Campus de São Carlos

**FUSÃO DE IMAGENS DE SATÉLITES APLICADA À
METEOROLOGIA**

Autor: Roberto Machado

Orientador: Prof. Dr. Luiz Gonçalves Neto

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

**ESCOLA DE ENGENHARIA
DE SÃO CARLOS**

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

Serviço de Pós-Graduação EESC/USP

EXEMPLAR REVISADO

Data de entrada no Serviço: 22 / 05 / 01

Ass.: *Guilherme*

“FUSÃO DE IMAGENS DE SATÉLITES APLICADA À METEOROLOGIA”

Roberto Machado

Dissertação apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos, da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

ORIENTADOR: Prof. Dr. Luiz Gonçalves Neto

São Carlos – SP

Fev/2001

DEDALUS - Acervo - EESC

31100035754

Class.	TESF-EEEC
Cott.	3202
Tombo	10129/01

Ficha catalográfica preparada pela Seção de Tratamento
da Informação do Serviço de Biblioteca – EESC/USP

M149f Machado, Roberto
Fusão de imagens de satélites aplicada à
meteorologia / Roberto Machado. -- São Carlos, 2001.

Dissertação (Mestrado) -- Escola de Engenharia de
São Carlos-Universidade de São Paulo, 2001.

Área: Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Luiz Gonçalves Neto.

1. Fusão. 2. Imagem. 3. Satélite. 4. Radar.
5. Meteorologia. 6. Algoritmo. 7. Pirâmide. 8. Chuva.
9. Infravermelho. 10. Visível. 11. Nevoeiro.
12. Filtro. I. Título.

FOLHA DE APROVAÇÃO

Candidato: Engenheiro **ROBERTO MACHADO**

Dissertação defendida e aprovada em 22-03-2001
pela Comissão Julgadora:

Prof. Doutor **LUÍZ GONÇALVES NETO (Orientador)**
(Escola de Engenharia de São Carlos - Universidade de São Paulo)
Conceito atribuído ao candidato: Aprovado

Prof. Associado **AMÍLCAR CARELI CÉSAR**
(Escola de Engenharia de São Carlos - Universidade de São Paulo)
Conceito atribuído ao candidato: Reprovado

Prof. Doutor **ROBERTO VICENTE CALHEIROS**
(UNESP – Campus de Bauru)
Conceito atribuído ao candidato: Aprovado

Profª. Associada **VILMA ALVES DE OLIVEIRA**
Coordenadora do Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Elétrica

JOSÉ CARLOS A. CINTRA
Presidente da Comissão de Pós-Graduação da EESC

x

f

2

x

)

i

x

f

2

228

Aos meus filhos.

AGRADECIMENTOS

A todos que de alguma forma colaboraram para a elaboração do presente trabalho.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS.....	I
AGRADECIMENTOS.....	2
R E S U M O	V
CAPÍTULO I	1
1 - INTRODUÇÃO	1
2 – A TRANSFORMADA PIRÂMIDE.....	5
2.1 - Filtros espaciais	6
2.1.1 - Filtros lineares: passa-baixa e passa-alta	7
2.1.2 - Normalização das máscaras.	9
2.1.3 - Filtros Não Lineares	10
2.1.4 - Filtro Gaussiano	10
2.2 - Pirâmide Gaussiana	11
2.3 - Pirâmide Laplaciana	13
2.4 - Pirâmide RoLP (Ratio of LowPass)	15
CAPÍTULO III	16
3. SIMILARIDADE ENTRE A PIRÂMIDE LAPLACIANA E OPERADOR LAPLACIANO	16
CAPÍTULO IV.....	24
4. RECONSTRUÇÃO E FUSÃO DE IMAGENS	24
CAPÍTULO V	30
5. APLICAÇÕES.....	30
5.1. Fusão Laplaciana.	34
5.2. Fusão RoLP.	36
5.3. ANÁLISE DOS RESULTADOS DE FUSÃO.....	37
CAPÍTULO VI.....	39
6. RESULTADOS PRELIMINARES DE APLICAÇÕES DO MÉTODO DE FUSÃO.....	39
6.1. Fusão de imagens de vários canais, para visualização em centros meteorológicos.	39
6.1.1. Comentários sobre a fusão das imagens dos canais visível e infravermelho....	40
6.2 - Comentário sobre a fusão das imagens dos canais visível, infravermelho e vapor d'água.....	42
6.2.1 - Primeiro processamento – fusão usando critério do pixel de maior intensidade.	46
6.2-2 – Segundo processamento - fusão usando a diferença pixel a pixel	47
6.3 – Fusão de imagens separando nuvens com possibilidade de causar chuvas.....	49
6.3.1 – Evento 1	51
6.3.2. – Evento 2.	56
6.3.3 – Evento 3.	60

8. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	65
9. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	67
APÊNDICES.....	A1

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Exemplo da fusão de cabais múltiplos de um radar laser (lidar). A imagem (a) das distâncias é combinada com a imagem (b) de uma câmera infravermelho, deixando aparente, em (c), o objeto a ser identificado[18].	3
Figura 2 – Dificuldade para a emissão de boletins meteorológicos a partir da observação em separados das imagens satélite nos espectros visível, infravermelho e vapor d'água.	4
Figura 3 - Pirâmide em perspectiva, a dimensão dos níveis [34].	5
Figura 4 - Exemplo entre níveis de uma pirâmide (dimensões diferentes) [34].	6
Figura 5 - (a) - Imagem de solo cultivado; (b) - a mesma região, com imagem processada com filtro passa-baixa; (c) a mesma imagem da fig.5(a); (d) - resultado após aplicação de filtro passa-alta[17].	8
Figura 6 - Filtros que realçam a imagem em sentidos determinados [17].	9
Figura 7 - Sugestões de filtros do Spring [17].	9
Figura 8 - Coeficientes de máscara filtro, de um filtro médio 3x3[34].	10
Figura 9 - Consequência da eliminação de colunas, sem filtragem prévia.	11
Figura 10 - Pirâmide Gaussiana criada pela convolução de um filtro (kernel) w de 5 x 5 [28].	12
Figura 11 - filtro de 5 x 5 elementos [28].	12
Figura 12 - Pirâmide Laplaciana [28].	13
Figura 13 - Criação dos subfiltros para a implementação do novo operador "expand", pela extração dos coeficientes do filtro descrito na Figura 11 [28].	14
Figura 14 - Pirâmide RoLP [28].	15
Figura 15 - Perfil de distribuição de níveis de cinza na imagem [34].	16
Figura 16 - Derivadas do perfil da Fig. 15 - (a)-primeira; (b)-segunda [34].	17
Figura 17 - Os oito pixels da vizinhança de $f(x,y)$ [34].	20
Figura 18 - Máscara filtro Laplaciano 3x3, definida por (18). O ponto central da figura respresenta o pixel da imagem que será distribuído pela vizinhança [34].	22
Figura 19 – Máscara do filtro Laplaciano 5x5, definida por (22) [34].	23
Figura 20 - Obtenção dos subfiltros [28].	25

Figura 21 – Mosaicos parciais que, somados, formam imagem 64x64.....	26
Figura 22 – Resultado da soma dos mosaicos da Fig. 21.	27
Figura 23 – Soma da imagem da Fig. 21 com a imagem de mesmo formato na pirâmide.....	27
Figura 24 – Idem à Fig. 21, mosaicos de formato 256 x 256	28
Figura 25 – Resultado da soma dos mosaicos da Fig. 24	28
Figura 26 – Soma da imagem da Fig. 25 com imagem de mesmo formato, na pirâmide.	29
Figura 27 – Processo de fusão pelo método da Pirâmide [28].....	31
Figura 28 – Processo de expansão de uma imagem utilizando o operador expand [29].	32
Figura 29 – Reconstrução de uma imagem a partir de uma pirâmide Laplaciana [28].	32
Figura 30 (a) – Início do processo: criação da pirâmide imagem - fusão	33
Figura 30 (b) -Formação da pirâmide composta.	33
Figura 30 (c) – Reconstrução da imagem - fusão	33
Figura 31: Imagem infravermelho (IR) [28].....	35
Figura 32: Imagem de TV [28].....	35
Figura 33: Resultados da Fusão Laplaciana [28].....	36
Figura 34: Resultados da Fusão RoLP [28].	36
Figura 35: Imagem infravermelho (IR) [28]	37
Figura 36: Imagem de TV [28].....	37
Figura 37: Fusão RoLP [28].	38
Figura 38: Fusão Laplaciana com um alvo perdido[28].	38
Figura 39: Fusão Laplaciana com todos os alvos[28].	38
Figura 40: Resultado da fusão das duas imagens	39
Figura 41: Fusão de três imagens	42
Figura 42 – Filtro Gaussiano em função de α [34].	43
Figura 43: -Imagem nevoeiro canal 2	46
Figura 44 - Imagem nevoeiro canal 4	46
Figura 45 – Resultado da fusão-pixel de maior intensidade.....	46
Figura 46 – Imagem nevoeiro do canal 2.	47
Figura 47- Imagem nevoeiro do canal 4.....	47
Figura 48- Imagem resultante da fusão - diferença de canais.....	47
Figura 49 – Resultante processada para salientar contornos	48

Figura 50 – Sobreposição, localizando os nevoeiros.....	48
Figura 51 – Sobreposição entre linhas de contornos geográficos e nevoeiros	49
Figura 52 –Imagem infravermelho original	51
Figura 53 – Imagem visível original.....	51
Figura 54 – Imagem resultante da fusão Laplaciana das imagens das Figs 52 e 53.....	52
Figura 55 – Resultado da aplicação do método da separação de nuvens precipitantes na América do Sul	52
Figura 56 – Setor da Fig. 55, correspondente à região do Estado de São.Paulo	53
Figura 57 – Ampliação do setor da Fig. 56, abrangendo o Estado de São Paulo	53
Figura 58 – Imagem resultante da fusão de uma série de varreduras de radar, IPMet-UNESP-Bauru-SP, acumulando 3 horas, a partir do evento coincidente com as imagens de satélite processadas anteriormente.....	54
Figura 59 – Setor da imagem anterior pseudocolorida.....	55
Figura 60 – O mesmo setor, processado para realçar o contorno.	55
Figura 61 –Imagem infravermelho original.....	56
Figura 62 – Imagem visível original.....	56
Figura 63 –Imagem resultante da fusão das imagens das Figs. 61 e 62.	57
Figura 64 – Resultado da aplicação do método da separação de nuvens precipitantes na América do Sul	57
Figura 65 – Setor abrangendo o Estado de São Paulo, mostrado na Fig. 64.	58
Figura 66 – Ampliação da Fig. 65 – região compreendendo o Estado de São Paulo.	58
Figura 67 – Idem ao evento anterior, acumulação de imagens de radar, por período de 3 horas após o evento das imagens de satélite das Figs. 61 e 62.	59
Figura 68 – Imagem da Fig. 67, com pseudocor	59
Figura 69 – Setor da imagem da Fig. 68.....	60
Figura 70 –Imagem infravermelho original.....	60
Figura 71 – Imagem visível original.....	60
Figura 72 –Resultante da fusão das imagens das Figs 70 e 71.....	61
Figura 73 –Resultado da aplicação do método da separação de nuves precipitantes na América do Sul.	61
Figura 74 –Setor abrangendo o Estado de São Paulo, extraído da Fig.73	62

