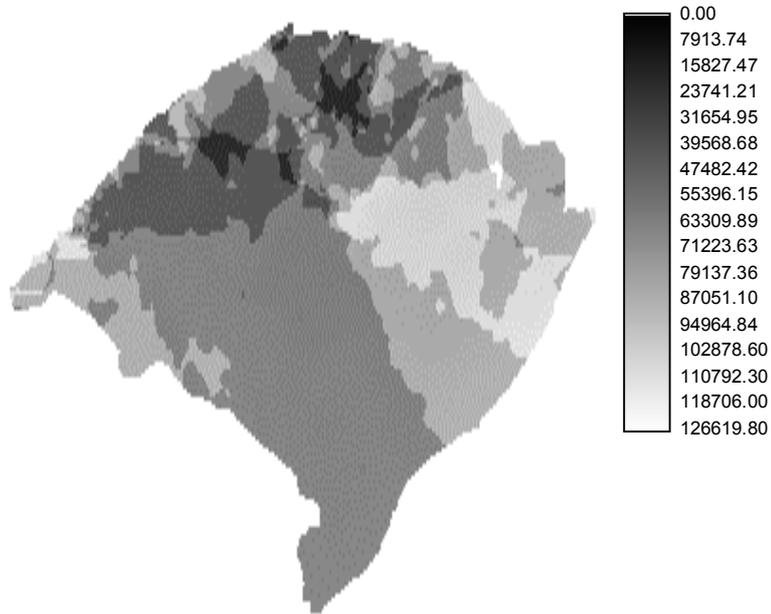


Figura 4.06: Soma diária da temperatura (Variável IR) no dia 07/01/1998.

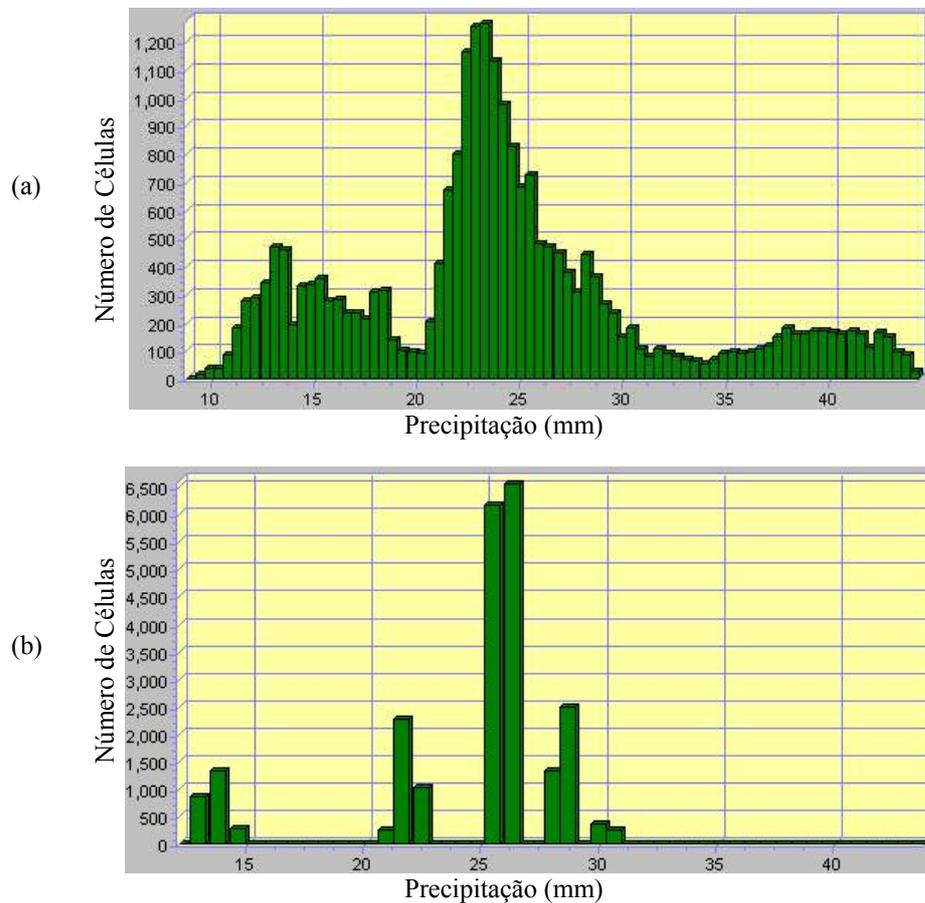


Figura 4.07: Histogramas das imagens da figura 4.05; (a) refere-se a fig. 4.05a; (b) refere-se a 4.05b.

Observando-se a figura 4.05 percebe-se certa similaridade entre as estimativas em termos de distribuição geral da precipitação. No entanto, a estimativa feita pelo conjunto de modelos (4.05a) apresenta maior riqueza de informação ao

permitir uma maior discriminação da precipitação, o que também pode ser verificado no histograma ilustrado na figura 4.07a.

O histograma da figura 4.07b (representado a imagem da figura 4.05b) apresenta-se segmentado, o que pode ser atribuído a duas causas principais. Primeiramente devido à própria descontinuidade espacial da variável IR, pois as regiões com número diferenciado de imagens horárias apresentam-se descontínuas em termos de IR (conforme figura 4.02). Em segundo lugar, os modelos únicos apresentam grande tendência em superestimar as precipitações mais amenas e subestimar as mais intensas, o que se traduz em estimativas ao redor do centro de cada faixa de temperatura. Como na figura 4.06 (variável IR), a maioria das células está contida nas cinco primeiras faixas citadas na tabela 4.25, pode-se afirmar que os cinco segmentos visualizados na figura 4.07b representam as cinco faixas de variação de IR em termos de precipitação estimada.

A média das precipitações observadas nos postos pluviométricos no dia 07 de janeiro foi de 26,8 mm, enquanto na figura 4.07b existem aproximadamente 6.500 células com precipitação pouco acima de 27 mm. Na figura 4.07a o pico de frequência (em torno de 1.200 células) apresenta-se com aproximadamente 24 mm, apesar do fato de que o pico de frequência não ser tão pronunciado quanto na figura 4.07b. Apesar da estimativa com modelo único ter produzido um maior número de células com valores próximos a média observada, a diferença em termos absolutos não é expressiva e, além disto, considera-se que o ganho em termos de espacialização da precipitação é muito maior com a adoção do conjunto de modelos. Desta forma, conclui-se que o emprego das estimativas realizadas com o conjunto de modelos para as faixas de variação de IR é mais factível na atual configuração do algoritmo adotado e pelos dados disponíveis de satélite e de solo.

4.4 Regressão decendial do algoritmo com critérios no visível e infravermelho

Uma possibilidade existente para se conseguir uma maior qualidade na regressão (e pretensamente na qualidade das estimativas) é o acúmulo da

precipitação em períodos maiores de tempo. Segundo Dugdale *et al.* (1991) as estimativas de precipitação feitas sem o auxílio de operações de vizinhança (textura, gradiente, taxa de crescimento das nuvens, etc.) provavelmente apresentam maior utilidade quando feitas para períodos de acúmulo da precipitação ao entorno de 10 dias. O período decendial, por exemplo, é bastante utilizado em agronomia para estimar-se a quantidade de água a ser irrigada.

Como as distribuições espaciais e temporais da precipitação (em cada evento) são de natureza essencialmente aleatória, o aumento do número de eventos considerados ocasiona uma diminuição na variabilidade da precipitação. Como o aumento do número de eventos de precipitação é conseguido através de um período de acumulação maior, a utilização de períodos decendiais tende a gerar estimativas de melhor qualidade comparativamente às estimativas diárias.

Para efeitos de comparação, decidiu-se realizar uma regressão para todo o ano de 1998 com os dados gerados pelo processamento B acumulados em períodos de 10 dias. Nesta regressão foram utilizados apenas 19 períodos decendiais (dentre os 36 possíveis) devido aos dias com imagens faltantes. Ressalta-se que os períodos considerados são compostos unicamente por dias seqüenciais, desprezando-se os períodos que contenham dias com imagens faltantes. Portanto, empregou-se na regressão decendial 2.698 observações de precipitação, utilizando-se do programa INFER[®].

Na amostra utilizada para a regressão decendial, incluem-se os erros de reconhecimento do algoritmo e os elementos nulos. Isto se deve à distribuição (bastante uniforme, mas não idêntica) dos erros e dos elementos nulos em todos os postos e dias analisados, o que impossibilita a exclusão dos mesmos no somatório decendial, sob pena de tornar os períodos saneados incomparáveis entre si. Os resultados numéricos obtidos encontram-se na tabela 4.26 e a figura 4.08 ilustra graficamente o modelo matemático obtido.

Através da tabela 4.26 observa-se que o acúmulo da precipitação em períodos de 10 dias ocasionou uma melhora no coeficiente de correlação, passando de 0,5510 (tabela 4.20 referente ao processamento B com amostra isenta de erros) a 0,6794.

Além disto, pode-se verificar, através da figura 4.08, que ocorreu uma diminuição da descontinuidade observada nos valores da variável IR nas figuras 4.02 a 4.04.

Apesar da melhora observada, ressalta-se que a descontinuidade observada nas figuras 4.02 a 4.04 tende a diminuir não somente com o aumento do período de acumulação da precipitação, mas também com a diminuição do intervalo de tempo entre as imagens (precisão temporal das imagens). A melhoria da precisão temporal das imagens permite melhorar a qualidade das estimativas sem a necessidade de aumentar o período de acumulação da precipitação.

Tabela 4.26: Indicadores para precipitação decendial. (a) reconhecimento do algoritmo, (b) modelo matemático e indicadores estatísticos na regressão decendial.

Reconhecimento da Precipitação Decendial				
Observações com precipitação		Observações sem precipitação		Total de Acertos (2) + (4)
Acerto (1) - %	Erro (2) - %	Acerto (3) - %	Erro (4) - %	
96,03%	1,15%	0,37%	2,45%	96,40%

(a)

Modelo e Indicadores Estatísticos	
R	0,6794
R²	0,4616
F_{calculado}	2311
λ_{modelo}	99,95%
Modelo	$P = 26,649 + 6,3387 \times 10^{-10} \cdot IR^2$

(b)

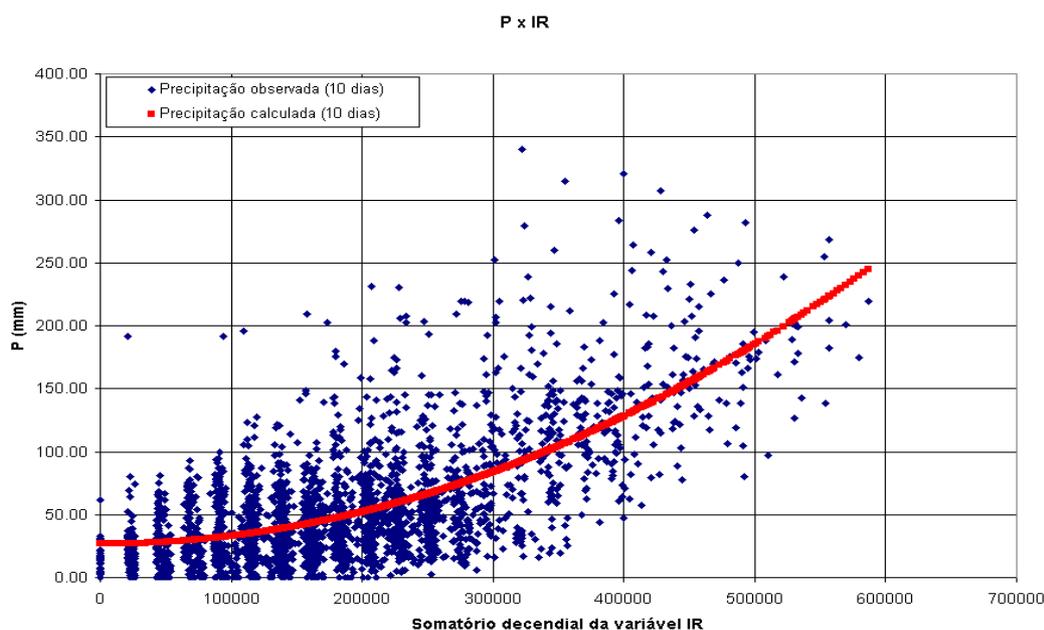


Figura 4.08: Modelo matemático para precipitação decendial.

A figura 4.09 representa a estimativa de precipitação decencial para o período de 03 a 12 de janeiro de 1998 (das 8:00h do dia 02 às 08:00h do dia 12), sendo calculada através do modelo expresso na tabela 4.26, ou seja:

$$P = 26,649 + 6,3387 \times 10^{-10} \cdot IR^2$$

O modelo acima é aplicado na imagem decencial de acúmulo da temperatura, o que é obtido pela soma das imagens resultantes dos processamentos diários (“IR soma diária”) durante todo o período, conforme ilustrado na figura 3.32.

A imagem decencial representa a soma de 80 imagens horárias (8 imagens horárias compõem uma imagem diária) ou das 10 diárias produzidas no período. O modelo é aplicado de forma integral, em toda a imagem decencial. A figura 4.10 representa (em níveis de cinza) a imagem decencial utilizada para produzir a estimativa decencial.

A figura 4.11 apresenta o histograma da imagem ilustrada na figura 4.09, onde o eixo das ordenadas representa o número de células e a abscissa a precipitação calculada (em milímetros).