Figura 75 – Ampliação do setor da Fig. 74 – região do Estado de São Paulo.....	62
Figura 76 – Idem aos eventos anteriores, acumulação de chuvas no intervalo de 3 horas, a partir do evento relativo às imagens das Figs 70 e 71.	63
Figura 77 – Imagem da Fig 76 pseudocolorida.	63
Figura 78 – Setor da imagem da Fig. 77.....	64

RESUMO

Imagens de satélite dos canais visível, infravermelho e vapor d'água são ferramentas essenciais para o diagnóstico de previsão do tempo. Pela observação de cada imagem, é possível determinar a distribuição de diversos tipos de nuvens e estimar o seu respectivo potencial pluviométrico. A imagem de um mesmo tipo de nuvem apresenta-se de diferentes maneiras, quando registrada em cada um dos espectros. Neste trabalho, será implementada a fusão dessas três imagens, considerando-se que a imagem resultante deve conter todas as informações relevantes de cada espectro. Os algoritmos de fusão aqui descritos são obtidos tendo como base a execução da transformada pirâmide de cada imagem original, resultando em uma pirâmide de imagens. Esta consiste em um conjunto de cópias da imagem inicial, onde cada cópia representa um padrão de informação em diferentes formatos: 512 x 512; 256 x 256; 128 x 128, por exemplo. Com essa transformada multiescalar é possível determinar em que escala, ou em que resolução, se encontra a melhor informação, seguindo critérios pré-determinados para a obtenção de uma imagem fundida na escala das imagens iniciais. Serão apresentados os métodos e os resultados qualitativos de fusões de imagens. São dados exemplos práticos, com aplicações meteorológicas, uma delas envolvendo imagens captadas pelo INPE, de três canais, cujos resultados são discutidos.

ABSTRACT

Weather forecast diagnosis is done having as a fundamental tool the analysis of satellite images such as visible (VIS), infra-red (IR) and water vapour (WV) channels. By observing each image it is possible to determine the distribution of many kinds of clouds and to estimate its respective pluviometric potential. The image of clouds of the same kind presents itself in different ways when it is registered in each of the channels. Here it will be implemented the fusion of these three images, taking into consideration that the resulting image should have all the important information of each spectrum and its use in the weather forecast determination by observing the screen images. The fusion algorithms described here are obtained from the execution of the so called transformed pyramid of each original image, resulting in an image pyramid. A pyramid of images is a set of copies of the first image, each copy representing an information standard in different formats, 512 x 512, 256 x 256, 128 x 128, for example. With this changed multiscale it is possible to determine in which scale or in which resolution is the best piece of information following predetermined rules to obtain an image that is a fusion of the first ones. There will be presented the methods and qualitative results of image fusions, Practical examples will be presented given, with meteorological applications, one of them involving images capted by INPE, of three channels, and the results will be discussed.

CAPÍTULO I

1 - Introdução

Ao tentar identificar, por meio de câmeras CCD (Charge Coupled Device), que operam no espectro visível e infravermelho, a imagem de um balão em vôo, podemos constatar que, dependendo das condições de luminosidade e temperatura, apenas parte de tal imagem é detectada por cada câmera. O problema da identificação parcial do balão por cada câmera pode ser explicado pela respectiva sensibilidade em se captar comprimentos de onda diferentes, na presença de obstáculos ou condições desfavoráveis para a imagem, em seu respectivo comprimento de onda.

Usando-se apenas uma ou outra câmera, não será possível identificar com certeza o balão em vôo noturno ou na presença de nuvens. Mas, efetuando-se a fusão das imagens/informações de cada câmera, isto se torna possível.

Uma soma pura e simples das imagens, nesse caso, proporciona resultados favoráveis. Todavia, para imagens de satélites de diferentes canais, a solução não é tão simples. O presente trabalho propõe-se a oferecer resultados muito mais confiáveis, além de possibilitar desdobramentos em aplicações interessantes, conforme se verá adiante. O método aqui apresentado possibilita a separação de tipos de nuvens, através das imagens obtidas por canais de infravermelho, visível e vapor d'água, o que leva à obtenção de informações sobre a localização e as medidas de precipitação, via satélite. Sabe-se que nem todas as nuvens provocam chuva e, diante disso, torna-se necessário fazer a seleção delas, com o objetivo de obter a informação de quais nuvens realmente provocam chuvas, ou seja, quais delas são precipitantes.

Previsão do tempo, gerenciamento do tráfego aéreo, classificação de alvos e rastreamento são exemplos de algumas das muitas aplicações civis e militares que podem ser executadas, utilizando-se algoritmos de fusão de imagens, a partir de duas ou mais bandas do espectro eletromagnético (KLEIN, 1993). A utilização de várias bandas do espectro eletromagnético proporciona uma assinatura mais consistente do padrão a ser reconhecido, mesmo considerando a variação nas condições operacionais, ambientais e

atmosféricas. Nesse sentido, vários algoritmos têm sido desenvolvidos [4]-[7],[30]-[32]. Os algoritmos de fusão proporcionam informações que podem tanto ser melhor assimiladas por um operador humano, ou melhor processadas por funções automatizadas de identificação de padrões e rastreamento. Para aplicações que envolvem um operador humano, é recomendado que a imagem resultante do processo de fusão contenha as informações visuais relevantes que facilitem uma tomada de decisão. Para aplicações em sistemas de identificação de padrões e rastreamento, é altamente recomendada a redução da “banda passante” dos sensores envolvidos (BURT, 1983), o que proporciona um melhor mecanismo para a incorporação da melhor informação de cada uma das fontes envolvidas na obtenção de um vetor com os dados fundidos. Por exemplo, a fusão de imagens é utilizada nas imagens do satélite Landsat , para a detecção de pragas e infestações em culturas agrícolas, ou na identificação de alguma cultura em particular. Nesse caso, a identificação é feita somente após a fusão de todas as bandas espectrais disponíveis e não apenas com a análise de uma única banda do espectro. Outro exemplo de fusão ocorre quando canais múltiplos de um lidar (1) (radar que utiliza, em seu processamento, a emissão e recepção de feixes de laser) são fundidos, como é mostrado na Figura 1c (KLEIN, 1993). Nesse exemplo, a imagem de distâncias, formada pela aquisição da fase da luz refletida pelos objetos da cena de fundo e pelo objeto a ser identificado (Figura 1a), é combinada com a imagem de uma câmera infravermelho, formada pela reflectância dos objetos da cena de fundo e do objeto a ser identificado. Apesar de a identificação do objeto estar extremamente limitada pela observação, em separado, da imagem de distâncias e da imagem da câmera infravermelho, o objeto fica totalmente aparente quando ambas as imagens são fundidas.

Figura 1 - Exemplo da fusão de cabais múltiplos de um radar laser (lidar). A imagem (a) das distâncias é combinada com a imagem (b) de uma câmara infravermelho, deixando aparente, em (c), o objeto a ser identificado[18].

Observando-se as práticas e procedimentos aplicados nos centros de previsões meteorológicas, nota-se que uma das principais ferramentas para a emissão de um boletim meteorológico é a observação e a análise de imagens de satélites nos espectros visível, vapor d'água e infravermelho (Fig. 2).

O objetivo deste trabalho é aplicar a fusão de imagens de satélite, extraindo e fundindo numa só imagem, todas as informações relevantes, para a melhoria das condições operacionais na elaboração de boletins de prognósticos de tempo.

Nota 1: O termo RADAR, é uma sigla da expressão Radio Detection and Ranging (detecção e determinação de distância por rádio) e no caso do exemplo, em vez de ondas de rádio, utiliza-se o laser; portanto, luz (light), de maneira que a expressão mais correta para identificar o equipamento que proporcionou a formação da imagem seria LIDAR.

Figura 2 – Dificuldade para a emissão de boletins meteorológicos a partir da observação em separados das imagens satélite nos espectros visível, infravermelho e vapor d'água.

CAPÍTULO II

2 – A Transformada Pirâmide

Para a realização da fusão das informações contidas em cada uma das n imagens a serem fundidas, são aplicadas as seguintes operações:

- Filtragem das n imagens que participam do processo de fusão (Apêndice I).
- Obtenção de uma pirâmide para cada uma das imagens que participam do processo de fusão, aplicando-se a redução da dimensão sucessiva a partir da imagem original, conforme explicado a seguir:

Com essa transformada, é possível determinar em que escala, ou resolução, se encontra a melhor informação para a obtenção de uma imagem fundida na escala das imagens iniciais. Os algoritmos de fusão aqui descritos têm como base a Transformada Pirâmide. Este algoritmo é aplicado em cada imagem original, resultando em uma pirâmide de imagens (SIMS, 1997). Serão apresentados os métodos da Pirâmide Gaussiana, Pirâmide Laplaciana e Pirâmide RoLP (Ratio of Low Pass).

Uma pirâmide de imagens consiste em um conjunto de cópias de uma imagem obtido da seguinte forma: a partir da filtragem “passa baixa” de uma imagem inicial chamada nível zero, o mais baixo nível da pirâmide, (Fig. 3), retiram-se, por exemplo, as colunas e linhas pares, obtendo-se uma imagem com metade da dimensão anterior, chamada de nível 1, portanto acima do nível zero.

Figura 3 - Pirâmide em perspectiva, a dimensão dos níveis [34].

Repetindo-se o procedimento, obtém-se uma nova imagem, agora com um quarto da imagem inicial. Com esta operação, pode-se chegar a uma “imagem nível N”, de formato 1×1 , que é um ponto no topo da pirâmide (pode-se estabelecer um critério para interromper o processo quando for conveniente). A Figura 4 apresenta um exemplo de níveis de uma pirâmide.

Figura 4 - Exemplo entre níveis de uma pirâmide (dimensões diferentes) [34].

Durante o processo de redução de dimensões pela eliminação de linhas e colunas de uma imagem da pirâmide, informações (pixels) eventualmente confinadas em uma só linha ou coluna podem ser perdidas nesse procedimento, o que exige certos cuidados. Para evitar esse problema, deve-se usar ‘filtros passa baixa’, efetuando-se o processamento de filtragem espacial, como apresentado a seguir.

2.1 - Filtros espaciais

O emprego de técnicas de filtragem é visto como a execução de transformações da imagem pixel a pixel, que dependem não só do nível de cinza próprio de cada pixel, mas dos níveis de cinza da vizinhança dentro da imagem (WEEKS, 1996).

Para efetuar a filtragem empregam-se matrizes chamadas máscaras, que interagem (convolução) com a imagem. Ao aplicar a máscara centrada em (i,j) , onde i é o número das linhas e j o número das colunas da imagem, efetua-se a permuta do valor do pixel em (i,j) pelo valor resultante da operação entre os pixels da vizinhança, ponderada com os valores

da máscara. Deve-se observar que a operação de convolução numérica entre uma imagem $N \times M$ e um filtro $n \times m$, produz uma imagem resultante $[N + (n - 1)] \times [M + (m - 1)]$ [21].

A uniformização das dimensões das imagens, tanto para o processamento do algoritmo como para a visualização, faz-se necessária para eliminar linhas e colunas acrescentadas pela convolução. Isso é executado eliminando-se as linhas e colunas iniciais e finais das bordas das imagens, de forma não prejudicial à parte central de tais bordas, onde, via de regra, encontra-se a maior quantidade de informações.

Tem-se, entre outros, filtros espaciais passa-baixa, passa-alta ou passa-banda, sendo os primeiros os mais empregados em imagens. Uma breve descrição de suas diferenças básicas será apresentada mais adiante.

No módulo de filtragem do Sistema para Processamento de Informações Georeferenciadas – SPRING [17], software desenvolvido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), são disponibilizadas três classes de operação: filtragem linear, filtragem não-linear e filtragem para radar, que serão descritas a seguir.

2.1.1 - Filtros lineares: passa-baixa e passa-alta

Os filtros lineares são utilizados em operações de suavização, realce, detalhamento de imagens e diminuição de ruídos.

No Spring são disponibilizados alguns tipos de máscaras para uso específico. O filtro passa-baixa produz a suavização da imagem das Figs. 5(a) e 5(b), diminuindo o número de níveis de cinza. As transições abruptas são representadas pelas altas frequências que se transformam em uma imagem borrada, após o processo de amenização.

Figura 5 - (a) - Imagem de solo cultivado; (b) - a mesma região, com imagem processada com filtro passa-baixa; (c) a mesma imagem da fig.5(a); (d) - resultado após aplicação de filtro passa-alta[17].

Já no caso do filtro passa-alta, sua aplicação realça os detalhes, tornando-os mais agudos e salientando nas imagens os contornos de regiões diferentes, como mostrado nas Figs 5(c) e 5(d). Essa técnica tem como inconveniente elevar o nível de ruído.

Na Fig. 6 são exemplificados alguns filtros que realçam as bordas em sentidos determinados. São elaborados de forma a produzir efeito de realce em bordas em sentidos determinados, como pode ser verificado pelos valores dos pesos atribuídos a cada um de seus elementos, ponderando mais ou menos de acordo com a direção que se deseja realçar.

NORTE	1	1	1
	1	-2	1
	-1	-1	-1
OESTE	1	1	-1
	1	-2	-1
	1	-1	-1
SUDESTE	1	-1	-1
	1	-2	-1
	1	1	1
SUL	-1	-1	-1
	1	-2	1
	1	1	1

NORDESTE	1	1	1
	1	-2	1
	-1	-1	1
NOROESTE	1	1	1
	1	-2	-1
	1	-1	-1
SUDESTE	-1	-1	1
	-1	-2	1
	1	1	1
LESTE	-1	1	1
	-1	-2	1
	-1	1	1

Figura 6 - Filtros que realçam a imagem em sentidos determinados [17].

Na Fig. 7 são apresentadas três sugestões de filtros do SPRING, que podem ser utilizados para realçar bordas, independente do sentido. Tais filtros se diferem quanto à intensidade de altos valores de níveis de cinza presentes na imagem resultante. Neste caso, as bordas podem ser realçadas com diferentes intensidades.

Alta			Média			Baixa		
-1	-1	-1	0	-1	0	1	-2	1
-1	8	-1	-1	4	-1	-2	3	-2
-1	-1	-1	0	-1	0	1	-2	1

Figura 7 - Sugestões de filtros do Spring [17].

2.1.2 - Normalização das máscaras.

A normalização das máscaras permite que as características estatísticas da imagem (como média) permaneçam inalteradas nos resultados. Tal procedimento consiste em

dividir o valor resultante pelo somatório dos pesos, como exemplificado na Fig. 8. Por exemplo (máscara 3x3 de valor 1, onde cada resultado deve ser dividido por 9) [17].

$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$
$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$
$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$

Figura 8 - Coeficientes de máscara filtro, de um filtro médio 3x3[34].

2.1.3 - Filtros Não Lineares

Existem também os filtros não lineares, como os de Roberts e Sobel, além dos filtros morfológicos de mediana, erosão e dilatação e, por último, os filtros para imagens de radar, Filtros de Frost, Lee, Kuan/Nathan, etc. [17].

2.1.4 - Filtro Gaussiano

Dentre os vários tipos de filtros, o Gaussiano, é o que distribui as informações uma linha ou coluna (vide Fig. 9), para as linhas e colunas vizinhas, “borrando a imagem”. Isto possibilita que, ao se eliminarem as linhas e colunas iniciais, detentoras da informação, linhas ou colunas adjacentes restantes permaneçam com “alguma” das informações das linhas e colunas eliminadas.

Figura 9 - Consequência da eliminação de colunas, sem filtragem prévia.

Na parte superior da Figura 9 observa-se que com a redução de formato sem filtragem prévia, há perda da informação, enquanto que na parte inferior da figura, com a filtragem, espalhando-se a informação para as colunas adjacentes, não há perda da informação.

2.2 - Pirâmide Gaussiana

Um conjunto de cópias passa-baixa de uma imagem, como mostrado na Fig. 10, é normalmente designado como uma Pirâmide Gaussiana (SIMS, 1997). A imagem original G_0 está localizada no nível zero, possuindo C_0 colunas e R_0 linhas. Essa pirâmide é criada pela convolução de um filtro (kernel) w de 5×5 elementos, com uma imagem do nível mais baixo da pirâmide, como definido em 1:

$$G_L(i,j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m,n) G(L-1)(2i+m, 2j+n) \quad (1)$$

onde: N é o número de níveis da pirâmide;

C_L e R_L são as dimensões no L -ésimo nível;

$w(m,n)$ é o filtro definido a seguir:

$$\begin{aligned}
 0 < L < N, \\
 0 \leq i < C_L, \\
 0 \leq j < R_L.
 \end{aligned}$$

Figura 10 - Pirâmide Gaussiana criada pela convolução de um filtro (kernel) w de 5×5 [28].

O filtro $w(m,n)$, normalizado pela soma das entradas, é definido utilizando-se coeficientes binomiais, como mostrado na Fig. 11.

$$\begin{bmatrix}
 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\
 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\
 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\
 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\
 1 & 4 & 6 & 4 & 1
 \end{bmatrix}$$

Figura 11 - filtro de 5×5 elementos [28].

Após a aplicação do filtro, cada imagem, em um nível superior, sofre significativa diminuição em sua resolução espacial, possibilitando a armazenagem em um quarto da memória necessária para a armazenagem da imagem em um nível mais baixo. Nesse caso, cada nível da pirâmide possui metade da resolução em relação ao nível mais baixo.

2.3 - Pirâmide Laplaciana

Um conjunto de cópias passa-alta de uma imagem é normalmente denominado Pirâmide Laplaciana [28], devido à sua similaridade com o operador Laplaciano, detalhada adiante. O operador utilizado neste trabalho é conhecido como redutor-expansor (reduce-expande ou RE-Laplacian) e foi utilizado por sua capacidade de permitir reconstruções exatas de imagens. Um exemplo de Pirâmide Laplaciana é mostrado na Figura 12.

O processo de geração de uma Pirâmide Laplaciana requer a utilização de um operador que realize a expansão da imagem. Esse operador, chamado *expand*, é dado por:

$$G_{L,K}(i,j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m,n) \times G_{L,K-1} \left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \right)$$

$$0 \leq L < N, \quad 0 \leq C_L, \quad 0 \leq j < R_L.$$
(2)

onde: $G_{L,K}$ é a imagem obtida pela K-ésima aplicação do operador;

G_L , onde apenas coordenadas inteiras contribuem para a soma, ou seja, quando os valores $(i+m)/2$ ou $(j+n)/2$ resultarem em números inteiros.

Figura 12 - Pirâmide Laplaciana [28].

Pelo fato de (2) ser pouco conveniente para o cálculo pixel a pixel, um novo processo “*expand*”, de fácil compreensão, foi desenvolvido. Nesse processo, é efetuada a

convolução de quatro subfiltros com a imagem a ser processada, a fim de gerarem os valores dos pixels pares e ímpares, para as linhas e colunas da nova imagem. A Figura 13 mostra como cada subfiltro foi criado pela extração dos coeficientes do filtro descrito na figura 11. O mesmo processo será retomado adiante, quando empregaremos a pirâmide Laplaciana, mas já na execução da expansão, visando a obter a imagem fundida no formato original.