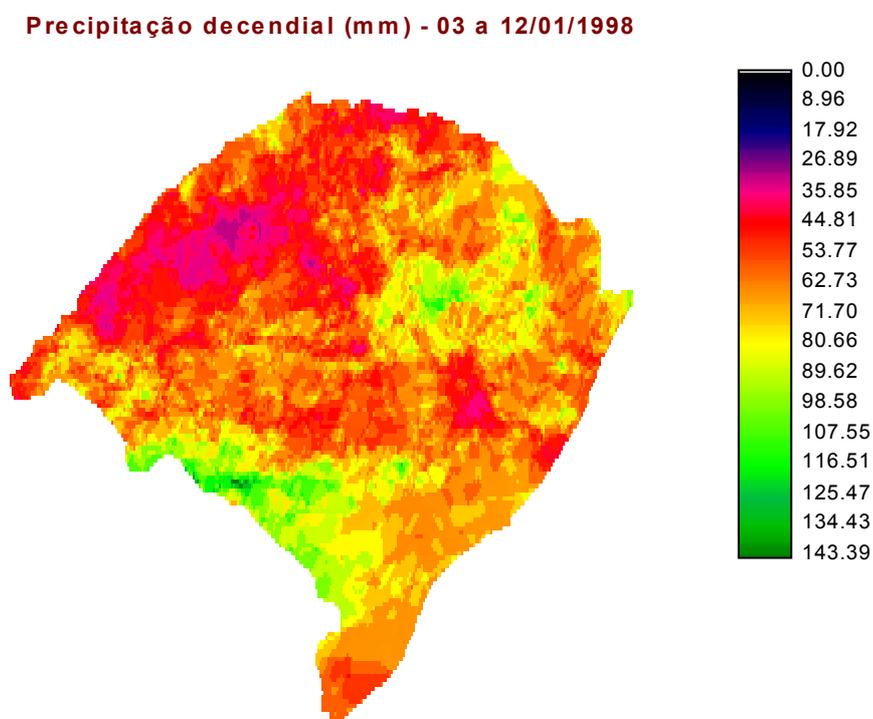


Figura 4.09: Estimativa de precipitação decencial

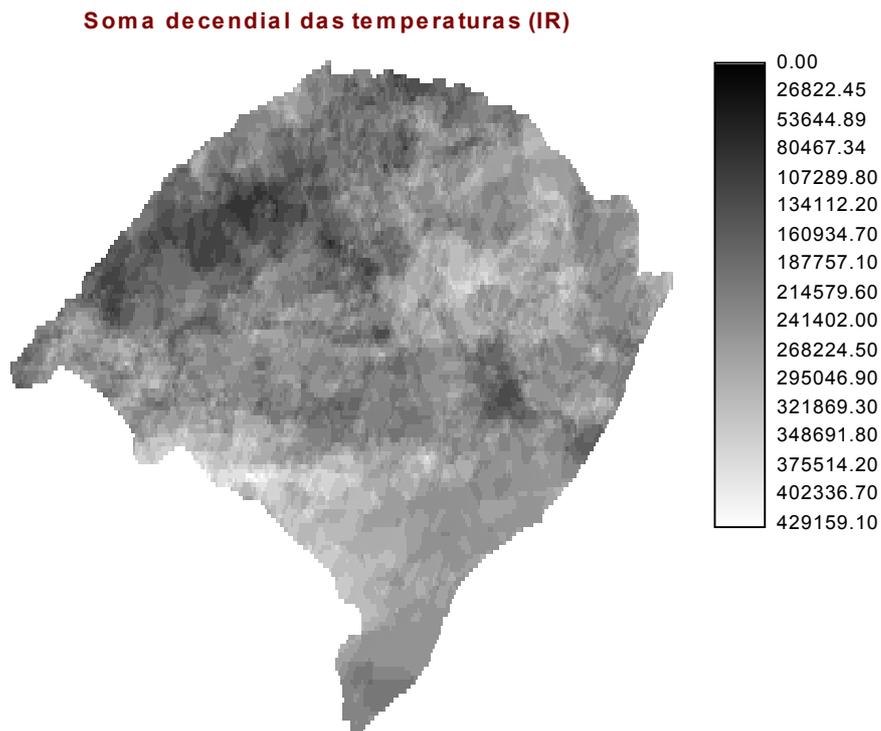


Figura 4.10: Soma decendial da variável IR no período de 03 a 12 /01/1998.

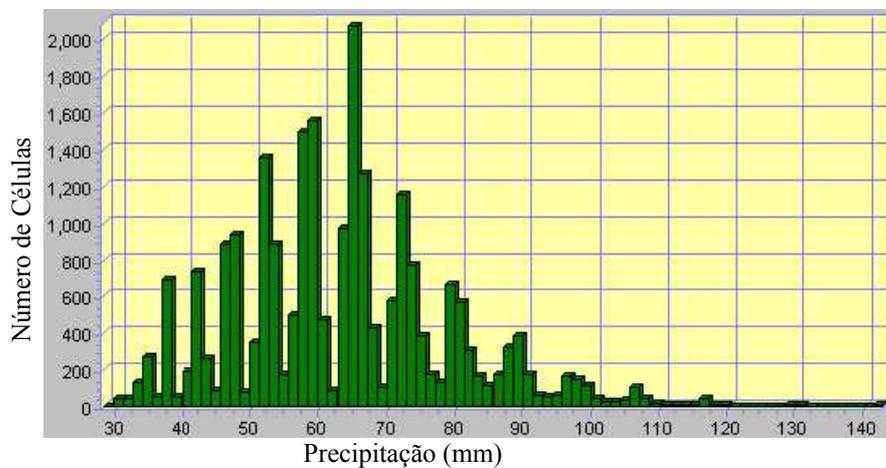


Figura 4.11: Histogramas da imagem da figura 4.09.

4.5 Análise dos erros e de suas causas

A qualidade das estimativas de precipitação a partir de imagens de satélites está intimamente ligada à melhor combinação dos seguintes fatores:

- Comprimentos de onda do espectro eletromagnético adotados (canais utilizados);

- Intervalo de tempo entre as imagens do satélite (precisão temporal);
- O tamanho do *pixel* (precisão espacial das imagens);
- O período adotado para acúmulo da precipitação;
- Adoção de parâmetros (temperatura no canal infravermelho, reflectância, textura, *Brightness Temperature*, etc.);
- Sazonalidade na calibração dos parâmetros;
- Aplicabilidade do modelo de regressão adotado;
- Representatividade da precipitação em solo (quantidade dos pluviômetros ou tamanho da área coberta por radares meteorológicos);
- Distribuição espacial dos postos de controle em solo;
- Qualidade do georreferenciamento das imagens.

A obtenção da melhor combinação destes fatores é uma tarefa complicada devido à interdependência existente entre os mesmos, à extrema variação espacial e temporal da precipitação e, principalmente, às complexas relações existentes entre a precipitação e as características das nuvens perceptíveis aos sensores dos satélites.

Apesar da dificuldade de se escolher uma boa combinação dos fatores citados, o grande problema das técnicas baseadas no visível e infravermelho (como a utilizada nesta pesquisa), é que se estima a precipitação de forma indireta, pois trabalha-se no sentido de correlacionar as características mensuráveis das nuvens com a precipitação medida em solo, ao invés de mensurar-se diretamente a precipitação gerada nas nuvens.

A introdução das microondas passivas é um passo importante no sentido de mensurar-se diretamente a precipitação e não correlacioná-la com características do topo das nuvens. Infelizmente são poucos os satélites que têm sensores de microondas passivas e, conseqüentemente, a difusão destes dados é relativamente pequena. Na presente pesquisa, inicialmente buscou-se imagens de microondas passivas para as estimativas, contudo não se obteve sucesso principalmente pela existência de custos elevados de aquisição destas informações.

Na presente configuração do conjunto algoritmo/modelo, várias fontes de erro podem ser apontadas como atuantes, sendo abaixo listadas:

- Precisão temporal: as precipitações de duração inferior a 3 horas ocorridas entre os horários imageados pelo satélite não são levadas em conta pelo algoritmo. Esta fonte de erro ocasiona falhas no reconhecimento da precipitação;
- Precisão espacial: as nuvens precipitáveis de áreas reduzidas são pouco ou nada percebidas nas imagens do GOES 8, pois cada *pixel* possui uma área de 16 km², sendo que a utilização de filtros para eliminação de ruídos aumenta ainda mais este problema;
- Nuvens não precipitáveis: as nuvens cirriformes a altitudes elevadas são erroneamente confundidas pelo algoritmo com nuvens precipitáveis (mormente no período noturno, devido à falta das imagens do canal 1). Por outro lado, os métodos testados para excluir as nuvens cirriformes também excluem uma parcela das nuvens estratiformes precipitáveis;
- Postos pluviométricos: os dados dos postos pluviométricos podem apresentar leituras incorretas nos pluviômetros (tanto na leitura da quantidade da precipitação em si, quanto das leituras realizadas em horários e/ou dias diversos dos corretos), procedimentos de preenchimento de falhas e eventuais erros de transcrição e manipulação dos dados, o que diminui o reconhecimento da precipitação pelo algoritmo. Os erros de reconhecimento dos algoritmos distribuem-se de forma quase linear em todos os postos, o que elimina a hipótese de que alguns poucos postos estejam comprometendo a qualidade da regressão;
- Imagens de Satélite: a ocorrência de ruídos nas imagens (apesar do filtro de média com máscara 3x3 utilizado, alguns ruídos não são completamente eliminados) e eventuais erros de gravação e manipulação das imagens no pré processamento realizado pelo INPE são uma ponderável fonte de erro;
- Georreferenciamento: a relativamente baixa qualidade do georreferenciamento das imagens realizado pelo INPE (baseado em modelos de geometria orbital) diminui a qualidade do processo de regressão, uma vez que do posicionamento

dos postos depende a extração das informações que fazem parte do banco de dados da regressão.

- Efeito do vento: a atuação do vento tende a deslocar a precipitação durante a sua queda, o que faz com que a água chegue ao solo em posição diferente da qual partiu, conforme ilustrado na figura 4.12. Esta fonte de erro é difícil de ser minimizada, não existindo ainda meios confiáveis de quantificar os seus efeitos.

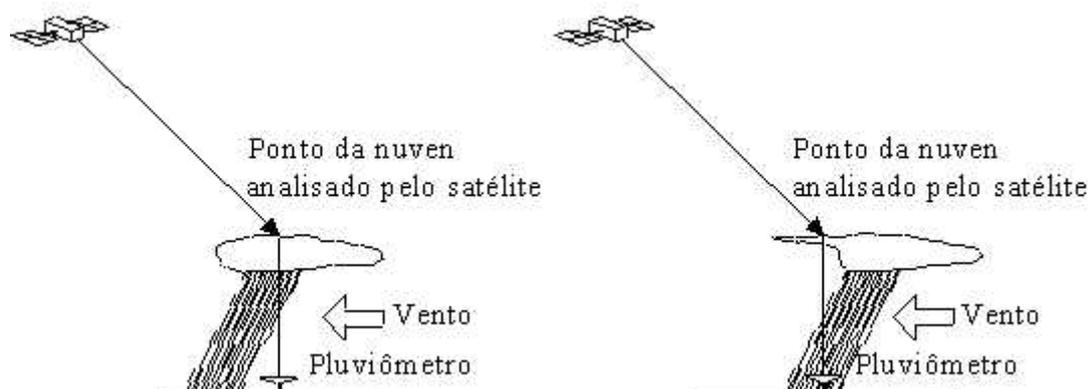


Figura 4.12: Efeitos do vento nas estimativas da precipitação.

A identificação da exata importância de cada uma das fontes de erro listadas é um problema sério (devido ao complexo efeito de sobreposição dos efeitos) que não apresenta uma solução simples, fugindo ao escopo da presente pesquisa. Desta forma, sem uma análise mais aprofundada, resta apenas a possibilidade de minoração da influência individual de cada fonte.

Segundo Valdés (1994) a quantificação dos erros só pode ser obtida através de um modelo estocástico que enfoque a variação espacial e temporal da precipitação. Estes modelos estocásticos possibilitam a quantificação dos erros nas estimativas da precipitação a partir da identificação e quantificação adequadas dos erros embutidos nos dados de solo (*ground-truth problem*).

4.6 Comparação das estimativas com estudos similares.

As comparações entre técnicas de estimativas de precipitação com sensoriamento remoto são dificultadas pelos seguintes fatores:

- Aplicação em áreas diferentes do globo e em diferentes períodos;
- Diferentes períodos de acúmulo da precipitação;
- Precisões espacial e temporal diferenciadas;
- Diferentes bandas adotadas do espectro eletromagnético;
- Diferentes critérios de decisão e parâmetros.
- Diferentes metodologias para gerar variáveis independentes para a regressão;
- Diferente equipamentos de mensuração da precipitação em solo (pluviômetro ou radar meteorológico);
- Diferentes metodologias para gerar as variáveis independentes a partir dos equipamentos de mensuração da precipitação em solo;
- Critérios adotados na regressão para exclusão (ou não) de amostras indesejáveis;
- Falta de um indicador confiável para avaliar estimativas feitas com propósitos diferentes.

Devido a estes fatores é que se atribui a raridade de análises comparativas entre estimativas de precipitação a partir de satélites. Contudo, serão apresentados aqui quatro resultados parciais de pesquisas semelhantes, porém não idênticas, que podem servir como elemento comparativo em dois aspectos diferentes: no primeiro é apresentado o total de acertos do algoritmo e no segundo o coeficiente de correlação obtido na regressão.

Barret *et al.* (1990) apresentam o resultado alcançado por dois algoritmos baseados em microondas passivas (frequência e polarização) aplicados a um total de 2.493 observações diárias, das quais 36,7 % com precipitação e 63,3 % sem precipitação, conforme apresentado na tabela 4.27.

Como a qualidade das estimativas com a utilização de microondas passivas são tidas como de melhor qualidade (comparativamente aos critérios biespectrais no infravermelho e visível), considera-se que os resultados alcançados na presente pesquisa (78,9 % para todo o ano de 1998 ou 77,4 no 1º semestre e 80,0 % no 2º, conforme tabela 4.18) são compatíveis com a metodologia empregada.

Tabela 4.27: Acertos de modelos baseados em microondas passivas (Fonte: Barret *et al.*, 1990, p.105).

Algoritmo	Observações com precipitação		Observações sem precipitação		Total de Acertos (2) + (4)
	Erro (1) - %	Acerto (2) - %	Erro (3) - %	Acerto (4) - %	
Frequência	5,7	31,0	7,5	55,8	86,8
Polarização	14,0	22,7	1,9	61,3	84,0

Kruger *et al.* (1985) apresentam um estudo realizado no sul da Alemanha, utilizando imagens infravermelhas de um satélite METEOSAT a intervalos de 15 minutos. Devido a alta resolução temporal, trabalhou-se com precipitação acumulada a cada meia hora em 84 amostras submetidas a regressão. O algoritmo construído leva em conta a temperatura do topo da nuvem e um critério que mede o crescimento da nuvem a intervalos de 30 minutos. Na regressão considerou-se a amostra completa (sem exclusões), obtendo-se coeficiente de correlação de 0,626.

Tackás *et al.* (2001) apresentam um estudo realizado na Hungria, utilizando imagens de um satélite METEOSAT (com dois intervalos: 30 minutos e 3 horas), baseando-se em um aprimoramento da técnica GPI (*Global Precipitation Index*, citada no item 2.4.1). Na regressão considerou-se a precipitação acumulada a intervalos de 12 horas e a amostra isenta de elementos nulos. Os coeficientes de correlação obtidos foram: 0,290 para julho de 1998 com imagens a intervalos de 3 horas e 0,440 para julho de 1999 com imagens a 30 minutos. Desta forma, percebe-se a influência negativa de grandes intervalos de tempo entre as imagens no coeficiente de correlação.

No presente estudo, considerando-se a amostra completa com um modelo único (vide tabela 4.20), obteve-se coeficientes de correlação de 0,5510 para o ano completo de 1998, 0,5250 no 1º semestre e 0,5527 no 2º. A tabela 4.28 resume os coeficientes de correlação dos três estudos, apresentando ainda os detalhes mais relevantes adotados em cada caso.

A diferença observada entre o presente estudo e o realizado na Alemanha pode ser atribuída a utilização neste último de imagens a cada 15 minutos e/ou a eventual eficácia da utilização do critério baseado na velocidade de crescimento das nuvens.

A diferença observada entre o presente estudo e o realizado na Hungria pode ser atribuída a utilização neste último de um período de 12 horas para acúmulo da precipitação, apesar das imagens a cada 30 minutos disponíveis em 1999.

Tabela 4.28: Comparações das estimativas realizadas com estudos similares.

Kruger <i>et al.</i>	Tackás <i>et al.</i>	Presente estudo
R = 0,626	R = 0,290 (imageamento 3h)	R = 0,551 (ano de 1998)
	R = 0,440 (imageamento 30 min)	R = 0,525 (1° Sem. de 1998)
		R = 0,553 (2° Sem. de 1998)
Amostra completa Imageamento: 15 min. Precipitação acumulada: 30 min	Amostra sem elementos nulos Imageamento: 30 min. e 3 h Precipitação acumulada: 12 h	Amostra completa Imageamento de 3 h Precipitação acumulada: 24h

4.7 Comparação das estimativas com métodos convencionais.

Usualmente, os processos convencionais de espacialização das medidas pontuais da precipitação não são comparados com nenhum outro mecanismo que forneça uma medida de sua qualidade, o que não significa absolutamente que estes processos sejam de atestada qualidade. Muito pelo contrário: o que se faz ao extrapolar (ou interpolar) é imputar a um local (sobre o qual não se tem quaisquer informações sobre a precipitação ocorrida) um valor de precipitação extrapolado a partir de um posto situado a vários quilômetros de distância (as vezes dezenas e até centenas).

Os métodos de média aritmética e de Thiessen resultam na precipitação média sobre toda a área de interesse, o que não se pode considerar exatamente como uma espacialização das medidas pontuais. Devido a isto, os dois métodos citados são de aplicação restrita a áreas relativamente pequenas para precipitação diária ou mesmo áreas maiores desde que associadas a períodos de acumulação mais dilatados (decendial, mês, ano, etc.). A figura 4.13 representa os polígonos de Thiessen para os postos pluviométricos existentes na área de estudo.

Apesar destas limitações, no dia 7 de janeiro de 1998, a precipitação média no estado do Rio Grande do Sul foi de 26,80 mm segundo a média aritmética dos 142 postos pluviométricos e de 26,07mm segundo uma média ponderada através dos polígonos de Thiessen (figura 4.13).

Área de influência dos postos - polígonos de Thiessen

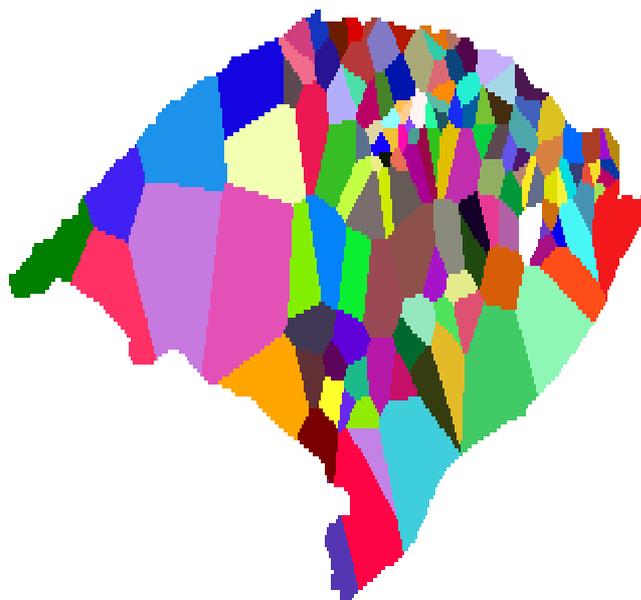


Figura 4.13: Polígonos de Thiessen.

A tabela 4.29 apresenta o percentual de área do estado atingida por cada classe estipulada de precipitação, tendo sido obtida através da figura 4.15a. A figura 4.15a é a imagem ilustrada na figura 4.05a após a separação da precipitação em classes de 5mm. Desta forma, a figura 4.15a representa as classes de precipitação estimada com o conjunto de modelos para o dia 07/01/1998.

Tabela 4.29: Distribuição espacial da precipitação no dia 07/01/1998.

Faixas de Precipitação(mm)	Parcela da área total (%)
5 a 10	0,15
10 a 15	12,48
15 a 20	11,62
20 a 25	38,54
25 a 30	20,52
30 a 35	4,51
35 a 40	6,52
40 a 45	5,66

Observa-se na tabela 4.29 que a maior parte do estado (59,06 %) teve precipitação entre 20 e 30mm, o que é condizente com os resultados obtidos nos

métodos de médias aritmética e ponderada (Thiessen). Contudo, segundo a estimativa realizada, uma parcela importante do estado (40,94 %) teve precipitação fora da faixa de 20 a 30 mm.

O método das isoietas pode ser considerado, efetivamente, como um método de espacialização da precipitação pontual dos postos pluviométricos. Existem diversas maneiras de se interpolar a precipitação entre dois ou mais postos ou de extrapolar a partir de um único segundo a distância. Contudo, independentemente da maneira como este trabalho é realizado, a premissa básica anteriormente citada (a de que se imputa uma quantidade de precipitação a um local no qual não se tem quaisquer indícios da efetiva precipitação ocorrida) ainda é válida.

A qualidade de qualquer processo de interpolação está diretamente ligada a quantidade e distribuição dos postos pluviométricos. Um bom trabalho de interpolação requer postos numerosos, bem distribuídos e próximo entre si. Contudo, estas qualidades ideais são raras, o que torna as interpolações irreais nas grandes áreas com escassos dados pluviométricos. A imagem constante na figura 4.14 foi obtida a partir de interpolações das precipitações observadas nos 142 postos no dia 07/01/1998. Estas interpolações foram realizadas através do comando *interpol* do programa Idrisi 32, que utiliza uma média ponderada da distância para realizar a interpolação entre os postos. O peso adotado é igual ao inverso do quadrado da distância ($1/d^2$).

A figura 4.15b apresenta uma imagem resultante da separação em classes (de 5 mm) da precipitação interpolada apresentada na figura 4.14. Comparando-se a figura 4.15a e 4.15b, percebe-se que a correspondência geral entre as imagens é pobre, tanto nos valores absolutos observados quanto na distribuição da precipitação. A precipitação da figura 4.15a (estimada com o satélite) apresenta precipitação máxima de 44,49 mm, enquanto na figura 4.15b (obtida através de interpolações) isto ocorre com 85 mm. Afora a possibilidade de um eventual erro na leitura do pluviômetro (ou na posterior manipulação do dado) este fato indica uma forte subestimação da precipitação mais intensa, uma vez que o pico observado nas interpolações (85 mm) forçosamente refere-se a uma medida direta de um pluviômetro.

A área com precipitação entre 0 e 20 mm na figura 4.15b é sensivelmente maior que a área equivalente na figura 4.15a (8.537 a 5.319 células respectivamente). Caso se adote as interpolações como “verdade”, estes fatos confirmam a tendência das estimativas de satélite de subestimar as precipitações mais intensas e superestimar as mais amenas.

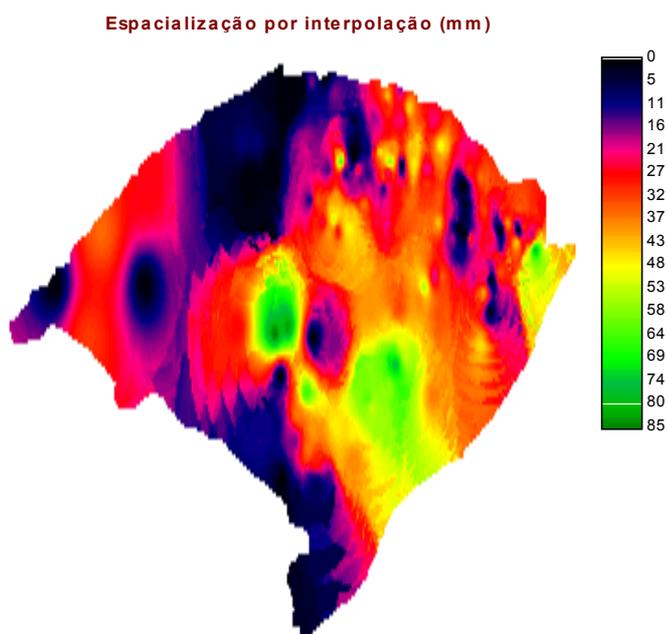


Figura 4.14: Precipitação interpolada a partir dos postos no dia 07/01/1998.

Apesar da verificação deste comportamento já esperado, a utilização de interpolações como meio de avaliar a qualidade das estimativas com dados de satélite pode não ser válida, uma vez que estes processos também necessitam de uma avaliação que lhes confira o peso da verdade. Além disto, a enorme heterogeneidade espacial da figura 4.15b confere maior credibilidade às estimativas baseadas em imagens de satélite (figura 4.15a). Como a figura 4.15b representa um mapa de precipitação em classes, a heterogeneidade aumentará caso se analise diretamente as precipitações interpoladas (sem o efeito “aglutinador” das classes de precipitação).

Na figura 4.15b, a extremidade oeste do estado (região das cidades de Uruguaiana, Alegrete, Quaraí e São Borja) apresenta linhas de precipitação aproximadamente circulares, sucessivas e concêntricas, que tenderiam a se repetir em toda a imagem caso não existisse a irregular distribuição dos postos e o efeito de escala da imagem. Estes limites, matematicamente construídos por interpolação, não

podem ser considerados como a representação fiel da precipitação e, desta forma, supõe-se muito mais coerente a adoção da figura 4.15a como a melhor representação da precipitação ocorrida no dia 07 de janeiro de 1998.

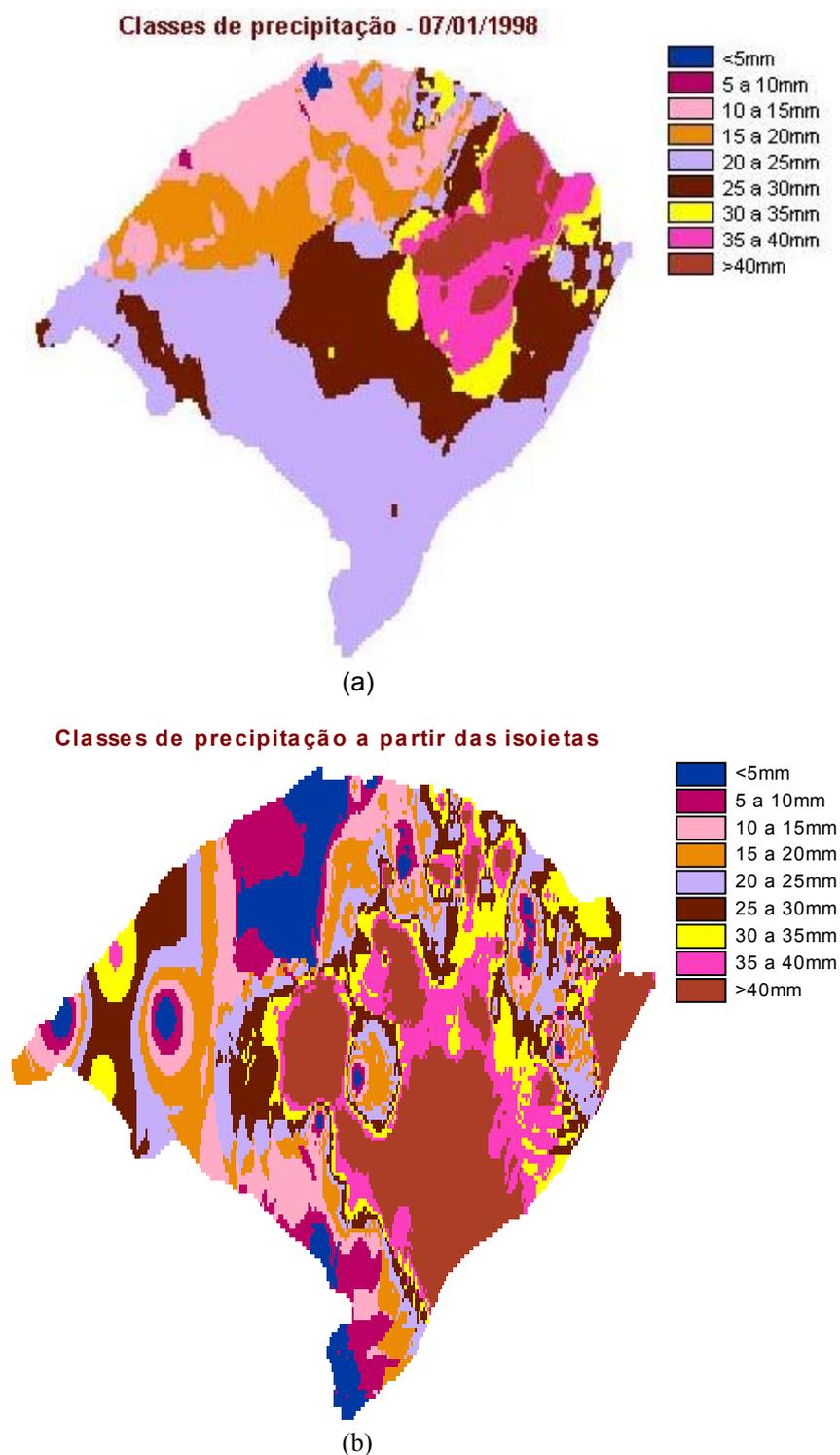


Figura 4.15: Comparação de métodos; (a) estimativa com sensoriamento remoto; (b) precipitação interpolada.

A figura 4.16 apresenta graficamente a relação existente entre a precipitação observada nos postos pluviométricos e a precipitação estimada (ou calculada) com sensoriamento remoto (conforme figura 4.15a) para o dia 07 de janeiro de 1998. Neste gráfico, a bissetriz indica absoluta igualdade entre as precipitações calculada e estimada, e quão mais afastados estiverem os pontos da bissetriz maior será a discrepância entre o estimado e o observado. Como os pontos situados acima da bissetriz indicam superestimação e os situados abaixo indicam subestimação, infere-se que no dia 07/01/1998 ocorreu uma maior tendência a superestimar, apesar dos 17 pontos (11,97 % do total) situados na abscissa indicarem que o algoritmo reconheceu erroneamente condições precipitáveis em 17 postos pluviométricos onde não se observou precipitação alguma.