A pirâmide Laplaciana é então definida como a diferença entre dois níveis da pirâmide Gaussiana, de maneira que para $0 \leq L < N$, temos:

$$L_L = G_L - \text{EXPAND}(G_{L+1}) \quad (3)$$

Como não existe uma imagem G_{N+1} , utiliza-se, por definição, $L_N = G_N$.

Figura 13 - Criação dos subfiltros para a implementação do novo operador "expand", pela extração dos coeficientes do filtro descrito na Figura 11 [28].

2.4 - Pirâmide RoLP (Ratio of LowPass)

Outra estrutura de pirâmide similar à pirâmide Laplaciana é a RoLP (Ratio of LowPass), ou pirâmide de Contraste [28]. O método RoLP foi originalmente concebido para aplicações onde é necessário o realce de contornos. A pirâmide RoLP é definida por:

$$R_L = \frac{G_L}{EXPAND(G_{L+1})} \text{ para } 0 \leq i \leq N-1 \text{ e além disso } R_N = G_N$$

(4)

A figura 14 mostra um exemplo da Pirâmide RoLP.

Figura 14 - Pirâmide RoLP [28].

O contraste facilita a localização de alvos, como mostra a figura acima.

CAPÍTULO III

3. Similaridade entre a Pirâmide Laplaciana e operador Laplaciano

Existe uma similaridade na obtenção da pirâmide Laplaciana com o operador Laplaciano. “A presença de uma borda em uma imagem em tonalidades de cinza indica que existe uma mudança do nível de cinza de uma para outra região. As derivadas da mudança de nível de cinza, dentro de uma imagem como função da posição x, y , proporciona uma forma de detectar a presença de tais bordas. A Fig. 15 mostra o esboço unidimensional do perfil de distribuição dos níveis de cinza, em uma imagem 128×128 , na posição da coordenada vertical $y = 64$. O gráfico representa uma região branca no centro da imagem, circundada por duas regiões escuras e também mostra a presença de dois contornos.

Figura 15 - Perfil de distribuição de níveis de cinza na imagem [34].

Figura 16 - Derivadas do perfil da Fig. 15 - (a)-primeira; (b)-segunda [34].

A Fig. 16(a) representa a primeira derivada na direção x , para a distribuição de níveis de cinza, sendo a inclinação proporcional à amplitude da variação ou descontinuidade. A magnitude dessa derivada pode ser utilizada para detectar a presença de bordas. A Fig. 16(b) mostra a relação entre os dois contornos da Fig. 15 e a segunda derivada.

Nas transições de escuro para claro, o sinal da derivada segunda muda de positivo para negativo, enquanto na transição de níveis de cinza, de claro para escuro, a derivada segunda muda de negativo para positivo. A magnitude da segunda derivada também pode ser usada para detectar a presença de um contorno acentuado.

Diferentemente da primeira derivada, a qual produz apenas um pulso por borda, a derivada segunda produz dois pulsos por borda. Entre as duas, a segunda derivada é muito mais sensível à detecção de bordas. Entretanto, ela também é muito sensível à presença de ruídos.

Em duas dimensões, o exemplo de detecção de bordas por derivadas, mostrado nas Figs 15 e 16, requer a computação das derivadas das distribuições de níveis de cinza, nas direções x e y . Isto forma um vetor de duas dimensões, dos valores das derivadas, em cada direção, x e y (o gradiente).

$$\nabla f(x, y) = \begin{bmatrix} f_x(x, y) \\ f_y(x, y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \\ \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Associado ao gradiente está a magnitude e sua direção, dados, respectivamente, por:

$$mag[\nabla f(x, y)] = \sqrt{f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2} \quad (6)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left[\frac{f_y(x, y)}{f_x(x, y)} \right] \quad (7)$$

θ em radianos ou graus, no sentido positivo da direção x .

Para eliminar a necessidade do uso da raiz quadrada na computação da magnitude do gradiente, a equação (6) é aproximada como:

$$mag[\nabla f(x, y)] \approx |f_x(x, y)| + |f_y(x, y)| \quad (8)$$

Existem vários modos diferentes de se obter um valor aproximado do gradiente e de sua magnitude, dados por (5) e (6). A Fig. 17 mostra os oito pixels vizinhos, ao redor do pixel situado nas coordenadas x, y . A diferença entre os níveis de cinza de pixels adjacentes pode ser usada como uma aproximação da derivada da distribuição dos níveis de cinza, na direção x :

$$f_x(x, y) = f(x, y) - f(x - 1, y) \quad (9)$$

Da mesma forma, uma aproximação para a derivada da distribuição dos níveis de cinza, na direção y , pode ser escrita como:

$$f_y(x, y) = f(x, y) - f(x, y - 1) \quad (10)$$

$f(x-1, y-1)$	$f(x, y-1)$	$f(x+1, y-1)$
$f(x-1, y)$	$f(x, y)$	$f(x+1, y)$
$f(x-1, y+1)$	$f(x, y+1)$	$f(x+1, y+1)$

Figura 17 - Os oito pixels da vizinhança de $f(x,y)$ [34].

A Fig. 16 (b) ilustra o uso da derivada segunda como um meio de detectar a descontinuidade de níveis de cinza dentro de uma imagem. O exemplo unidimensional dado nessa figura pode ser facilmente expandido para duas dimensões, usando o operador Laplaciano:

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \quad (11)$$

A versão discretizada de (11) pode ser derivada com o uso da Fig. 17, a qual decreve os oito vizinhos do pixel situado na coordenada x,y . A primeira derivada parcial, na direção x , pode ser aproximada por:

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial x} = f(x+1, y) - f(x, y) \quad (12)$$

e

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial y} = f(x, y) - f(x, y - 1)$$
(13)

Usando a diferença entre (13) e (12), obtém-se a versão discretizada da derivada segunda de $f(x, y)$, na direção x :

$$\frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} = 2f(x, y) - f(x - 1, y) - f(x + 1, y)$$
(14)

A mesma abordagem pode ser usada para se obter a primeira e a segunda derivadas parciais de $f(x, y)$, na direção y , como:

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial y} = f(x, y + 1) - f(x, y)$$
(15)

e

$$\frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} = 2f(x, y) - f(x, y - 1) - f(x, y + 1)$$
(16)

Combinando (14) e (15), obtém-se o operador Laplaciano na forma:

$$\nabla^2 f(x, y) = 4f(x, y) - f(x - 1, y) - f(x + 1, y) - f(x, y - 1) - f(x, y + 1)$$
(17)

A Fig. 18 representa a máscara filtro espacial 3 x 3, que implementa a equação 17. A detecção de bordas de uma imagem de escala de cinza, usando o operador Laplaciano, é obtida pela computação do Laplaciano em cada pixel, dentro da imagem e tomando a magnitude desse resultado. Assim, temos:

$$\text{LAPLACIANO}f(x, y) = |\nabla^2 f(xy)| \quad (18)$$

0	-1	-1
0	4	-1
0	-1	0

Figura 18 - Máscara filtro Laplaciano 3x3, definida por (18). O ponto central da figura representa o pixel da imagem que será distribuído pela vizinhança [34].

Uma outra máscara de borda Laplaciano comum é derivada da máscara tipo filtro espacial Gaussiano, expressa pela equação (19):

$$h(x, y) = e^{-\pi(x^2 + y^2)/a^2} \quad (19)$$

As derivadas de segunda ordem desse filtro, nas direções x e y, são

$$\frac{\partial h(x, y)}{\partial x} = \left(\frac{4\pi^2 x^2}{a^4} - \frac{2\pi}{a^2} \right) e^{-\pi(x^2 + y^2)/a^2} \quad (20)$$

e

$$\frac{\partial h(x, y)}{\partial y} = \left(\frac{4\pi^2 y^2}{a^4} - \frac{2\pi}{a^2} \right) e^{-\pi(x^2 + y^2)/a^2} \quad (21)$$

Substituindo (20) e (21) em (11), obtém-se o filtro Laplaciano:

$$\nabla^2 h(x, y) = \left(\frac{4\pi^2 x^2}{a^4} - \frac{4\pi}{a^2} \right) e^{-\pi(x^2 + y^2)/a^2} \quad (22)$$

A Fig. 19 mostra a máscara que se constitui no filtro espacial Laplaciano 5x5, computada através da equação 22, para $a = 2$.

Na utilização da equação (22) para gerar uma máscara de filtro espacial, o tamanho da máscara deve ser pelo menos o próximo inteiro com tamanho acima de 2.25 vezes o valor de a e a soma de todos os elementos dessa máscara deve ser zero. Na geração da máscara de filtro Laplaciano 5 x 5, apresentada na Fig. 19, o arredondamento de cada elemento obrigou que o elemento central fosse alterado de $-78/25$ para $-80/25$, para que a soma dos elementos do filtro resultasse em zero (WEEKS, 1996).

$\frac{1}{25}$	$\frac{5}{25}$	$\frac{7}{25}$	$\frac{5}{25}$	$\frac{1}{25}$
$\frac{5}{25}$	$\frac{9}{25}$	$-\frac{7}{25}$	$\frac{9}{25}$	$\frac{5}{25}$
$\frac{7}{25}$	$-\frac{7}{25}$	$-\frac{80}{25}$	$-\frac{7}{25}$	$\frac{7}{25}$
$\frac{5}{25}$	$\frac{9}{25}$	$-\frac{7}{25}$	$\frac{9}{25}$	$\frac{5}{25}$
$\frac{1}{25}$	$\frac{5}{25}$	$\frac{7}{25}$	$\frac{5}{25}$	$\frac{1}{25}$

Figura 19 – Máscara do filtro Laplaciano 5x5, definida por (22) [34].

CAPÍTULO IV

4. Reconstrução e Fusão de Imagens

De posse das pirâmides das imagens a serem fundidas, deve-se obter uma pirâmide como resultado da seleção da melhor informação contida em cada uma das imagens iniciais. Com essa pirâmide resultante, deve ser construída uma imagem no formato inicial, contendo, portanto, toda a informação relevante das três imagens iniciais.

Como anteriormente mencionado, a pirâmide Laplaciana tem a propriedade de permitir que se efetue a reconstrução da imagem utilizando o operador *expand*, dado por

$$G_{L,K}(i,j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m,n) \times G_{L,K-1}\left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2}\right)$$

$$0 < L < N, \quad 0 \leq i < CL, \quad 0 \leq j < R_L. \quad (23)$$

Este operador, entretanto, é pouco conveniente para rotinas computacionais.

Para amenizar tal complicação, foi elaborado um método que facilita a implementação da equação (23), com uma outra forma de se obter o mesmo resultado.

Iniciando-se pela imagem de menor resolução (topo da pirâmide, ou seja o nível mais alto), deve-se duplicar suas dimensões, mantendo as informações. Para duplicar as dimensões de um pixel, este deve transformar-se em quatro pixels adjacentes, passando então a imagem de 1x1 para 2x2. A repetição de um pixel quatro vezes resulta em uma imagem com a dimensão duas vezes maior que a anterior, com a mesma informação aparentando ser uma imagem de baixa resolução.

A solução para esta expansão é o emprego de um método derivado da Pirâmide Laplaciana, que consiste em dividir ou expandir a informação de um pixel para os pixels vizinhos, de forma que a quantidade de informação seja mantida de forma ponderada.

O método utilizado pode ser resumido nas operações a seguir. Utilizam-se, na demonstração de expansão (Figuras 21 a 26), as imagens dos canais infravermelho e visível, com setorização centrada no Estado de São Paulo, junto com a Região Sul do Brasil. Tais imagens foram disponibilizadas pelo IAG-USP, com horário especificado de 13:39Z, do dia 24/03/99.

Extraíram-se criteriosamente quatro subfiltros dos coeficientes do filtro utilizado inicialmente, quando da obtenção da pirâmide de imagem Laplaciana, (vide Fig. 20). Estes filtros foram então aplicados à imagem inicial, de nível mais alto da pirâmide produzindo quatro novas imagens (vide Fig. 21).

Tem-se então a imagem 21(a) com as linhas ímpares e colunas pares, a imagem 21(b) com colunas pares e linhas ímpares, a imagem 21(c) com colunas ímpares e linhas pares e a 21(d) com colunas e linhas pares, todas com duas vezes o formato da imagem inicial.

Figura 20 - Obtenção dos subfiltros [28].

Figura 21 – Mosaicos parciais que, somados, formam imagem 64x64.

Ao somar tais imagens parciais (mosaicos), obtém-se a imagem resultante de nível abaixo (K-1), duplicando o formato da anterior, ou seja, a imagem original é expandida.

Figura 22 – Resultado da soma dos mosaicos da Fig. 21.

Prosseguindo, essa imagem expandida deve-se somar à imagem de mesmo formato da pirâmide, obedecendo à equação (3), $L_L = G_L \text{ EXPAND}(G_L + 1)$.

Figura 23 – Soma da imagem da Fig. 21 com a imagem de mesmo formato na pirâmide.

Como novo exemplo, repetiram-se os passos anteriores (vide Figs 24, 25 e 26), desta vez para a imagem de nível mais abaixo na pirâmide e, portanto, de formato maior, 256 x 256.

(a)

(b)

(c)

(d)

Figura 24 – Idem à Fig. 21, mosaicos de formato 256 x 256

Figura 25 – Resultado da soma dos mosaicos da Fig. 24

Figura 26 – Soma da imagem da Fig. 25 com imagem de mesmo formato, na pirâmide.

Finalmente, efetuando os mesmos procedimentos, pode-se obter uma imagem no formato inicial, de 512x512 pixels, que contém a informação das duas, três ou mais imagens, sendo, portanto, a imagem resultante de fusão.

No presente caso, como critério de seleção para fusão, optou-se por tomar, dentre os pixels correspondentes de cada imagem, o de maior intensidade.

CAPÍTULO V

5. Aplicações

Como exemplo, foram selecionados alguns eventos com duas ou três imagens de satélite de canais diferentes e de um mesmo horário, obtendo-se, com a fusão, uma imagem que agrega todas as informações para uma tomada de decisão quanto à previsão do tempo.

Foram escolhidos alguns casos meteorológicos significativos, especificamente as imagens do dia 15/02/99, às 15:00Z, na América do Sul, dos canais infravermelho, visível e vapor d'água, do satélite GOES-8. Também foram utilizadas as imagens do mesmo satélite, dos canais visível e infravermelho do dia 24/03/99, às 13:39 Z, setorizadas no Sul/Sudeste.

De posse de tal banco de imagens, optou-se por elaborar um programa com base no software Matlab 5.2, o qual proporciona a capacidade de leitura de imagens JPG.

Para cada imagem inicial de 512 x 512 pixels é efetuada a operação de filtragem espacial seguida de eliminação de colunas e linhas. Com isso, reduz-se a sua dimensão, que no caso inicial é de 512 x 512 pixels, para a dimensão de 32 x 32 pixels, formando-se assim a pirâmide.

Obtida a pirâmide de n imagens, utiliza-se o critério da seleção do pixel de maior intensidade, dentro de cada nível, critério este sugerido na referência [7]. Vale observar que os critérios devem ser empregados de acordo com as aplicações. No presente trabalho, uma seleção do pixel de maior intensidade proporciona bons resultados, como será visto.

A Fig. 27 ilustra o processo em que uma única pirâmide é formada a partir das pirâmides de duas imagens distintas. Cada nível que irá formar essa nova pirâmide é selecionado a partir das duas pirâmides, pela análise dos padrões de contornos mais relevantes.

Figura 27 – Processo de fusão pelo método da Pirâmide [28].

Após a seleção do pixel de maior intensidade em cada nível das pirâmides, obtém-se uma nova pirâmide, composta de informações de todas as imagens a serem fundidas. Deve-se então efetuar a reconstrução da imagem a partir da pirâmide composta, até o seu formato original, nível zero iniciando com um processamento na imagem de nível mais alto. Esse processamento deve ser efetuado conforme indicado em SIMS (1997), valendo-se do processo de obtenção da pirâmide Laplaciana. Um pixel é quadruplicado, sendo os valores de sua intensidade espalhados por sua vizinhança, gerando quatro pixels, da forma apresentada na Fig 28.

A Fig. 28 mostra como cada subfiltro é aplicado a uma imagem para a obtenção de 4 pixels na imagem expandida.

Figura 28 – Processo de expansão de uma imagem utilizando o operador expand [29].

A figura 29 traz a representação gráfica do processo de reconstrução.

Figura 29 – Reconstrução de uma imagem a partir de uma pirâmide Laplaciana [28].

Durante todo o processo, a cada operação de imagens é necessário que se faça uma normalização dos histogramas de cada imagem, para que os resultados sejam coerentes, tendo em vista que para cada imagem temos uma amplitude diferente de níveis de cinza. Como está se efetuando uma fusão, isso deve ser considerado.

É mostrado a seguir um fluxograma do processo de fusão de imagens.

Figura 30 (a) – Início do processo: criação da pirâmide
Elimina colunas e linhas–Diminui a resolução da imagem

Figura 30 (b) -Formação da pirâmide composta.

Figura 30 (c) – Reconstrução da
imagem - fusão

O resultado da fusão depende da capacidade de reconstruir a imagem original pela realização da expansão e soma de todos os níveis da Pirâmide. No caso da Pirâmide Laplaciana, a imagem original pode ser reconstruída de forma exata, num procedimento que simplesmente reverte as etapas realizadas na geração da Pirâmide Laplaciana, como é mostrado em (24):

$$G_L = L_L + EXPAND(G_{L+1}). \quad (24)$$

Com esse processo de reconstrução, é possível realizar a fusão de duas (ou três) imagens distintas, a partir de suas pirâmides.

A seleção de padrões é a etapa mais importante, produzindo diferenças significativas no resultado da fusão. Dependendo do método de fusão considerado, qualquer tratamento ou filtragem de imagem, antes da etapa de fusão, poderá acarretar um significativo efeito no resultado final da fusão. Se a imagem, por exemplo, tiver níveis consideráveis de ruídos e o método de fusão for direcionado para realce, conseqüentemente os ruídos serão também realçados, efeito este indesejável.

5.1. Fusão Laplaciana.

Na fusão Laplaciana, são usadas as pirâmides Laplacianas de cada imagem fonte, iniciando-se o procedimento de fusão no nível N-1. A operação Laplaciana representa o conteúdo de mudança ou derivada existente na imagem, fornecendo assim uma medida da informação contida na imagem.

Cada algoritmo de fusão utiliza medidas de saliências ou variações de intensidade de níveis de cinza na imagem para decidir qual pixel das fontes envolvidas contribui para a melhor informação. A maneira mais simples para uma tomada de decisão é considerar que “a saliência” de um padrão é proporcional à sua amplitude. A maior amplitude é o critério utilizado na seleção da fonte de dados, que irá contribuir para a formação da imagem fundida, sendo que a medida da magnitude para a fusão Laplaciana utiliza uma área local de 11 x 11 pixels dada por:

$$S(i, j, L) = \sum_{m, n=-5}^5 p(m, n) |D(m + i, n + j, L)|,$$

onde

$$0 < i \leq CL, 0 < j \leq R_L.$$

(25)

Figura 31: Imagem infravermelho (IR) [28].

Figura 32: Imagem de TV [28].

No caso do nível mais elevado da pirâmide onde o nível Gaussiano é usado em lugar do nível Laplaciano, de vez que não há representação Laplaciana disponível, a informação é combinada na forma de uma média ponderada.

A Fig. 31 mostra a imagem do canal infravermelho (IR) e a Fig. 32 apresenta as imagens de TV a serem fundidas. Os resultados da fusão Laplaciana são mostrados na Fig. 33.

Figura 33: Resultados da Fusão Laplaciana [28].

5.2. Fusão RoLP.

Após a criação da pirâmide RoLP das imagens a serem fundidas, uma nova pirâmide RoLP composta é criada pela seleção das saliências de cada imagem, dada por:

$$\begin{aligned}
 R_{\text{combinado}}(i, j, L) &= R_A(i, j, L), \\
 &\text{se } |R_A(i, j, L) - 1| > |R_B(i, j, L) - 1| \\
 &= R_B(i, j, L), \text{ em caso contrario}
 \end{aligned}
 \tag{26}$$

A imagem fundida final é gerada a partir da pirâmide composta, utilizando-se o mesmo processo de expansão e adição usado para a pirâmide Laplaciana. A imagem resultante da fusão pode ser vista na Fig. 34.

Figura 34: Resultados da Fusão RoLP [28].