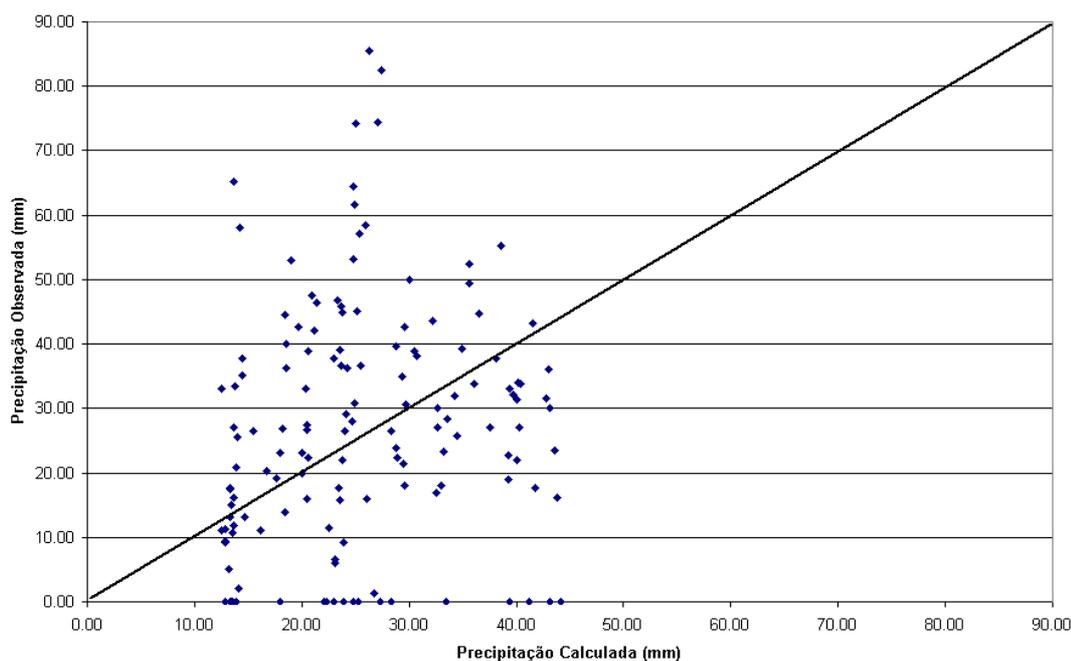


Figura 4.16: Precipitação calculada x precipitação observada no dia 07/01/1998.

Capítulo 5

Conclusões finais e recomendações para estudos futuros

Como resultado da presente pesquisa, obteve-se um algoritmo de estimativa de precipitação (acumulada em períodos de 24 horas e 10 dias) calibrado especificamente para o estado do Rio Grande do Sul, tendo como dados de entrada as imagens do satélite GOES 8 nos canais visível e infravermelho. Cotejando-se as etapas citadas no primeiro capítulo deste trabalho com os resultados obtidos (etapas julgadas necessárias à obtenção do objetivo geral desta dissertação), salienta-se que:

- A. Os parâmetros julgados relevantes para as estimativas foram a reflectância no canal 1 (visível) de 30%, limites de temperatura no canal 4 (infravermelho) de 270 K no período diurno (K_D) e 235 K no noturno (K_N), conforme processamento B na tabela 4.17. Além destes parâmetros, concluiu-se que a variável independente mais representativa é o somatório diário das temperaturas das nuvens consideradas precipitáveis (IR) e que, devido ao intervalo de imageamento de 3 horas, o emprego de um conjunto de modelos é mais realístico que um modelo único;
- B. Apesar do desempenho das estimativas ter sido considerado levemente superior nas condições mais secas vigentes no 2º semestre de 1998 (provavelmente devido ao fenômeno *La Niña*), a influência da sazonalidade foi considerada muito pequena na presente configuração do algoritmo/modelo de estimativa;
- C. Apesar dos baixos coeficientes de determinação obtidos, os modelos estatísticos obtidos foram considerados compatíveis com as técnicas empregadas e com os dados disponíveis (conforme comparações com estudos similares realizadas no item 4.6). Além disto, sugere-se o emprego destas estimativas em modelos hidrológicos como um meio mais eficiente (em comparação com os métodos de interpolação da precipitação) para a comprovação da validade das estimativas com sensoriamento remoto. Os modelos obtidos para a precipitação diária e decenal encontram-se nas tabelas 4.24 e 4.26 respectivamente;
- D. Foram construídos três mapas de precipitação estimada, sendo dois para o período diário (a figura 4.05a com conjunto de modelo para a faixa de variação de IR e a 4.05b com modelo único) e um para o decenal (figura 4.09). A figura

4.05a foi reclassificada e comparada (no item 4.7) com um mapa de precipitação obtido convencionalmente, isto é, por meio de interpolações, conforme ilustrado na figura 4.15;

- E. Devido às complexas inter-relações existentes entre as diversas fontes causadoras dos erros observados, o item 4.4 limitou-se a apontar individualmente tais fontes, sem analisar aprofundadamente o efeito da sobreposição dos mesmos. As fontes de erro apontadas foram as baixas precisões temporal e espacial das imagens (3 horas e 16 km² respectivamente), a relativa ineficiência do algoritmo em reconhecer as nuvens cirriformes a altitudes elevadas, os erros contidos na série pluviométrica (leitura incorreta dos pluviômetros, erros no manuseio, transcrição dos dados, bem como os procedimentos de preenchimento de falhas), os ruídos eletrônicos presentes nas imagens (além dos eventuais erros de gravação e manipulação das imagens no pré processamento), a baixa qualidade do georreferenciamento pelo modelo de geometria orbital e o efeito do vento.

Os estudos futuros para estimativas da precipitação com sensoriamento remoto devem utilizar tanto quanto possível critérios multiespectrais, pois quanto mais informações forem disponibilizadas para o processamento, maiores serão as probabilidades de se identificar e mensurar corretamente as nuvens precipitáveis. O advento das microondas não deve ser utilizado como argumento para a não utilização dos canais visível e infravermelho, devendo-se criar técnicas adaptadas ao uso conjunto de todas as informações disponíveis para a construção da melhor correlação com a precipitação observada.

Como o processo de regressão tende a ser mais consistente quando se utiliza uma região com padrão climatológico homogêneo, sugere-se também aos estudos futuros a execução prévia de um zoneamento climático. Segundo Dybkjaer (2001), um zoneamento climático (aplicável às estimativas de precipitação com sensoriamento remoto) pode ser obtido através da construção de um gráfico, onde loca-se o produto do inverso da latitude pela altitude de uma célula em função da TB (*Brightness Temperature*) respectiva no canal de 22 GHz. As células que apresentam agrupamentos distintos para os pontos obtidos são considerados zonas climatologicamente homogêneas, o que permite zonestar toda a área de interesse.

Um refinamento possível e desejável no algoritmo de reconhecimento da precipitação é a automatização da escolha dos parâmetros, segundo o desempenho observado em cada regressão. Para que isto seja possível, é necessário que se construa um algoritmo capaz de agregar numa única rotina computacional as técnicas de geoprocessamento/sensoriamento remoto com as técnicas de regressão, pois o processo deverá ser eminentemente iterativo. Este algoritmo é viável, desde que se utilize uma linguagem de programação (por exemplo FORTRAN, C, Pascal) que permita agregar o trabalho com as imagens e a regressão numérica. Este refinamento traria maior segurança na calibração dos parâmetros, uma vez que uma pesquisa continuada capturaria mais a sazonalidade da precipitação, trazendo ganhos na qualidade comparativamente à calibração manual em um período de tempo limitado.

Com relação aos dados de solo, a agregação de radares meteorológicos traria uma ótima solução para a baixa representatividade das medidas pontuais feitas nos pluviômetros. Apesar dos próprios radares meteorológicos necessitarem de pluviômetros e/ou pluviógrafos para calibração dos instrumentos, os radares produzem informações mais confiáveis de precipitação em uma área circular que poderia ser utilizada (*pixel - a - pixel*) em uma comparação com as características das nuvens, o que eliminaria a “pontualidade” dos dados de pluviômetro.

Como a resolução temporal adotada no presente trabalho (3 horas) não atingiu excelentes resultados para a precipitação diária, sugere-se a redução do intervalo de tempo entre as imagens de satélite, pois isto incluiria as nuvens precipitáveis que ocorreram entre os horários imageados e diminuiria a descontinuidade observada. Supõe-se ideal o intervalo de 5 minutos, muito embora os mais novos satélites ambientais produzam imagens a cada 15 minutos, o que já seria uma excelente resolução temporal.

Com relação às imagens de satélite, um aumento na resolução espacial traria melhora no reconhecimento da precipitação ao permitir a inclusão de sistemas convectivos de pequenas dimensões e a melhor atuação dos critérios de textura e de gradiente de temperatura. Uma melhor resolução traz mais informações por unidade de área, aumentando a discriminação das nuvens e ressaltando as suas características, em especial a textura.

A qualidade das estimativas da precipitação com sensoriamento remoto pode ser considerada pequena quando comparada com a precipitação observada pontualmente em postos pluviométricos. No entanto, deve-se ressaltar que a precipitação observada em solo não é a representação absoluta da “verdade”, estando sujeita a uma série de interferências (antrópicas ou não), o que limita as comparações entre ambas. Devido a isto, existe a idéia de que uma avaliação mais consistente das estimativas com sensoriamento remoto pode ser conseguida com a utilização de modelos hidrológicos, tanto com a entrada de dados brutos do satélite quanto da própria precipitação estimada. Segundo Barret (2001), esta possibilidade ainda é relativamente inexplorada, especialmente nos países em desenvolvimento. No estudo realizado por Georgakakos *et al.* (2001) no rio Nilo (Egito), as estimativas de precipitação diária com as imagens visíveis e infravermelhas do METEOSAT (a intervalos de 30 minutos) obtiveram R^2 relativamente baixo (25 %) em regressão com os dados oriundos de postos pluviométricos. Contudo, quando estas estimativas foram utilizadas em um modelo chuva/vazão diária, este obteve R^2 de 70 % nas vazões.

Mesmo que as estimativas da precipitação com sensoriamento remoto sejam julgadas de baixa qualidade comparativamente à “verdade” falha dos postos pluviométricos, ainda assim elas merecem o crédito de espacializar a precipitação com parâmetros físicos observados diretamente nas nuvens em toda a área de interesse, situação esta impossível de ser alcançada pelas extrapolações/interpolações convencionais, por mais sofisticados que sejam tais processos. Além disto, os satélites podem ser considerados os únicos meios capazes de estimar a precipitação nas vastas áreas do planeta desprovidas de quaisquer informações de postos pluviométricos (através da utilização de parâmetros calibrados em outras áreas climatologicamente semelhantes ou de postos pluviométricos limítrofes).

Apesar desta primazia, as estimativa da precipitação com sensoriamento remoto não têm a pretensão de substituir os dados convencionais de precipitação. Mesmo que técnicas mais sofisticadas venham a aprimorar o resultado das estimativas, deve-se reconhecer que o sensoriamento remoto não pode fornecer todas as respostas e, desta forma, as estimativas de precipitação a partir de satélites não

devem ser utilizadas como razão futura para dispensar a implantação e manutenção de uma vasta rede de postos pluviométricos.

Desta forma, as técnicas convencionais e as de sensoriamento remoto devem ser tomadas como complementares, e a melhor estratégia para o difícil problema de estimar a precipitação em todas as escalas espaciais e temporais deve ser o uso conjunto de todos os dados disponíveis de solo, radar e de satélite.

Referências

- Albrecht R. I. (2002): Site sobre meteorologia, disponível em <<http://members.tripod.com/meteorologia/>> Acesso em 8 jan. 2002.
- Barret E. C., C. H. Power e A. Micallef (1990): Remote sensing for hidrology and water management: the Mediterranean coasts and islands. In proceedings of Internacional Training Course sponsored by the Council of Europe, Malta, 2 a 12 de outubro de 1988, 340p.
- Barret E. C., Lloyd D., Kidd C., Beaumont M. J., Kilham 5D. (1990)a: Rainfall Over The North Sea. Bristol. Remote Sensing Unit, University of Bristol: Bristol, Reino Unido, 85p.
- Barret E. C. (2001): Satellite remote sensing of precipitation: progress and problems. Internacional Association of Hydrological Sciences publication 267, Oxfordshire, Reino Unido.
- Brandão, R. G. (1981) Meteorologia Aeronáutica. Publicação da Escola de Aviação Civil de São Paulo, São Paulo.
- CPTEC (2002) - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos: Dicas do satélite GOES 8, disponível em <<http://www2.cptec.inpe.br/satelite/metsat/pesquisa/radsat/temafram.htm>> Acesso em 8 jan. 2002.
- Crósta A. P. (1992): Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto. Instituto de Geociências da Universidade de Campinas, Campinas, 170p.
- Dybkjaer G. (2001): Accuracy assessment of temporal and spatial up-scaling of rain cloud duration techniques. Internacional Association of Hydrological Sciences publication 267, Oxfordshire, Reino Unido.
- Dugdale G., Hardy S., Milford J. R. (1991): Daily Catchment Rainfall Estimated from Meteosat. Hidrological Processes, v. 5, p 261-270, mai. 1991.
- Ellrod G. P., Achutuni R. V., Daniels J. M., Prins E. M., Nelson J. P. (1998): An Assessment of GOES-8 Imager Data Quality. Bulletin of the American Metereological Society, v. 79, n. 11, p. 2509-2526, nov. 1998.

- EMBRAPA (2002) - Empresa Brasileira de Pesquisas Agropecuárias, disponível em <<http://www.cnpm.embrapa.br/satelite/>> Acesso em 09 abr. 2002.
- ENVI (2002) - Guia em português do programa ENVI, disponível em <<http://www.envi.com.br/guia>> Acesso em 09 abr 2002.
- ESA (2002) - European Space Agency, disponível em <<http://www.esoc.esa.de/external/mso/metosat.htm>> Acesso em 09 abr. 2002.
- Fórum de Previsão Climática Regional para o Sudoeste da América do Sul, Foz do Iguaçu, 16 jun.1998. Prognóstico Climático. Disponível em: <http://www.inmet.gov.br/climato/prog_clim.htm> Acesso em 10 jan. 2002.
- Georgakakos K. P., Tsintikids D., Attia B. Roskar J. (2001): Estimation of pixel-scale daily rainfall over Nile River catchments using multi-spectral METEOSAT data. Internacional Association of Hydrological Sciences publication 267, Oxfordshire, Reino Unido.
- Kruger L. R., Harboe R., Schultz G. A. (1985): Hydrological Applications of Remote Sensing and Remote Data Transmission. Internacional Association of Hydrological Sciences publication 145, Oxfordshire, Reino Unido.
- Johnson, R. A. e Wichern D. W. (1989): Applied Multivariate Statistical Analysis. University of Wisconsin, Madison, Estados Unidos da América, 816p.
- Lahm R., Klein M. A., Naime R. (2000): Noções básicas de sensoriamento remoto e geoprocessamento. Pontificia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 83p.
- Lutgens F. K, Tarbuck E. J. (1989): The Atmosphere: An Introduction to Meteorology. Illinois Central College, New Jersey, Estados Unidos da América, 510p.
- Mendes, C. A. B. (1990): Aplicação de técnicas de sensoriamento remoto na região estuarina da laguna dos Patos (Dissertação de Mestrado). Instituto de Pesquisas Hidráulicas da, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.