5.3. Análise dos Resultados de Fusão.

A Fig. 35 traz uma imagem do canal infravermelho (IR), com a respectiva imagem de TV, mostrada na Fig 36. Visualmente, o método da Fusão RoLP apresenta resultados mais nítidos, como é mostrado na Fig. 37. Os resultados para a Fusão Laplaciana são altamente variáveis, com uma grande dependência do tipo de pré-processamento realizado nas imagens de entrada. Vários tipos de pré-processamento podem ser utilizados nas imagens de entrada, como escalonamento, normalização de histogramas e correção do desvio médio e desvio padrão, para valores fixos. Esta última operação pode gerar um melhor resultado visual para a fusão Laplaciana, como é mostrado nas Figs. 38 e 39. A análise é extraída de SIMS (1997).

Figura 35: Imagem infravermelho (IR) [28].

Figura 36: Imagem de TV [28].

Figura 37: Fusão RoLP [28].

Figura 38: Fusão Laplaciana com um alvo perdido[28].

Figura 39: Fusão Laplaciana com todos os alvos[28].

CAPÍTULO VI

6. Resultados preliminares de aplicações do método de fusão

6.1. Fusão de imagens de vários canais, para visualização em centros meteorológicos.

Utilizou-se, conforme já mencionado, o Software Matlab 5.2, para aplicação do algoritmo dos filtros correspondentes, tendo-se efetuado a fusão das imagens dos canais visível e infravermelho, do satélite GOES, no horário das 13:39Z, do dia 24/03/99, no setor do Estado de São Paulo, INPE-IAG-USP, mostradas nas Figs. 40 (a),(b) e (c), com os seguintes resultados comparativos:

Figura 40: Resultado da fusão das duas imagens

6.1.1. Comentários sobre a fusão das imagens dos canais visível e infravermelho.

De modo geral, as nuvens de substancial desenvolvimento vertical aparecem como áreas claras nas imagens do canal infravermelho e do canal visível. As nuvens bastante altas encontram-se espalhadas horizontalmente, ou seja, os cirros aparecem mais claros no canal infravermelho (por estarem em altitude elevada) e mais escuros (cinza em tonalidade acentuada em maior ou menor grau), no canal visível.

Já as nuvens em níveis intermediários, de caráter estratiforme ou cúmulos de pouco desenvolvimento apresentam distintas combinações de gradações de cinza nos dois canais.

No exemplo da Fig. 40, a área C mostra-se clara na imagem do canal visível, indicando desenvolvimento vertical e clara na imagem do canal infravermelho, indicando topo elevado. O meteorologista, comparando essas áreas em cada imagem, conclui tratar-se da presença de nuvens cumulonimbus, geradoras de chuva intensa. Com a fusão, (Fig. 40c) a área mostra-se clara, indicando diretamente a presença da nuvem pesada.

Já a área C', logo a sudoeste da área C, apresenta-se clara na imagem do canal infravermelho, indicando nuvem alta, mas está cinzenta na imagem do canal visível, revelando nuvem de pouca espessura, de textura esgarçada e indicando nuvem de natureza estratiforme. A conclusão é de que se trata de nebulosidade tipo altostratos.

Na fusão a área aparece cinza indicando diretamente o caráter estratiforme das nuvens. As áreas D, destacadas no canal infravermelho, são outro exemplo dessa situação, não sendo evidentes no canal visível. A área a oeste do Estado do Paraná apresenta nuvens desenvolvidas na vertical, claras no canal visível e no infravermelho, o que pode ser visto imediatamente na imagem fundida.

A área B, na região centro-leste do Estado do Paraná e suas adjacências, apresenta uma situação particularmente interessante. As áreas mais claras, coincidentes no canal visível e infravermelho, são destacadas na fusão – diferenças de tamanhos (maior no infravermelho), sendo provocadas em grande proporção pelas distintas resoluções dos sensores: 1 km no canal visível e 4 km no canal infravermelho (na vertical do satélite). A região relativamente grande, onde se embutem essas áreas mais claras de acentuado desenvolvimento vertical, mostra nuvens com brilho médio no canal visível, indicando

certa espessura. Essas nuvens apresentam cinza mais escuro no canal infravermelho, caracterizando de altitude média. Isto configura uma nebulosidade de tipo estratos.

No entanto, verifica-se na região estratiforme uma certa estrutura horizontal com alinhamentos e nucleações, revelada pelas manchas de brilho relativo no canal visível (no canal infravermelho essa estrutura é pouco aparente). Na imagem fundida, a textura aparece com boa definição.

O reconhecimento das nuvens fica então consideravelmente agilizado e facilitado para os meteorologistas, o que é particularmente importante para a denominada previsão imediata, que envolve a descrição da situação presente e sua solução a um prazo bastante curto.

Em seguida, efetuou-se a fusão de três imagens do mesmo satélite, utilizando as imagens originais do INPE, abrangendo a América do Sul, no horário das 15:00Z, do dia 15/02/99, mostradas na Fig. 41.

(a)

Imagem infravermelho original

(b)

Imagem visível original

Figura 41: Fusão de três imagens

6.2 - Comentário sobre a fusão das imagens dos canais visível, infravermelho e vapor d'água.

Outro exemplo de fusão é mostrado adicionando-se a imagem de vapor d'água na fusão, abrangendo uma área bem maior, em escala continental, cobrindo uma grande diversidade climática.

Destacam-se nas três imagens dois núcleos intensos nos extremos superiores de Mato Grosso. A imagem fundida reproduz bem essa situação. Em seguida, enfoca-se a frente sobre o oceano na altura do litoral paulista. Enquanto a imagem do canal visível indica brilhos semelhantes para a frente e uma faixa pós-frontal, as imagens do canal infravermelho e vapor d'água indicam nebulosidade baixa e umidade de média para baixa. Na imagem fundida, fica claramente reproduzida menor significância da nebulosidade pré-frontal.

Finalmente avalia-se a área de nebulosidade sobre a Argentina, ao sul de Buenos Aires, que constitui a parte continental de uma frente francamente definida na região. A imagem no canal infravermelho sugere nebulosidade mais alta, enquanto a do canal visível indica pouca espessura e a do vapor d'água aponta concentração média de vapor. A imagem fundida indica nebulosidade intermediária, em geral, mas destaca segmentos mais

intensos compatíveis, particularmente, com a imagem no canal visível. Nota-se que a imagem fundida engloba os aspectos mais significativos de cada uma das imagens espectrais originais, facilitando substancialmente a análise meteorológica.

Nas fusões de imagens até aqui executadas, foram aplicados filtros passa-baixa, mais precisamente o filtro apresentado na Fig. 42.

$\left[\frac{1-a}{4}\right]^2$	$\left[\frac{1-a}{16}\right]^2$	$\frac{1-a}{4}$	$\frac{1-a}{16}$	$\left[\frac{1-a}{4}\right]^2$
$\frac{1-a}{16}$	$\frac{1}{16}$	$\frac{a}{4}$	$\frac{1}{16}$	$\frac{1-a}{16}$
$\frac{1-a}{4}$	$\frac{a}{4}$	a^2	$\frac{a}{4}$	$\frac{1-a}{4}$
$\frac{1-a}{16}$	$\frac{1}{16}$	$\frac{a}{4}$	$\frac{1}{16}$	$\frac{1-a}{16}$
$\left[\frac{1-a}{4}\right]^2$	$\left[\frac{1-a}{16}\right]^2$	$\frac{1-a}{4}$	$\frac{1-a}{16}$	$\left[\frac{1-a}{4}\right]^2$

Figura 42– Filtro Gaussiano em função de a [34].

O filtro passa-baixa, apresentado na Fig. 45, é indicado como sugestão em WEEKS (1996), onde, para o fator a , constante na figura, com variação estabelecida entre 0.3 a 0.6 , escolheu-se o valor médio de 0.45.

Conforme proposto originalmente apresentou-se a visualização de duas ou mais imagens fundidas em uma só. Neste caso, isto foi realizado demonstrando a possibilidade de se obterem resultados significativos na aplicação de fusão de imagens em área tão relevante como a meteorologia.

Verifica-se assim que, do mesmo modo como tal fusão facilita ao operador de um armamento (tanque) a identificação de um alvo e a conseqüente decisão de disparar ou não sobre ele, também facilita aos pesquisadores e meteorologistas o reconhecimento de

padrões importantes para a análise meteorológica, acelerando o processo de tomada de decisões nos prognósticos de tempo.

Em seguida a essa aplicação meteorológica, explorou-se a identificação de dois fenômenos específicos de grande relevância na área. A identificação do primeiro fenômeno, baseou-se no trabalho de Ferreira et al, (1998), envolvendo imagens de dois canais do satélite GOES-8 e objetivando a detecção de nevoeiros. Finalmente a identificação do segundo fenômeno, refere-se à separação de nuvens em uma imagem segundo critério de ser ou não precipitante. Tal separação, efetuada após a fusão de alguns canais, tem como objetivo detectar apenas as nuvens que estão gerando chuva.

Essa é uma aplicação de repercussão das mais significativas para a determinação da precipitação por satélite, sendo de importância muito particular para o Brasil, já que a chuva é a variável de maior interesse em nossas regiões, e o Brasil, pela sua situação geográfica e vasto território, é bastante dependente de informação por satélites.

No momento de execução dessa aplicação, ou seja, na separação de nuvens precipitantes, foi efetuada uma comparação com imagens de radares meteorológicos, proporcionando mais uma forma intercambiável de calibração de métodos e equipamentos, podendo melhorar as medidas de precipitação.

Quanto a de detecção de nevoeiros, utilizando a fusão de imagens dos canais 2 e 4 do satélite GOES-8, trata-se de exemplo significativo da aplicação meteorológica da fusão de imagens.

Os nevoeiros – nuvens compostas por gotículas microscópicas próximas à superfície – são uma ocorrência comum durante o inverno nas regiões Sul e Sudeste do Brasil e podem provocar uma redução de visibilidade que tem como resultado sérios problemas para os transportes marítimos, aéreos e rodoviários (FERREIRA et al., 1998). Sua identificação – e conseqüentemente monitoramento – tem, pois, destacada importância. A utilização de imagens de satélite para esse monitoramento apresenta vantagens, tais como a disponibilidade de uma visão espacial abrangente da área atingida pelo fenômeno e a possibilidade de acompanhá-lo desde seu início até sua dissipação. Uma técnica de satélite empregada com êxito para tal objetivo e que se caracteriza por sua rapidez e simplicidade, baseia-se na combinação entre as imagens do satélite geoestacionário GOES-8 obtidas nos canais 2 e 4.