- Mendes C. A. B., Cirilo J. A. (2001): Geoprocessamento em Recursos Hídricos: Princípios, Integração e Aplicação. Associação Brasileira de Recursos Hídricos, Porto Alegre, 536p.
- Pessoa M. L., Mine, M. R. M., Leite E. A.(1994): Meteorologia e Hidrologia: aspectos e considerações no contexto brasileiro. Financiadora de Estudos e Projetos – FINEP, Curitiba, 327p.
- Rosenfeld D., Lensky I. M. (1998): Satellite based insights into precipitation Formation processes in continental and maritime convective clouds. Bulletin of the American Meteorological Society, v. 79, n. 11, p. 2457-2475, nov. 1998.
- Souza W. B. (1984): Meteorologia para Aviação. Publicação da Escola de Aviação Civil de São Paulo, São Paulo.
- Tackás A., Girz C. M. I. R., Tollerud E. I., Kertész S. (2001): A new heavy precipitation warning aid for Hungary. Internacional Association of Hydrological Sciences publication 267, Oxfordshire, Reino Unido.
- Tucci C. E. M., Bertoni J. C. (2000): Precipitação. In: Hidrologia: ciência e aplicação. Associação Brasileira de Recursos Hídricos, 2 ed. Porto Alegre, 943p.
- Valdés J. B., Ha E. Yoo C., North G. R. (1994): Stochastic characterization of space-time precipitation: Implications for remote sensing. Elsevier Publishing Company, n. 17, p. 47-59, 1994
- WSRC (2002): Weather Satellite Resource Guide, disponível em <<http://www.met.fsu.edu/explores/Guide/nimbusindex.html>> Acesso em 09 abr 2002.

Anexo 1

A Atmosfera:

Dá-se o nome de atmosfera ao conjunto de gases e vapores que envolvem um astro em virtude da ação da gravidade do mesmo. O termo “Atmosfera” deriva da junção das palavras gregas “*atmos*” e “*sphaira*” que significam vapor e esfera respectivamente.

A atração gravitacional exercida por um astro é fundamental para a retenção de uma atmosfera. A Lua (satélite natural da Terra) por exemplo, não possui atmosfera, pois lá a atração gravitacional não é suficiente para tal (na ordem de 1/6 da exercida na superfície terrestre). Desta forma, a massa de um astro é a responsável direta pela retenção de gases e vapores sobre a superfície (Lutgens e Tarbuck, 1989).

Segundo Lutgens e Tarbuck (1989) a atmosfera terrestre é composta por uma mistura inodora e incolor de diversos gases, dos quais predominam o nitrogênio (78%), oxigênio (21%), argônio (0,93%) e dióxido de carbono (0,03%).

O vapor d’água não faz parte da composição do ar atmosférico, contudo está quase sempre presente no meio atmosférico em proporções variáveis (de 0 a 4 % em volume). No meio atmosférico, o vapor d’água comporta-se como um gás independente, misturado ao ar, apenas utilizando a atmosfera como meio de transporte.

A quantidade de nitrogênio ao nível do mar em ar seco é de 78 %, enquanto que no ar saturado ao mesmo nível é de 75 % (o mesmo fenômeno ocorre com o oxigênio). Como o nitrogênio e o oxigênio são mais pesados que o vapor d’água (pesos moleculares de 28, 32 e 18 respectivamente), o ar seco é mais pesado que o ar saturado, pois possui maior quantidade destes gases.

A atmosfera contém ainda grandes quantidades de impurezas em suspensão, tais como poeira, partículas de cloreto de sódio e outros sais, fuligem e partículas de fumaça. Estas partículas são oriundas das regiões áridas, oceanos, mares, grandes centros industriais, incêndios florestais e atividades vulcânicas. Segundo Lutgens e Tarbuck (1989), estas partículas são muito importantes para a formação das precipitações, pois agem como núcleos de condensação para o vapor d’água.

A atmosfera é composta por diversas camadas que se distinguem por características físicas distintas, sendo que para Lutgens e Tarbuck (1989) estas camadas são assim nomeadas:

- Troposfera;
- Tropopausa;
- Estratosfera;
- Ionosfera;
- Exosfera.

A Troposfera é a camada mais baixa da atmosfera, sendo que a sua espessura varia de acordo com a latitude: 17 a 19 km sobre o equador, 13 a 15 km sobre as latitudes temperadas e de 7 a 9 km sobre os pólos. A espessura da troposfera também varia com o horário, a temperatura e a época do ano. A Troposfera é a camada mais intranquã da atmosfera e onde ocorrem a grande maioria dos fenômenos meteorológicos. A camada também é caracterizada por um decréscimo na temperatura com o aumento da altitude (de 0,65 a 1,50°C/100 m), conhecido como gradiente térmico (Lutgens e Tarbuck, 1989).

A Tropopausa é uma faixa de transição entre a Troposfera e a Estratosfera com cerca de 5 km de espessura. Nesta camada não há a ocorrência dos fenômenos meteorológicos que caracterizam a Troposfera e não se formam nuvens, exceto as formações originadas dos topos dos grandes sistemas convectivos (nuvens fortemente ascendentes). A Tropopausa é caracterizada pela isoterminia, ou seja, a temperatura permanece constante por toda a camada. Na latitude de 45°, a temperatura da Tropopausa é de cerca de -55°C.

A Estratosfera estende-se da Tropopausa até aproximadamente 70 km acima da superfície terrestre. Na Estratosfera existe isoterminia até o nível de 20 km acima da Tropopausa, sendo que daí até o nível de 50 km a temperatura aumenta (chegando a temperaturas pouco acima de 0°C). A partir dos 50 km acima da Tropopausa, a temperatura volta a cair chegando a temperaturas inferiores a -70°C. Tal aumento de temperatura entre os 20 e 50 km de altitude deve-se à presença do Ozônio (O₃) nesta

altitude, que é um elemento que absorve muito maior quantidade de radiação solar do que os outros componentes da atmosfera (de 5 a 7% do total).

A Ionosfera é a camada que se situa entre a Estratosfera e a Exosfera. A Ionosfera é uma camada bastante ionizada devido à presença de gases em estado atômico, produzidos a partir dos gases do ar rarefeito sobre a ação das radiações solar e cósmica. Esta Ionização é conseqüente da absorção dos raios Gama, X e ultravioletas penetrantes do sol. Segundo Lutgens e Tarbuck (1989), esta camada é composta por três camadas ionizadas, denominadas “D”, “E” e “F”. A camada “D” é a menos ionizada e a mais baixa, estendendo-se por 90 km a partir da Estratosfera. A camada “D” é a responsável pela reflexão das ondas de maior comprimento. A camada “E” tem espessura de até 150 km, refletindo a radiação com 300 a 400 m de comprimento de onda. A camada “F” é a mais ionizada, refletindo ondas curtas de radiodifusão, tendo espessura aproximada de 740 km.

A Exosfera é o limite superior da Atmosfera. Nesta camada, o ar encontra-se tão rarefeito que não existe filtragem da radiação solar devido à pequena concentração de suas partículas (Lutgens e Tarbuck, 1989). O limite superior da Exosfera situa-se a 1000 km da superfície terrestre.

Processos de formação e classificação das nuvens:

Segundo Brandão (1981), em meteorologia a umidade é caracterizada pelo teor de vapor d’água presente na atmosfera, sendo que tais fenômenos são conhecidos como hidrometeoros. De forma geral, a quantidade de vapor d’água presente na atmosfera decresce com a altitude e a latitude (Brandão, 1981).

Uma nuvem é um aglomerado de gotículas de água e/ou cristais de gelo mantidos em suspensão na atmosfera por correntes ascendentes de ar. A formação de uma nuvem se processa quando uma parte do vapor d’água presente no ar passa para o estado líquido ou sólido (condensação ou sublimação respectivamente). Para que estas mudanças de estado físico ocorram é necessário que o ar esteja saturado (ou próximo desta situação) de vapor d’água e que exista uma quantidade suficiente de

núcleos de condensação (aerossóis). Segundo Souza (1984) os processos de formação das nuvens são:

- Convectivo;
- Advectivo;
- Radiação;
- Dinâmico;
- Orográfico.

O Processo mais comum de formação das nuvens é aquele que ocorre pelo resfriamento de uma massa de ar quente e ascendente (processo convectivo). Aquecida pela superfície terrestre a massa de ar aumenta de volume, ascendendo devido à menor pressão reinante em altitudes mais elevadas, o que ocasiona o seu resfriamento adiabático. Quanto maior a altitude, maior será o decréscimo na temperatura da massa de ar. O processo não causa condensação até que se atinja o ponto de orvalho (temperatura na qual o ar fica saturado de vapor d'água). Se o resfriamento continuar, a temperatura ficará abaixo do ponto de orvalho e ocorrerá a condensação do vapor d'água e, no caso da temperatura ficar abaixo de 0°C , ocorrerá a sublimação do vapor d'água em pequenos cristais de gelo. O processo convectivo está ilustrado esquematicamente na figura A.1.

No processo advectivo, uma massa de ar aquecida e úmida entra em contato com uma região mais fria (sem no entanto ascender), tendo sua temperatura reduzida gradualmente até a condensação e/ou sublimação do vapor d'água. O processo advectivo está ilustrado esquematicamente na figura A.2.

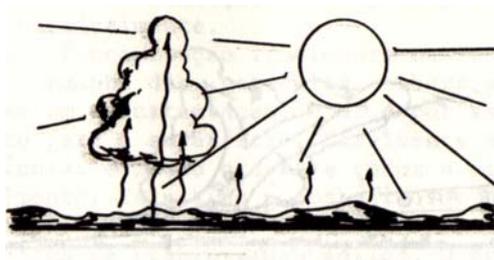


Figura A.1: Processo convectivo
(Fonte: Souza, 1984)

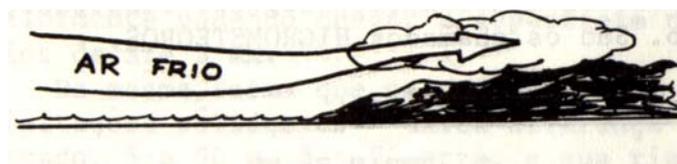


Figura A.2: Processo advectivo
(Fonte: Souza, 1984)

No processo de radiação, o ar é resfriado gradualmente devido a perda de calor pela Terra face a radiação terrestre, o que conduz à condensação, gerando essencialmente nuvens baixas e nevoeiros. O processo de radiação está ilustrado esquematicamente na figura A.3.

O processo dinâmico ocorre quando duas massas de ar com características diferentes (quente e úmido; fria e seca) encontram-se numa frente ou área de contato. Nesta área, a massa de ar quente e úmido ascende sobre a massa fria, causando o resfriamento adiabático, o que produz a condensação da umidade formando nuvens altamente precipitáveis. O processo dinâmico está ilustrado na figura A.4.

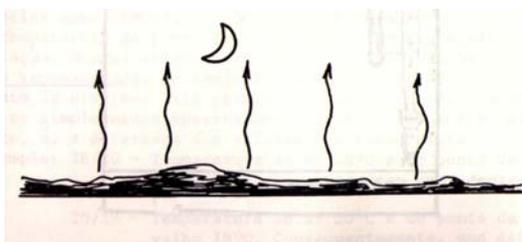


Figura A.3: Processo de radiação
(Fonte: Souza, 1984)

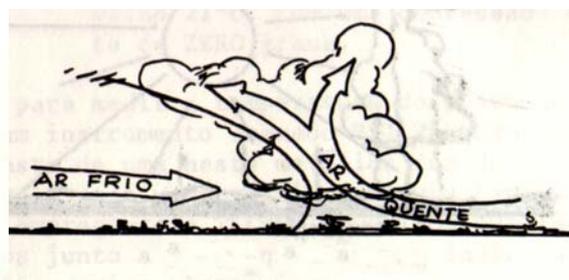


Figura A.4: Processo dinâmico
(Fonte: Souza, 1984)

O processo orográfico é similar ao dinâmico, porém a ascensão do ar ocorre em encostas de relevos escarpados, como se estes fossem planos inclinados. O processo orográfico está ilustrado esquematicamente na figura A.5.



Figura A.5: Processo orográfico (Fonte: Souza, 1984)

Segundo Souza (1984) as nuvens foram classificadas em 1929 pela Organização Mundial de Meteorologia segundo os seguintes itens: aspecto físico, estrutura física, estágio de formação e gênero. Segundo a classificação pelo aspecto físico, as nuvens classificam-se em:

- Estratiformes: quando na nuvem existe acentuado desenvolvimento horizontal com pouca profundidade vertical. Ocorrem normalmente em ar estável, cobrindo grandes áreas e gerando precipitações de caráter leve e contínuo;
- Cumuliformes: quando na nuvem existe acentuado desenvolvimento vertical com pequena extensão horizontal, ocorrendo em ar instável com forte movimento convectivo, o que ocasiona precipitações fortes, breves e restritas a pequenas áreas;
- Cirriformes: quando a nuvem apresenta aspecto estriado, ocorrendo devido a ventos fortes em altitudes elevadas e não gerando precipitação.

Segundo a estrutura física, as nuvens classificam-se em:

- Líquidas: são nuvens formadas exclusivamente por vapor d'água condensado. Ocorrem normalmente em baixas altitudes, onde a temperatura é superior a 0°C;
- Sólidas: são nuvens formadas exclusivamente por cristais de gelo. Ocorrem normalmente em altitudes elevadas, onde a temperatura é inferior a 0°C;
- Mistas: são nuvens formadas simultaneamente por cristais de gelo e vapor d'água. As nuvens mistas são bem caracterizadas por aquelas produzidas por processos convectivos, dada a grande extensão vertical gerada, que abrange níveis atmosféricos com temperaturas diferentes.

A classificação segundo o estágio de formação utiliza a altura das bases das nuvens onde são usualmente observadas, sem levar em consideração a extensão vertical:

- Baixas: situam-se entre 30 m e 2000 m em qualquer latitude;
- Médias: situam-se em alturas diversas conforme a latitude:
 - De 2000 a 4000 m em latitudes polares;
 - De 2000 a 7000 m em latitudes temperadas;
 - De 2000 a 8000 m em latitudes tropicais;
- Altas: situam-se em alturas diversas conforme a latitude:
 - Acima de 4000 m em latitudes polares;

- Acima de 7000 m em latitudes temperadas;
- Acima de 8000 m em latitudes tropicais.

No Brasil, quanto à classificação pelo estágio de formação, observa-se que as nuvens altas são quase sempre encontradas muito acima de 8.000 m, sendo relativamente comum observá-las em altitudes na ordem de 15.000 m.

Segundo Lutgens e Tarbuck (1989), a classificação pelo gênero compreende dez grupos fundamentais, sendo que existem subdivisões (denominadas “espécies”) de acordo com características particulares. Os dez grupos fundamentais, conforme ilustrado nas figuras A.6 e A.7, são:

- Nuvens baixas: Stratus e Stratocumulus;
- Nuvens médias: Altostratus, Altocumulus e Nimbostratus;
- Nuvens altas: Cirrostratus, Cirrocumulus e Cirrus;
- Nuvens de desenvolvimento vertical: Cumulus e Cumulusnimbus.



(a)



(b)



(c)



(d)

Figura A.6: Classificação das nuvens pelo gênero. (a) Stratus, (b) Stratocumulus, (c) Altostratus; (d) Cumulus (Fonte: Albrecht, 2002).



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

Figura A.7: Classificação das nuvens pelo gênero. (a) Nimbostratus, (b) Cirrostratus, (c) Cirrus; (d) Cirrocumulus; (e) Altocumulus; (f) Cumulusnimbus (Fonte: Albrecht, 2002).

Diferenças entre nuvens marítimas e continentais

Existem diferenças consideráveis nas estruturas microfísicas das nuvens originadas nos oceanos e continentes. A pesquisa de Rosenfeld *et al.* (1998)

demonstrou que diferentes processos microfísicos são identificados a diferentes alturas. Da base até o topo da nuvem, segundo a classificação microfísica, existem as seguintes zonas: zona de crescimento difuso das gotículas, zona de crescimento coalescente, zona de precipitação e zona mista de congelamento (*glaciation*) e precipitação. Nem todas estas zonas aparecem necessariamente em dado sistema de nuvens, bem como as interfaces entre as zonas podem não ser bem identificáveis.

A zona de crescimento difuso das gotículas é caracterizada por um crescimento muito lento das gotículas com a altura acima da base das nuvens. A zona de crescimento coalescente das gotículas é caracterizado pelo grande aumento na taxa de crescimento das gotículas, o que indica rápido crescimento ao longo da profundidade desta zona. É usualmente aceito que tal crescimento acelerado só pode ser alcançado através de processos de coalescência (Rosenfeld *et al.*, 1998).

A zona de precipitação é caracterizada pela manutenção do tamanho das gotículas, provavelmente determinado pelo tamanho máximo que pode ser sustentado pela resistência do ar próximo ao cimo da zona, onde as gotas de maiores dimensões são precipitadas para os níveis mais baixos e eventualmente caindo em direção ao solo (Rosenfeld *et al.*, 1998). Nesta zona também ocorre um balanceamento entre o crescimento coalescente das gotículas e a precipitação das gotas de maiores dimensões do cimo da zona.

A zona mista (ou de fase mista) é caracterizada pelo crescimento das gotículas ocorrendo a temperaturas menores que 0° C, devido tanto a processos de coalescência quanto de congelamento. A transição entre as zonas de precipitação e de congelamento também é considerada como parte desta zona. A zona de fase mista existe apenas abaixo da zona de congelamento.

Segundo Rosenfeld *et al* (1998), a zona de congelamento é caracterizada pela estabilidade dos diâmetros das gotas (com valores maiores que os da zona de precipitação) a temperaturas abaixo do ponto de congelamento. Esta estabilidade é provavelmente determinada pelo tamanho máximo das partículas de gelo que podem ser sustentadas próximas ao cimo da nuvem, enquanto que as partículas maiores são precipitadas para os níveis inferiores podendo agregar-se e formar flocos de neve enquanto caem.

As nuvens consideradas marítimas apresentam a partir da base: zona de coalescência, zona de precipitação, uma fina zona de fase mista e zona de congelamento (começando a -10°C ou mais quente). Em contraste, as nuvens continentais apresentam uma profunda zona de crescimento difuso sobre as suas bases, seguidas por zonas de coalescência, de fase mista e de congelamento (de -15° a -20°C). As nuvens consideradas muito continentais tem estreita zona coalescente (ou chegam a não tê-la), uma profunda zona de fase mista e uma zona de congelamento de -20° a -30°C .

A zona de crescimento difuso das gotículas é bem desenvolvida em nuvens continentais, mas é reduzida em nuvens mais marítimas e desaparece em nuvens consideradas muito marítimas (Rosenfeld *et al.*,1998). A zona de crescimento coalescente das gotículas é bem desenvolvida a pequenas distâncias acima das bases das nuvens marítimas, mas aparece mais alta nas nuvens menos marítimas e desaparece (ou sobrepõe-se com as zonas de fase mista) em nuvens consideradas muito continentais.

A zona de precipitação somente pode ocorrer com coalescência bem desenvolvida caso tenha progredido para um grau em que posteriores aumentos no tamanho das gotas sejam compensados pela queda das gotas maiores do topo da nuvem. Conseqüentemente a zona de precipitação só existe acima da zona de crescimento coalescente das gotículas. A zona de precipitação é bem desenvolvida em nuvens marítimas, porém menos desenvolvida em nuvens consideradas menos marítimas e desaparece completamente em nuvens consideradas muito continentais.

O congelamento nos topos das nuvens ocorre a temperaturas de -5° a -10°C para nuvens com zonas de precipitação bem desenvolvidas, típico de nuvens consideradas altamente marítimas. O congelamento ocorre a cerca de -15°C para nuvens menos marítimas e de -30°C para nuvens altamente continentais.

De forma resumida e bastante simplificada, segundo Rosenfeld *et al.* (1998), as nuvens continentais são compostas de muitas pequenas gotas, enquanto as marítimas têm pequena concentração de grandes gotas.

Anexo 2

Programas em macro utilizados

Para a produção diária da variável independente IR através do algoritmo com critérios no visível e infravermelho, são necessárias 3 rotinas computacionais com comandos macros, nomeadas Máscara (`msk_postos.iml`), processamento diário (`proc_diario.iml`) e importação de imagens (`algoritmo_IR.iml`). Estas rotinas são gravadas em arquivos de texto com extensão `iml` (*Idrisi Macro language file*), podendo ser abertas em qualquer editor de texto.

A rotina Máscara cria uma imagem *raster* (denominada MSKPOSTOS) contendo o posicionamento espacial dos postos a partir das imagens latitude (`sul_latitude.lat`) e longitude (`sul_longitude.lon`) fornecidas pelo INPE. Esta rotina está representada abaixo:

msk_postos.iml:

```

bilidris x sul_latitude.lat*lat*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x sul_longitude.lon*lon*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
scalar x lat*latposp*3*-1
scalar x lon*lonposp*3*-1
reclass x i*latposp*lat1*2*0*0*2822*0*2826*1000000*1*2821*2826*-9999
reclass x i*lonposp*lon1*2*0*0*5375*0*5379*1000000*1*5375*5379*-9999
overlay x 3*lat1*lon1*posto01
reclass x i*latposp*lat1*2*0*0*2878*0*2882*1000000*1*2878*2882*-9999
reclass x i*lonposp*lon1*2*0*0*5236*0*5240*1000000*2*5236*5240*-9999
overlay x 3*lat1*lon1*posto02
:
:
Linhas suprimidas
:
:
overlay x 3*lat1*lon1*posto140
reclass x i*latposp*lat1*2*0*0*3032*0*3036*1000000*1*3032*3036*-9999
reclass x i*lonposp*lon1*2*0*0*5430*0*5434*1000000*141*5430*5434*-9999
overlay x 3*lat1*lon1*posto141
reclass x i*latposp*lat1*2*0*0*2973*0*2978*1000000*1*2973*2978*-9999
reclass x i*lonposp*lon1*2*0*0*5707*0*5711*1000000*142*5707*5711*-9999
overlay x 3*lat1*lon1*posto142
overlay x 1*posto01*posto02*postoA
overlay x 1*postoA*posto03*postoB
overlay x 1*postoB*posto04*postoA
overlay x 1*postoA*posto05*postoB
:
:
Linhas suprimidas
:
:
overlay x 1*postoB*posto140*postoA
overlay x 1*postoA*posto141*postoB
overlay x 1*postoB*posto142*MSKPOSTOS

```

As imagens fornecidas pelo INPE possuem uma nomenclatura específica que identifica o satélite, a setorização da imagem, canal, ano, dia juliano e horário em que a imagem foi tomada pelo satélite. Por exemplo: a imagem denominada g8.98002.0845ss.ch1 é do satélite GOES 8 (g8) no ano de 1998 (98), dia juliano 02 (ou 2 de janeiro) às 08:45 h (0845) no setor sul (ss) com o canal 1 (ch1).

O processamento diário na verdade é uma sub-rotina da importação de imagens, trabalhando de forma conjunta através de uma série de comandos denominados *BRANCH*. As imagens de entrada que são utilizadas nesta sub-rotina são produzidas através da importação de 12 imagens diárias (8 no canal 4 e 4 no canal 1). A imagem gerada pela sub-rotina (soma ir) contém o somatório diário das temperaturas no canal 4 de todas as nuvens consideradas precipitáveis durante o período coberto pelas imagens, sendo que estas imagens são utilizadas no retorno do processamento à rotina de importação de imagens. O arquivo *proc_diario.iml* aqui ilustrado apresenta 30 % para R (3000), 270 K para K_D (27000) e 235 K para K_N (23500), que foram os parâmetros de decisão que produziram os melhores resultados.

A rotina de importação de imagens possui 14 linhas para cada dia processado, o que representa 4.144 linhas para os 296 dias utilizados. Como as linhas são essencialmente idênticas para todos os dias (variando apenas o parâmetro referente ao dia juliano), apresenta-se abaixo o trecho referente ao processamento de dois dias apenas (03 e 04 de janeiro de 1998). O produto final de cada processamento diário é uma arquivo *avl* (obtido através da extração de dados da imagem “soma ir” com a máscara *MSKPOSTOS*) nomeado “ir” e acompanhada do dia juliano respectivo ao processamento. Estes arquivos *avl* contém as variáveis independentes que são posteriormente utilizadas na regressão.

algoritmo_IR.iml (dias 03 e 04 de janeiro apenas):

```
bilidris x g8.98002.0845ss.ch1*08ch1*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98002.0845ss.ch4*08ch4*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98002.1145ss.ch1*11ch1*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98002.1145ss.ch4*11ch4*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98002.1445ss.ch1*14ch1*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98002.1445ss.ch4*14ch4*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98002.1745ss.ch1*17ch1*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98002.1745ss.ch4*17ch4*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98002.2045ss.ch4*20ch4*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98002.2345ss.ch4*23ch4*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
```

```

bilidris x g8.98003.0245ss.ch4*02ch4*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98003.0545ss.ch4*05ch4*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
branch proc_diario.iml
extract x mskpostos*soma ir*1*2*ir003

```

```

bilidris x g8.98003.0845ss.ch1*08ch1*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98003.0845ss.ch4*08ch4*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98003.1145ss.ch1*11ch1*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98003.1145ss.ch4*11ch4*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98003.1445ss.ch1*14ch1*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98003.1445ss.ch4*14ch4*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98003.1745ss.ch1*17ch1*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98003.1745ss.ch4*17ch4*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98003.2045ss.ch4*20ch4*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98003.2345ss.ch4*23ch4*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98004.0245ss.ch4*02ch4*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
bilidris x g8.98004.0545ss.ch4*05ch4*1*730*346*plane*km*0*1*0*1*4*1*0*17
branch proc_diario.iml
extract x mskpostos*soma ir*1*2*ir004

```

proc_diario.iml:

```

filter x 08ch41*08ch4*1
filter x 11ch41*11ch4*1
filter x 14ch41*14ch4*1
filter x 17ch41*17ch4*1
filter x 20ch41*20ch4*1
filter x 23ch41*23ch4*1
filter x 02ch41*02ch4*1
filter x 05ch41*05ch4*1
filter x 08ch11*08ch1*1
filter x 11ch11*11ch1*1
filter x 14ch11*14ch1*1
filter x 17ch11*17ch1*1
reclass x i*08ch1*vis08*2*0*-110000*3000*1*3000*110000*-9999
reclass x i*11ch1*vis11*2*0*-110000*3000*1*3000*110000*-9999
reclass x i*14ch1*vis14*2*0*-110000*3000*1*3000*110000*-9999
reclass x i*17ch1*vis17*2*0*-110000*3000*1*3000*110000*-9999
reclass x i*08ch4*ir08*2*0*-11000000*12500*1*12500*27000*0*27000*110000*-9999
reclass x i*11ch4*ir11*2*0*-11000000*12500*1*12500*27000*0*27000*110000*-9999
reclass x i*14ch4*ir14*2*0*-11000000*12500*1*12500*27000*0*27000*110000*-9999
reclass x i*17ch4*ir17*2*0*-11000000*12500*1*12500*27000*0*27000*110000*-9999
reclass x i*02ch4*02*2*0*-11000000*12500*1*12500*23500*0*23500*110000*-9999
reclass x i*05ch4*05*2*0*-11000000*12500*1*12500*23500*0*23500*110000*-9999
reclass x i*20ch4*20*2*0*-11000000*12500*1*12500*23500*0*23500*110000*-9999
reclass x i*23ch4*23*2*0*-11000000*12500*1*12500*23500*0*23500*110000*-9999
overlay x 3*vis08*ir08*08
overlay x 3*vis11*ir11*11
overlay x 3*vis14*ir14*14
overlay x 3*vis17*ir17*17
overlay x 3*08*08ch4*08ir
overlay x 3*11*11ch4*11ir
overlay x 3*14*14ch4*14ir
overlay x 3*17*17ch4*17ir
overlay x 3*20*20ch4*20ir
overlay x 3*23*23ch4*23ir
overlay x 3*02*02ch4*02ir

```

overlay x 3*05*05ch4*05ir
overlay x 1*08ir*11ir*A
overlay x 1*A*14ir*B
overlay x 1*B*17ir*A
overlay x 1*A*20ir*B
overlay x 1*B*23ir*A
overlay x 1*A*02ir*B
overlay x 1*B*05ir*somair