Essa combinação baseia-se nos conceitos de temperatura de brilho, e é definida como a temperatura de um corpo negro que irradiaria a mesma quantidade de energia que o corpo em consideração, numa dada faixa de comprimento de onda e de refletância, que é a quantidade de energia refletida pelo corpo [10].

Para o período noturno, a combinação constitui a diferença entre as imagens que mapeiam as temperaturas de brilho nos citados canais 2 e 4. Em função das propriedades radiativas das nuvens, as de gotas d'água emitem mais no canal 4 que no 2. Se a diferença entre os canais 4 e 2 for positiva, o fenômeno é identificado como nevoeiros e/ou extratos; se negativa, como cirros, que são nuvens de cristais de gelo. No caso do período diurno, a combinação apresenta maior complexidade, envolvendo, além da emissão de energia pelas nuvens, a energia por elas refletida.

Em vista do escopo do presente trabalho, que enfoca a questão da fusão de imagens, elaborou-se a fusão apenas para o período noturno, suficiente para a exemplificação pretendida. A seguir, apresentam-se dois exemplos de fusão de imagens envolvendo nevoeiros na região sul/sudeste, em horários noturnos, mais precisamente, às 05:45Z, (hora local + 3) com sua correspondente fusão, apresentada nas Figs 46 a 54. As imagens básicas utilizadas compõem as Figs 43, em que estão mapeadas temperaturas de brilho, apresentadas em níveis de cinza, correspondentes ao canal 2 – centrado em 3,9 microns, no infravermelho próximo, e 44, ao canal 4 – centrado em 10,7 microns, no infravermelho termal.

6.2.1 - Primeiro processamento – fusão usando critério do pixel de maior intensidade.

Figura 43: -Imagem nevoeiro canal 2

Figura 44 - Imagem nevoeiro canal 4

Figura 45 – Resultado da fusão-pixel de maior intensidade

Na Fig. 45, nota-se uma região mais brilhante que supostamente se encontrava sob a ação de nevoeiros. O realce da região dá uma indicação da possível cobertura de nevoeiros. Nota-se, na parte inferior esquerda, estendendo-se para o centro da imagem, a área cuja cobertura será identificada como nevoeiro.

6.2-2 – Segundo processamento - fusão usando a diferença pixel a pixel

Figura 46– Imagem nevoeiro do canal 2.

Figura 47- Imagem nevoeiro do canal 4.

Figura 48- Imagem resultante da fusão - diferença de canais

Figura 49 – Resultante processada para salientar contornos

Figura 50– Sobreposição, localizando os nevoeiros

Figura 51– Sobreposição entre linhas de contornos geográficos e nevoeiros

A diferença pixel a pixel é semelhante ao procedimento utilizado em Ferreira et al, (1998), porém a aplicação de algoritmos de fusão resulta num claro delineamento da área de nevoeiros. Desse modo, o fenômeno já se apresenta devidamente identificado ao meteorologista, sem possibilidade de confundir-se com outras formações.

6.3 – Fusão de imagens separando nuvens com possibilidade de causar chuvas.

Finalmente, apresenta-se uma aplicação de fusão destinada ao monitoramento de chuvas por satélite. Esta aplicação destaca-se não só pela excepcional importância relativa da precipitação na área tropical, como é o caso do Brasil, mas também pela peculiar situação geográfica do país, com vastas áreas oceânicas adjacentes que o tornam bastante dependente de observações de satélites.

Em virtude da extrema variabilidade espacial e temporal da precipitação tropical, há necessidade da utilização de monitoramento a partir de satélites geoestacionários, que acompanham a rotação da Terra e estão sempre observando as mesmas regiões, para uma adequada amostragem da chuva nessas áreas. Tal é o caso do satélite GOES-8. Limitações

de peso, tamanho e disponibilidade de potência têm restringido os canais explorados por esse tipo de satélites às regiões do visível e infravermelho. Várias técnicas de estimativa de precipitação a partir de satélites geoestacionários, têm sido desenvolvidas utilizando essas regiões do espectro eletromagnético, com a predominância do uso do infravermelho, já que as respectivas imagens podem ser obtidas tanto de dia quanto à noite. No entanto, o parâmetro utilizado, ou seja, a temperatura de brilho do topo da nuvem, relaciona-se apenas indiretamente com os mecanismos que dão origem às partículas de precipitação. Desse modo, embora a precipitação implique alto grau em topos de nuvens frias, a existência de um topo frio não significa necessariamente que esteja havendo precipitação. Esta é uma das principais fontes de erro em quase todos os algoritmos de estimativa de chuva que se baseiam no infravermelho.

Um dos mais recentes trabalhos abordando essa questão propõe uma técnica para remoção de nuvens não-precipitantes das imagens de satélite (XU et al. 1999). O método empregado baseia-se num esquema para relacionar um determinado limiar de temperatura de brilho no infravermelho, o qual se mostra apropriado ao delineamento de áreas de nuvens onde potencialmente há precipitação. Tal método ainda é aplicado para variar o limiar de temperatura para diferentes estações e áreas geográficas, sendo ainda usado na automação para facilitar o processamento das enormes quantidades de dados de satélite disponíveis para análise, e que vêm crescendo. Dentre várias possibilidades da fusão de imagens ao longo dos procedimentos na aplicação do método, foram relacionados dois critérios do conjunto utilizado no trabalho para a discriminação chuva/não-chuva.

O algoritmo apresentado em XU et al (1999), identificado como Inductive Decision Tree – ID3 -, através de um fluxograma, Fig. V.2 , Apêndice V, mostra que tal processo executa uma fusão de imagens seguindo critérios de seleção.

Foi construído um novo algoritmo, utilizando, em seu início, a fusão de imagens efetuada na primeira aplicação do presente trabalho, e em sua parte final, uma adaptação do algoritmo ID3.

Na sequência é processada a fusão das imagens e a separação das nuvens precipitantes, que proporcionam a capacidade de visualizar a região com possibilidades de precipitação. Isto pode ser constatado no conjunto de imagens das, Figs 52 a 78. Observe-se que as imagens iniciais estão sem a grade que delimita os estados e/ou países da América

do Sul Isto é feito propositalmente, pois a presença de tais informações, nas imagens iniciais, poder acarretar distorções no processamento, enquanto que nas imagens resultantes a grade foi devidamente adicionada. As imagens sem a grade foram obtidas diretamente do INPE_CPTEC, no DSA-Divisão de Satélites e Sistemas Ambientais.

6.3.1 – Evento 1

O evento 1 trata-se da cobertura de nuvens sobre a América do Sul, detectadas pelo satélite Goes-8, no dia 01 de fevereiro de 2000 às 15 horas Z. (Hora Z, hora Zulu, hora de Greenwich).

Figura 52-Imagem infravermelho original

Figura 53– Imagem visível original

Figura 54– Imagem resultante da fusão Laplaciana das imagens das Figs 52 e 53.

Figura 55 – Resultado da aplicação do método da separação de nuvens precipitantes na América do Sul

Figura 56– Setor da Fig. 55, correspondente à região do Estado de São.Paulo

Figura 57– Ampliação do setor da Fig. 56, abrangendo o Estado de São Paulo

Nas figuras a seguir, são vistas as imagens do Radar IPMet-UNESP, Bauru, do dia 01/02/00, no período das 15:00Z às 18:00Z, que demonstram que o algoritmo aplicado ao conjunto de imagens de satélite, no mesmo dia e no início do período, estimou a possibilidade de chuvas, dentro de uma determinada área e, por sua vez, o radar acusou a ocorrência das mesmas dentro da área prevista.

Imagem do Radar-IPMet-UNESP-Bauru, resultante da acumulação de chuvas das 15 até as 18:00Z, do dia 01/02/00.

Figura 58– Imagem resultante da fusão de uma série de varreduras de radar, IPMet-UNESP-Bauru-SP, acumulando 3 horas, a partir do evento coincidente com as imagens de satélite processadas anteriormente.

Figura 59– Setor da imagem anterior pseudocolorida

Figura 60– O mesmo setor, processado para realçar o contorno.

Comparando-se a Fig.57, a qual apresenta as nuvens precipitantes que resultaram da aplicação dos algoritmos, com a Fig.59, tomada como "verdade terrestre", ou seja, como o padrão de referência para nuvens de chuva, nota-se boa compatibilidade, particularmente em relação ao delineamento da cobertura da precipitação. De um modo geral, as duas faixas de chuva, estendendo-se aproximadamente ao longo da direção E-W, estão claramente presentes nas duas imagens. A Fig. 60, uma vez incorporados os limites geográficos, constitui-se no melhor resultado da fusão para verificação dos resultados da identificação de nuvens, constantes da Fig.57. A Fig.57, representa um estágio das fusões que permite o uso operacional direto pelos meteorologistas da identificação da superfície coberta pela chuva. Essa identificação, que se faz em larga escala - o que só é possível com o uso de satélites, pode inclusive ser validada em escala pequena com o uso de radar, como aqui demonstrado e executado de forma rápida com o uso apropriado dos algoritmos de fusão. Seguem mais dois exemplos ilustrativos.

6.3.2. – Evento 2.

O evento 2 trata-se de cobertura de nuvens sobre a América do Sul, detectadas pelo Satélite Goes-8, no dia 01 de fevereiro de 2000, no horário das 21 horas Z.

Figura 61–Imagem infravermelho original

Figura 62– Imagem visível original

Figura 63—Imagem resultante da fusão das imagens das Figs. 61 e 62.

Figura 64 – Resultado da aplicação do método da separação de nuvens precipitantes na América do Sul

Figura 65– Setor abrangendo o Estado de São Paulo, mostrado na Fig. 64.

Figura 66– Ampliação da Fig. 65 – região compreendendo o Estado de São Paulo.

Esta nova aplicação do algoritmo nas imagens anteriores do satélite GOES-8, evento 2, resulta na estimativa de chuvas para a região do Estado de São Paulo.

As imagens a seguir são de períodos de varredura do radar, com acumulação de três horas, posteriores ao evento citado e demonstram que tais chuvas ocorreram.