Anexo 3

Nº	Nome	Latitude (Sul)	Longitude (Oeste)	Precipitação Mensal (mm)												Média
				Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	
1	AJURICABA	28° 14' 17"	53° 46' 15"	150.10	273.40	128.90	169.20	161.80	86.20	136.50	246.00	165.10	224.30	21.30	155.20	159.83
2	AULER	28° 48' 14"	52° 22' 54"	195.60	320.80	97.60	202.60	115.50	132.00	213.00	192.20	239.80	118.80	40.50	145.60	167.83
3	AZULEGA	29° 08' 17"	50° 10' 11"	245.20	132.60	158.90	85.50	122.10	85.40	113.60	191.60	165.90	52.20	46.70	73.80	122.79
4	BAR.SALTO GRANDE	29°04' 00"	53°12' 00"	197.10	305.60	101.50	241.90	116.70	111.40	226.40	177.90	200.60	132.60	58.40	140.10	167.52
5	BARRAGEM DO SALTO	29°19' 00"	50°40' 00"	206.60	157.20	107.40	113.40	169.40	139.20	168.80	212.50	149.90	65.40	39.00	0.00	127.40
6	BELISÁRIO	28° 28' 50"	53° 26' 51"	147.30	373.20	139.10	302.80	106.00	116.80	182.80	254.90	180.80	194.00	25.60	148.30	180.97
7	CAMBARÁ DO SUL	29° 03' 00"	50° 09' 00"	267.60	192.50	130.60	107.30	94.60	95.60	126.00	212.90	173.10	101.50	52.50	93.80	137.33
8	CAMISAS	29° 06' 30"	50° 11' 15"	240.00	155.70	140.10	104.20	97.20	88.20	127.20	217.30	156.10	73.10	51.00	79.30	127.45
9	CANELA	29° 22' 00"	50° 48' 00"	231.20	218.20	167.30	141.10	120.30	167.30	120.70	209.50	179.20	128.40	91.30	142.20	159.73
10	CAPÃO DOS COXOS	29° 14' 33"	50° 35' 04"	196.20	138.10	107.90	82.80	176.50	87.30	225.60	211.70	164.30	94.80	58.20	100.20	136.97
11	CAPELA S. JOSÉ AUSENTES	28° 44' 47"	50° 03' 47"	168.90	225.30	193.70	152.40	93.00	114.90	150.10	226.80	215.20	71.40	51.40	171.60	152.89
12	CASCA	28° 33' 44"	51° 58' 40"	262.40	435.60	155.00	259.60	194.40	115.00	204.80	238.40	208.80	116.40	55.20	117.20	196.90
13	CERRO LARGO	28° 08' 46"	54° 44' 33"	223.10	324.00	152.50	377.80	152.80	71.80	156.60	256.60	142.20	289.10	31.30	125.80	191.97
14	CHARRUA	27° 57' 03"	52° 02' 32"	203.60	414.60	188.80	341.20	110.60	50.80	118.80	238.60	193.60	97.40	32.60	67.30	171.49
15	COLONINHA	29° 11' 39"	52° 57' 08"	191.20	343.90	81.00	248.10	106.40	128.90	242.60	168.30	201.50	115.50	53.00	163.90	170.36
16	COLORADO	28° 31' 53"	52° 59' 43"	160.70	438.20	140.60	209.80	127.40	88.20	165.20	297.10	211.70	158.30	43.50	175.10	184.65
17	CRICIUMAL	27° 29' 52"	54° 05' 38"	144.90	279.00	238.70	304.90	201.70	101.70	110.70	229.50	265.80	323.40	13.40	174.80	199.04
18	DEPÓSITO	28° 56' 00"	52°48' 00"	160.10	339.80	84.00	219.80	103.80	114.20	157.20	176.80	187.00	119.20	42.80	119.60	152.03
19	DESPRAIADO	28° 43' 33"	52° 33' 51"	172.50	312.40	107.00	233.20	134.70	67.50	228.30	273.60	168.90	113.70	87.70	164.80	172.03
20	ENCRUZILHADA	28° 14' 56"	51° 24' 21"	269.10	276.90	225.00	243.60	165.20	103.80	143.60	193.00	238.20	114.60	60.80	85.20	176.58
21	ESPUMOSO	28° 43' 30"	52° 51' 05"	155.90	346.20	124.00	190.10	105.30	81.40	142.50	218.80	165.10	117.30	50.60	132.80	152.50
22	ESQUINA GAUCHA	28° 51' 03"	53° 13' 44"	248.70	381.90	79.70	309.10	132.10	92.80	136.50	185.70	172.10	183.40	33.40	149.50	175.41
23	FAGUNDES VARELA	28° 53' 32"	51° 41' 58"	240.80	256.60	123.30	161.10	114.40	113.20	182.90	134.20	163.40	88.00	70.70	69.90	143.21
24	FARROUPILHA	29° 13' 00"	51° 19' 00"	100.80	220.90	21.00	128.30	141.20	84.80	174.00	200.60	155.10	76.80	74.30	64.20	120.17
25	FAXINAL DOS PELÚCIOS	29° 02' 51"	50° 26' 36"	151.40	169.30	112.50	110.80	95.20	81.60	132.50	164.90	160.50	70.90	54.40	82.60	115.55
26	FAZENDA ROSEIRA	28° 40' 25"	51° 08' 34"	367.00	373.90	188.00	171.20	116.10	134.60	136.80	190.80	168.20	150.40	48.50	84.70	177.52
27	FREDERICO WESTPHALEN	27° 21' 40"	53° 23' 51"	226.70	440.70	238.00	300.00	161.30	66.40	132.70	207.90	276.90	239.90	27.10	122.30	203.33
28	GUARANI DAS MISSÕES	28° 08' 30"	54° 33' 38"	229.20	292.80	125.20	334.60	164.10	59.80	124.90	290.00	150.60	285.00	22.20	173.80	187.68
29	HORIZONTALINA	27° 38' 14"	54° 18' 44"	166.90	372.10	208.40	333.30	148.10	93.20	128.10	247.50	229.90	265.60	8.60	148.10	195.82
30	ILÓPOLIS	28°55' 00"	52° 07' 00"	266.00	277.20	106.00	151.70	110.60	125.40	181.60	235.90	167.90	103.40	74.80	142.10	161.88

Nº	Nome	Latitude (Sul)	Longitude (Oeste)	Precipitação Mensal (mm)												Média
				Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	
31	ITUIM(ENTRE-RIOS)	28° 33' 00"	51°21' 00"	255.60	206.70	150.10	204.50	113.20	145.10	191.50	273.80	175.20	99.10	31.90	61.60	159.03
32	JANSEN	29° 08' 00"	51° 22' 00"	149.40	152.20	123.00	125.00	135.20	92.20	190.50	213.60	155.40	75.60	66.00	69.20	128.94
33	JOSÉ BONIFÁCIO	27° 41' 00"	52° 48' 00"	259.40	379.30	287.40	229.40	207.20	122.20	121.80	214.80	310.60	141.10	38.30	90.20	200.14
34	LAGEADO GRANDE	29° 05' 00"	50° 37' 00"	147.00	222.70	99.40	128.80	124.00	85.70	97.40	163.10	156.00	72.60	43.40	81.40	118.46
35	LAGOA TRES CANTOS	28° 34' 25"	52° 51' 43"	211.80	460.80	158.00	213.20	135.30	88.60	172.00	330.90	206.90	135.80	39.30	125.80	189.87
36	MAQUINISTA SEVERO	28° 15' 29"	53° 07' 37"	160.80	366.10	167.70	131.80	126.20	117.70	208.80	215.50	148.10	111.50	13.20	137.70	158.76
37	MARAU	28° 27' 11"	52° 11' 51"	185.50	445.90	146.00	259.50	191.90	98.40	171.60	300.10	214.40	101.80	40.40	191.60	195.59
38	MONTE ALEGRE	27° 35' 00"	52° 38' 00"	220.00	246.40	100.90	171.50	127.10	96.40	181.30	208.70	205.80	80.30	95.30	76.20	150.83
39	MONTE BELO	29° 09' 45"	51° 37' 58"	289.30	561.30	267.30	247.70	204.60	85.50	138.80	254.40	270.30	180.30	21.50	75.90	216.41
40	MONTE CLARO	29° 01' 37"	51° 31' 25"	201.70	188.60	110.60	135.40	122.50	92.70	159.50	210.60	169.40	111.70	70.60	93.60	138.91
41	NONOAI	27° 21' 00"	52° 46' 00"	181.30	395.30	473.60	297.10	168.30	75.40	140.00	281.00	273.90	200.90	32.10	69.60	215.71
42	NOVA PETROPOLIS	29° 22' 00"	51° 06' 00"	213.00	215.40	157.60	146.40	192.90	141.00	197.40	209.50	233.30	90.60	73.80	91.20	163.51
43	PASSO BELA VISTA	28° 45'11"	52°58'54"	192.10	478.90	115.10	205.30	110.90	107.20	134.60	228.50	178.90	133.00	54.90	164.90	175.36
44	PASSO DA DIVISA	28° 39' 45"	53° 22' 20"	131.60	450.40	76.00	376.00	126.50	74.80	133.60	198.20	116.80	124.60	24.20	128.00	163.39
45	PASSO DAS PEDRAS	28° 15' 21"	51° 51' 44"	187.20	404.00	184.20	311.90	171.30	95.00	196.80	226.30	239.20	117.00	85.60	41.10	188.30
46	PASSO DO LAGOÃO	28° 44' 26"	53° 08' 13"	139.90	472.80	83.80	234.70	109.00	73.30	171.10	211.60	183.40	142.20	43.80	105.10	164.23
47	PASSO DOS ALEMÃES	28° 50' 34"	53° 36' 50"	161.30	286.30	113.10	332.10	105.40	81.20	133.20	193.90	214.10	88.20	35.30	105.60	154.14
48	PASSO ESTRELA	29° 13' 04"	53° 06' 35"	158.20	293.50	107.30	260.50	105.90	108.70	230.70	156.80	178.90	112.60	81.90	140.20	161.27
49	PESSEGUEIRO	28° 25' 19"	52° 33' 13"	170.50	512.40	156.60	234.70	164.50	71.00	197.40	349.50	176.00	93.10	62.00	131.50	193.27
50	PONTÃO	28° 04' 00"	52° 41' 00"	284.40	409.20	225.60	321.60	229.40	117.50	164.80	339.00	220.90	148.50	46.00	168.60	222.96
51	PONTE JACUI	28° 36' 12"	52° 36' 26"	200.20	430.00	145.40	208.30	127.40	104.50	143.20	299.40	169.70	102.30	74.90	136.10	178.45
52	PONTE SANTO ANTONIO	28° 32' 00"	53° 10' 00"	315.80	394.30	136.30	221.60	92.20	96.50	171.10	221.30	182.40	114.90	42.20	123.00	175.97
53	PULADOR	28° 17' 36"	52° 33' 18"	195.40	349.00	140.10	293.10	208.50	85.70	180.10	299.90	175.40	95.80	55.10	92.00	180.84
54	QUATRO IRMÃOS	27° 49' 00"	52° 26' 00"	394.00	526.00	339.10	519.50	210.30	146.40	139.80	346.00	358.60	299.40	109.20	98.60	290.58
55	RIO INHUPACÁ	27° 57' 00"	52° 31' 00"	257.40	386.50	158.40	273.30	150.30	99.30	116.80	235.40	186.70	114.10	47.40	109.50	177.93
56	RIO DOS CARVALHOS	29° 23' 26"	50° 11' 02"	159.40	125.10	143.90	100.30	81.50	72.90	130.30	128.20	118.10	46.30	54.00	97.40	104.78
57	RONDA ALTA	27° 47' 00"	52° 48' 00"	173.20	405.00	277.60	299.00	207.00	98.40	128.20	194.40	219.20	173.80	46.80	122.20	195.40
58	SALDANHA MARINHO	28° 23' 34"	53° 05' 49"	159.50	348.90	158.50	210.10	153.80	118.90	188.10	214.10	161.00	96.90	36.70	137.30	165.32
59	SANTA TEREZA	29° 28' 27"	50° 22' 05"	182.00	137.30	171.70	110.00	165.00	127.80	176.40	190.40	150.90	89.10	81.10	126.10	142.32
60	SANTO AUGUSTO	27° 51' 07"	53° 46' 35"	138.50	326.70	214.80	267.10	170.00	97.00	142.50	247.40	209.20	242.00	21.00	185.20	188.45

Nº	Nome	Latitude (Sul)	Longitude (Oeste)	Precipitação Mensal (mm)												Média
				Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	
61	SÃO MIGUEL DAS MISSÕES	28° 32' 48"	54° 33' 21"	102.20	336.60	153.40	324.60	67.70	100.70	67.90	213.90	203.80	201.90	51.30	40.50	155.38
62	SARANDI	27° 56' 00"	52° 54' 00"	199.90	413.10	222.90	230.20	139.80	87.60	90.70	268.80	179.30	176.30	38.00	143.00	182.47
63	SECA	29° 04' 20"	50° 58' 26"	202.80	252.00	115.30	173.40	156.10	99.10	175.70	220.00	176.90	74.20	88.00	128.20	155.14
64	SEGREDO	28° 45' 43"	51° 22' 39"	191.40	293.00	115.00	159.80	92.20	120.00	150.60	206.60	197.90	96.30	52.80	89.50	147.09
65	SERAFINA CORREA	28° 43' 11"	51° 55' 42"	232.50	255.70	136.20	163.60	137.30	104.10	184.60	263.50	158.50	124.70	45.20	104.40	159.19
66	SERRA DO PINTO	29° 22' 34"	50° 10' 49"	142.80	165.80	186.20	128.10	90.10	70.90	158.00	127.80	135.50	87.30	49.00	86.60	119.01
67	TAINHAS	29° 16' 12"	50° 18' 19"	160.60	196.00	145.00	114.00	116.80	90.20	167.30	146.30	133.20	63.00	54.40	53.50	120.03
68	TENENTE PORTELA	27° 22' 32"	53° 45' 36"	270.70	466.10	506.90	319.30	183.50	109.60	166.00	322.90	405.80	383.80	23.50	131.60	274.14
69	TRES CAPÕES	28° 49' 35"	53° 30' 08"	203.40	293.60	107.90	327.80	130.70	81.40	181.40	196.20	190.90	177.00	29.20	107.30	168.90
70	TRES DE MAIO	27° 47' 00"	54° 14' 00"	183.90	285.00	139.70	292.40	197.60	70.40	118.80	255.40	209.60	283.20	27.00	122.20	182.10
71	TRES PASSOS	27° 27' 05"	53° 55' 30"	176.00	242.60	350.70	234.60	196.50	107.00	125.40	251.00	345.70	333.90	30.70	102.20	208.03
72	TRINTA E CINCO	28° 23' 28"	51° 50' 56"	288.50	360.80	141.10	212.70	183.10	114.00	155.60	229.60	199.90	102.70	87.70	81.80	179.79
73	TUNAS	29° 06' 29"	52° 57' 18"	187.00	369.40	67.70	196.30	99.20	105.30	208.70	133.60	198.10	128.20	61.30	148.80	158.63
74	TUPARENDI	27° 45' 35"	54° 28' 47"	285.40	308.50	206.30	337.10	175.60	101.70	121.10	323.00	218.30	332.90	22.10	91.50	210.29
75	USINA AJURICABA	28° 16' 00"	53° 48' 00"	180.80	320.60	125.50	256.00	75.90	72.90	149.00	273.50	158.80	213.00	26.40	128.50	165.08
76	USINA CANASTRA	29° 23' 00"	50° 45' 00"	224.20	192.60	153.80	124.90	101.50	130.60	197.40	228.60	179.90	114.10	85.10	130.10	155.23
77	USINA CAPIGUI	28° 22' 00"	52° 15' 00"	289.90	433.10	199.60	271.80	192.60	134.40	166.10	250.70	225.60	93.60	31.80	110.50	199.98
78	USINA COLORADO	28° 38' 00"	52° 55' 00"	173.00	469.30	159.20	208.50	123.10	98.80	163.60	243.00	182.20	128.90	34.00	110.50	174.51
79	USINA ERNESTINA	28° 33' 00"	52° 33' 00"	192.90	351.50	143.50	226.20	146.00	89.20	171.70	342.90	167.10	117.30	64.00	142.40	179.56
80	USINA GUARITA	27° 36' 44"	53° 34' 15"	267.50	297.50	268.70	287.50	217.00	80.70	110.00	216.10	227.20	186.00	13.50	122.50	191.18
81	USINA IJUISINHO	28° 26' 00"	54° 17' 00"	108.60	383.40	149.90	284.50	156.40	105.20	123.70	231.40	184.20	210.30	15.50	107.70	171.73
82	USINA ITAUBA	29° 15' 00"	53° 14' 00"	162.20	182.80	106.70	241.00	85.60	93.50	250.20	152.60	188.30	110.60	68.40	136.10	148.17
83	USINA IVAI	29° 07' 43"	53° 21' 33"	206.50	315.80	111.50	215.20	86.10	34.50	176.30	168.80	170.20	110.30	42.50	129.60	147.28
84	USINA PASSO REAL	29° 01' 00"	53° 11' 00"	195.10	293.90	87.10	244.80	123.90	123.10	225.70	177.40	214.50	134.90	47.80	228.90	174.76
85	VARZEA SAO JOAO	29° 20' 02"	50° 23' 35"	141.00	160.00	104.50	117.20	113.60	87.40	168.20	138.00	163.40	80.00	52.30	78.70	117.03
86	VILA TRES PASSOS	28° 28' 51"	52° 22' 15"	256.00	407.80	138.20	266.40	206.40	99.60	129.60	371.80	202.40	89.20	43.20	114.20	193.73
87	VOLTA ALEGRE	28° 49' 00"	52° 42' 00"	130.50	355.50	90.60	263.30	105.20	134.30	199.50	266.00	166.10	99.30	39.70	131.80	165.15
88	VOLTA GRANDE	29° 26' 00"	53° 17' 00"	162.70	146.90	221.90	329.60	93.50	57.70	257.70	117.10	173.10	81.40	77.10	88.30	150.58
89	GLORINHA	29° 52' 57"	50° 47' 17"	146.40	94.20	129.60	111.60	134.70	68.30	196.30	150.70	145.00	57.40	44.20	79.20	113.13
90	TERRA DE AREIA	29° 34' 19"	50° 03' 23"	353.10	285.00	309.50	114.60	104.10	74.90	116.50	217.80	148.30	116.40	86.90	136.60	171.98

N°	Nome	Latitude (Sul)	Longitude (Oeste)	Precipitação Mensal (mm)												Média
				Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	
91	AGROPECUARIA ANJU	29° 49' 00"	50° 44' 32"	172.84	199.61	229.93	113.86	83.70	56.40	188.10	144.20	127.80	63.30	33.20	61.90	122.90
92	SANTO ANTONIO DA PATRULHA	29° 49' 05"	50° 30' 45"	190.40	114.00	122.50	90.30	119.10	58.20	204.80	138.50	156.20	81.70	57.13	102.70	119.63
93	MORUNGAVA	29° 51' 02"	50° 54' 37"	140.10	134.70	215.89	101.20	128.30	68.90	210.50	163.30	193.00	61.10	51.80	81.90	129.22
94	FAZENDA N.SRA.CONCEIÇÃO	29° 54' 02"	50° 37' 32"	191.30	132.30	172.80	76.10	177.69	53.10	180.68	136.00	140.90	50.10	31.00	72.30	117.86
95	NOVA PALMIRA	29° 20' 04"	51° 11' 18"	168.80	143.60	114.80	91.80	136.20	123.80	163.70	173.10	135.00	60.50	71.40	63.10	120.48
96	PORTO GARIBALDI	29° 49' 01"	51° 22' 40"	174.30	122.40	105.00	114.00	138.80	56.10	138.00	171.60	165.00	82.20	71.90	101.90	120.10
97	SAO VENDELINO	29° 21' 01"	51° 22' 15"	137.50	175.90	115.90	130.40	109.40	131.60	165.60	162.10	175.50	78.10	111.40	80.00	131.12
98	SAPUCAIA DO SUL	29° 49' 15"	51° 29' 43"	170.50	117.40	132.30	105.10	121.20	66.50	205.70	136.50	164.70	57.40	68.40	89.10	119.57
99	CHARQUEADAS	29° 57' 05"	51° 37' 41"	151.50	132.10	137.20	124.63	177.80	52.64	204.69	152.95	168.20	41.20	52.60	113.80	125.78
100	PALMARES DO SUL	30° 15' 11"	50° 30' 23"	233.85	102.30	168.10	80.30	124.90	84.00	242.50	147.70	138.90	42.10	33.30	82.60	123.38
101	SOLIDAO	30° 40' 05"	50° 32' 26"	242.20	171.00	101.90	48.90	97.50	93.70	191.20	126.00	97.60	25.60	25.20	61.10	106.83
102	LOMBAS	30° 02' 48"	50° 42' 06"	232.62	107.90	113.70	86.50	124.20	46.40	228.40	155.20	191.68	36.80	40.80	101.60	122.15
103	CERRO GRANDE	30° 35' 53"	51° 45' 15"	341.00	248.20	246.60	170.50	330.40	135.90	198.70	183.20	160.10	22.20	91.70	98.40	185.58
104	GUAIBA COUNTRY CLUB	30° 06' 24"	51° 38' 56"	129.50	137.50	112.40	219.57	156.10	44.50	207.50	182.50	148.60	37.50	69.20	107.80	129.39
105	CAMAQUA	30° 52' 14"	51° 47' 40"	325.40	220.30	186.70	171.80	278.30	181.90	162.60	193.00	145.80	14.60	33.70	81.30	166.28
106	FAZENDA DA BOA VISTA	30° 46' 18"	51° 39' 34"	345.10	222.10	217.00	175.40	260.20	170.40	171.60	189.80	150.80	21.00	44.00	86.60	171.17
107	BARRA DO RIBEIRO	30° 17' 50"	51° 18' 51"	172.40	141.10	133.40	91.40	190.50	60.80	234.10	165.80	137.20	23.50	65.30	106.30	126.82
108	BUTIA	30° 09' 28"	51° 56' 12"	169.20	197.80	148.00	212.10	183.90	64.90	245.76	208.80	175.30	51.00	81.80	121.10	154.97
109	QUITERIA	30° 25' 09"	52° 04' 23"	231.20	213.30	164.80	188.90	155.30	85.20	234.00	160.80	158.60	31.60	58.00	96.70	148.20
110	SERRA DOS PEDROSAS	30° 37' 18"	52° 48' 34"	235.10	284.70	130.10	205.30	120.70	166.00	196.00	257.80	189.50	45.80	77.60	93.40	166.83
111	PANTANO GRANDE	30° 11' 53"	52° 22' 18"	133.80	191.90	152.80	198.60	165.60	52.60	254.30	157.90	162.10	31.20	103.60	85.80	140.85
112	PASSO DO CAÇAO	30° 57' 39"	53° 29' 18"	191.50	150.25	137.70	234.60	84.90	201.90	131.70	193.30	93.30	21.90	47.50	89.50	131.50
113	PASSO DOS FREIRES	30° 26' 07"	53° 42' 44"	235.10	284.70	130.10	205.30	120.70	166.00	196.00	257.80	189.50	45.80	77.60	93.40	166.83
114	IRAPUAZINHO	30° 29' 18"	53° 07' 09"	237.00	331.40	172.80	130.10	73.40	93.30	166.80	79.80	140.40	30.00	96.00	99.60	137.55
115	CACAPAVA DO SUL	30° 19' 50"	53° 32' 08"	260.00	334.10	202.20	213.20	175.90	174.40	166.50	226.40	140.70	54.80	96.60	165.00	184.15
116	PACHECA	31° 07' 49"	51° 47' 18"	235.40	313.70	148.00	134.10	317.80	152.70	119.80	205.50	142.30	13.80	57.00	67.10	158.93
117	SAO LOURENCO DO SUL	31° 22' 09"	51° 59' 12"	216.20	341.70	180.60	252.40	334.10	211.00	161.80	322.10	178.00	12.60	70.80	85.60	197.24
118	TAVARES	31° 17' 23"	51° 05' 39"	252.53	167.17	205.15	226.83	186.30	158.30	153.40	204.70	144.30	12.50	36.40	63.10	150.89
119	BOQUEIRAO	31° 16' 51"	52° 04' 45"	233.20	266.80	245.90	222.30	330.00	186.40	129.30	230.20	157.00	10.80	77.30	121.10	184.19
120	VILA FREIRE	31° 39' 15"	52° 47' 48"	232.70	184.40	228.20	163.20	185.90	169.40	132.70	302.50	106.90	9.60	110.00	132.50	163.17

Nº	Nome	Latitude (Sul)	Longitude (Oeste)	Precipitação Mensal (mm)												Média
				Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	
121	GRANJA SAO PEDRO	31° 40' 06"	52° 10' 49"	178.10	207.90	132.00	221.40	133.80	140.20	102.20	294.60	103.00	2.50	38.10	90.80	137.05
122	PASSO DO MENDONCA	31° 00' 01"	52° 02' 58"	306.10	230.90	178.80	191.30	251.10	195.10	163.10	225.40	154.00	22.50	47.80	83.30	170.78
123	PEDRO OSORIO	31° 52' 45"	52° 48' 30"	308.30	261.30	156.30	216.60	154.00	123.20	184.70	280.60	124.50	17.40	82.00	179.90	174.07
124	PONTE CORDEIRO DE FARIAS	31° 34' 23"	52° 27' 42"	238.00	207.90	241.60	253.80	183.70	157.10	119.20	359.30	102.90	2.10	78.40	122.20	172.18
125	FERRARIA	31° 44' 11"	53° 03' 06"	217.80	204.30	171.10	238.40	224.80	193.30	151.90	247.50	98.00	62.50	87.40	153.00	170.83
126	PASSO DA CAPELA	31° 08' 00"	53° 03' 15"	236.30	191.30	201.70	237.50	121.80	182.70	142.00	254.90	125.00	22.00	52.60	109.00	156.40
127	PEDRAS ALTAS	31° 44' 09"	53° 35' 20"	169.60	145.50	150.50	249.00	132.40	157.10	183.70	227.00	79.60	15.50	84.60	133.40	143.99
128	PINHEIRO MACHADO	31° 34' 39"	53° 22' 36"	222.50	170.90	145.90	250.10	125.40	170.80	115.00	233.50	92.80	20.70	88.00	124.70	146.69
129	ESTACAO EXPERIMENTAL	31° 25' 47"	53° 06' 21"	240.70	236.50	86.50	159.10	147.00	158.90	98.60	242.50	85.60	17.50	103.00	87.50	138.62
130	GRANJA CEL PEDRO OSORIO	32° 00' 20"	52° 39' 10"	244.00	197.10	133.30	200.60	141.30	119.50	158.30	248.60	139.80	15.80	74.60	147.40	151.69
131	GRANJA CERRITO	32° 20' 57"	52° 32' 25"	81.90	98.90	167.60	292.70	159.30	119.20	185.40	279.20	114.20	55.10	53.40	143.00	145.83
132	GRANJA SANTA MARIA	32° 24' 15"	52° 33' 20"	100.60	106.90	166.80	252.10	166.30	73.00	196.40	233.90	124.90	67.00	47.60	130.70	138.85
133	RIO GRANDE REGATAS	32° 01' 50"	52° 04' 42"	157.90	90.70	87.20	147.80	106.80	82.40	135.00	243.60	121.10	6.70	60.80	116.30	113.03
134	ARROIO GRANDE	32° 14' 11"	53° 05' 16"	119.80	174.80	81.70	145.00	163.20	87.80	182.80	248.90	88.10	27.10	40.60	136.20	124.67
135	GRANJA OSÓRIO	32° 57' 09"	53° 07' 08"	92.10	52.00	91.80	102.90	150.60	173.80	157.10	234.90	59.10	54.10	71.00	89.60	110.75
136	ALEGRETE	29° 46' 42"	55° 47' 30"	284.92	289.50	168.20	365.00	46.00	151.80	114.50	33.20	214.00	58.80	71.00	88.90	157.15
137	ITAQUI	29° 07' 20"	56° 32' 52"	421.20	298.20	234.60	369.00	40.30	115.30	81.80	63.00	200.20	84.10	76.20	165.20	179.09
138	QUARAÍ	30° 23' 17"	56° 26' 53"	490.90	232.60	302.70	301.80	110.00	239.40	97.80	41.10	200.40	100.80	106.30	118.90	195.23
139	SANTA ROSA	27° 51' 50"	54° 29' 03"	211.60	280.80	198.10	356.60	72.90	98.70	109.10	230.00	166.60	228.20	37.40	106.80	174.73
140	SÃO BORJA	28° 39' 44"	56° 00' 44"	227.50	281.10	178.60	443.10	49.80	66.00	79.80	127.20	145.90	116.50	56.10	197.30	164.08
141	SÃO GABRIEL	30° 20' 27"	54° 19' 01"	227.50	374.50	204.80	243.70	112.30	166.90	144.70	182.90	158.30	51.90	158.30	70.50	174.69
142	URUGUAIANA	29° 45' 23"	57° 05' 37"	559.10	212.30	259.50	346.50	60.70	197.20	97.30	43.70	589.40	34.10	38.60	84.20	210.22