Figura 67– Idem ao evento anterior, acumulação de imagens de radar, por período de 3 horas após o evento das imagens de satélite das Figs. 61 e 62.

Figura 68– Imagem da Fig. 67, com pseudocor

Figura 69– Setor da imagem da Fig. 68.

7.3.3 – Evento 3.

O evento 3 trata-se de cobertura de nuvens sobre a América do Sul, detectadas pelo Satélite Goes-8, no dia 02 de fevereiro de 2000, no horário das 18 horas Z.

Figura 70–Imagem infravermelho original

Figura 71– Imagem visível original

Figura 72—Resultante da fusão das imagens das Figs 70 e 71.

Figura 73—Resultado da aplicação do método da separação de nuves precipitantes na América do Sul.

Figura 74—Setor abrangendo o Estado de São Paulo, extraído da Fig.73

Figura 75— Ampliação do setor da Fig. 74 — região do Estado de São Paulo.

Finalmente, como no primeiro e segundo evento, a aplicação do algoritmos nas imagens anteriores do satélite GOES-8, resulta na estima chuvas para a região do Estado de São Paulo.

As imagens a seguir são de períodos de varredura do radar, com acumulação de três horas, posteriores no caso ao evento 3.

Aquí, outra vez os resultados apresentam-se favoráveis, pois de fato ocorreram as chuvas.

Figura 76– Idem aos eventos anteriores, acumulação de chuvas no intervalo de 3 horas, a partir do evento relativo às imagens das Figs 70 e 71.

Figura 77– Imagem da Fig 76 pseudocolorida.

Figura 78– Setor da imagem da Fig. 77.

Nos eventos 2 e 3 verifica-se a mesma compatibilidade entre a imagem fundida de satélite resultante da aplicação do método de separação de nuvens e a correspondente imagem de radar obtida por acumulação de imagens em horários distintos. Os sistemas precipitantes definidos pelas imagens de radar nas Figs 69 e 78 podem ser identificados nas imagens fundidas de satélite apresentadas nas Figs 66 e 75.

8. Considerações finais

Este trabalho enfocou a aplicação de técnicas de fusão de imagens, principalmente às práticas operacionais da meteorologia. Foram inicialmente introduzidos aspectos básicos das abordagens usualmente adotadas na fusão, e apresentados procedimentos de uma técnica baseada na denominada transformada piramidal, que facilita a extração da "melhor" informação de cada imagem a ser fundida. Essa última técnica foi aplicada em três níveis fenomenológicos da meteorologia: um mais geral, envolvendo imagens de cobertura de nuvens em diferentes faixas do espectro eletromagnético; um segundo enfocando um fenômeno relevante mas em escala mais local/regional que é o nevoeiro, e um terceiro, de longa escala e referente a uma das mais importantes variáveis meteorológicas - mormente em países como o Brasil com suas vastas regiões tropicais - que é a chuva. Demonstrou-se em todos os casos a vantagem da fusão de imagens - por meio da técnica da transformada piramidal - para a disponibilização dos dados obtidos por satélites meteorológicos/ambientais numa forma diretamente assimilável e rápida, pelos meteorologistas.

Face às inúmeras possibilidades de manipulação das imagens originais, seja na fase de preparo das mesmas para a fusão - no préprocessamento - seja na de fusão propriamente dita - na aplicação dos algoritmos - há uma vasta gama de resultados possíveis, que os limites do presente trabalho restringem a uma demonstração como se objetivava originalmente.

Sem embargo, da demonstração depreende-se claramente o enorme potencial que a técnica embute para diferentes ajustes de interesse meteorológico específico.

Finalmente, cumpre alertar para o impacto que as características dos sensores impõem aos resultados.

Um exemplo é a fusão das imagens das Figs 40 (a) e (b). A diferente resolução dos sensores no canal visível (Fig. 40(a) e no infravermelho (Fig. 40(b) faz com que a imagem infravermelho da área B indique núcleos maiores do que se verifica no canal visível. Esse efeito é particularmente visível no núcleo presente na porção inferior da área B.

A menor definição desse núcleo em comparação com o núcleo situado na porção inferior da área B, na imagem resultante da fusão apresentada na Fig. 40 (c), é um dos impactos significativos da característica dos sensores.

Outro exemplo é verificado na comparação entre imagens de satélite e de radar, conforme apresentadas nas Figs 66 e 67, respectivamente.

As imagens de radar reproduzem adequadamente a chuva que está efetivamente ocorrendo, já que esse sensor – o radar – opera numa frequência de radiação especificamente sensível às gotas das nuvens com tamanho propício à precipitação. Já os sensores do satélite operando no canal visível ou no infravermelho abrangem um espectro bem mais amplo de tamanho de gotas detectando nuvens em diferentes estágios podendo ou não estar precipitando.

Essa característica desses sensores dos satélites dificulta a utilização no delineamento das áreas de chuva.

9. Referências bibliográficas.

1. ADLER R.F.; NEGRI, A.J.(1988). A satellite infrared technique to estimate tropical convective and stratiform rainfall. *Journal of Applied Meteorology*, v.27, n.1, p.30-51. jan.
2. BARRET, E.C.(1989). Satellite remote sensing of rainfall. In: TOSELLI, F., ed. *Applications of remote sensing to agrometeorology*. Dordrecht, Kluwer. P.305-26.
3. BRACEWELL, R.(1965). *The Fourier transform and its applications*. New York, MacGraw-Hill.
4. BURT, P.J.(1992). A gradient pyramid basis for pattern-selective image fusion. In: PROC. SOC. INFORM. DISPLAY
5. BURT, P. J.; KOLECZYNSKI, R.(1993) Enhanced image capture through fusion. In:PROC.ACM/SIGGRAPH, Berlin.
6. BURT, P.J.(1992) Pattern selective fusion of IR and visible images using pyramid Transforms. In:PROC. NATL SYMP on SENSOR FUSION.
7. BURT, P.J.(1983). The Laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Transactions on Communications*, v.Com-31, n.4, p.352-40.
8. DASARATHY, B.V., ed.(1998) *Sensor fusion: architectures, algorithms and applications II*. Orlando, SPIE – The International Society for Optical Engineering. (SPIE – Proceedings Series, 3376).
9. FERRARO, R.R.; MARKS, F.G.(1995). The development of SSM/I rain-rate retrieval algorithms using ground-based radar measurements. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology* -American Meteorological Society, v.12, n.4, p.755 – 70, aug.
9. FERREIRA, N.J. et al.(s.d.). *Determinação de nevoeiros sobre as regiões sul e sudeste do Brasil utilizando-se imagens multiespectrais do satélite GOES-8*. São José dos Campos-Sp, INPE.
11. GONZALES, R.C.; WOODS, R.E.(1992). *Digital image processing*. Reading, Addison-Wesley.
12. NASA – GODDARD SPACE FLIGHT CENTER.(s.d.). *Goes I-M dataBook*. Greenbelt, Maryland.

13. GOODMAN, J.W.(1968). *Introduction to fourier optics*. New York, MacGraw-Hill.
14. HART, P. (1989). Fundamentals of remote sensing. In: TOSELLI, F., ed. *Applications of remote sensing to agrometeorology*. Dordrecht, Kluwer. p.1-18.
15. HARTMUT GRASSL, H. (1989). Extraction of surface temperature from satellite data. In: TOSELLI, F., ed. *Applications of remote sensing to agrometeorology*. Dordrecht, Kluwer. p. 199-220.
16. HEARN, D.; BAKER, M.P. (1997). *Computer graphics*. New Jersey, Prentice Hall.
17. INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS - INPE - *Sistema para Processamento de Informações Georeferenciadas - SPRING* -<http://www.dpi.inpe.br/spring> (199?)
18. KLEIN, L.A.(1993). *Sensor and data fusion concepts and applications*. Washington, SPIE. (Tutorial texts in Optical Engineering, TT 14).
19. MALINGREAU, J.P. (1989). The vegetation index and the study of vegetation dynamics. In: TOSELLI, F., ed. *Applications of remote sensing to agrometeorology*. Dordrecht, Kluwer. p.285-303.
20. MANABE, S.; STRICKLER, R.F.(1964). Thermal equilibrium of the atmosphere with a convective adjustment. *Journal of the Atmospheric Sciences*, v.21, p.361-85, July.
21. MATLAB high-performance numeric computation and visualization software:reference guide.(1996). Natick, The Math Works.
22. MATLAB high-performance numeric computation and visualization software:reference guide.(1996). Natick, The Math Works.
23. OPPENHEIM, A.V., ed.(1978). *Applications of digital signal processing*. New Jersey, Prentice-Hall.
24. OPPENHEIM, .A.V.; SCHAFER, S. (1975). *Digital signal processing*. New Jersey, Prentice-Hall.
25. PRESSMAN, R.S.(1995). *Engenharia de software*. São Paulo, Makron Books.
26. SCHALKOFF, R.J.(s.d.). *Digital image processing and computer vision*.
27. SCRIBNER, D. et al. (1998). Infrared color vision: an approach to sensor fusion . *Optics & Photonics News*, p. 27-32, Aug.

28. SIMS, S.R.F.; PHIULLIPS, M.A.(1997) Target signatures consistency of image data fusion alternatives. *Optical Engineering*, v.36, n.3, p.743-54, Mar.
29. SZEJWACH, G.(1983). Satellite data: analysis techniques and applications to meteorology. In: LILLY, D.K.; GAL-CHENM, T., ed. *Mesoscale meteorology: theories, observation and models*. Reidel. p.755- 76.
30. TOET, A.; RUYVEN, L.G.; VALETON, G.M.(1990). Hierarchical image fusion, *Mach. Vis .Appl*, v.3 ,p.1-11.
31. TOET, A. (1992). Multiscale contrast enhancement with applications to image fusion. *Optical Engineering*, v.31, n.5, p.1026-31.
32. TOET, A ; RUYVEN, L.G. ; VALETON, G.M.(1989). Merging thermal and visual images by contrast pyramid. *Optical Engineering*, v.28, n.7, p.789-92.
33. XU, L, et al.(1999). A cloud-patch technique' for identification and removal of no-rain clouds from satellite infrared imagery. *Journal of Applied Meteorology*, v.38, p.1170-81.
34. WEEKS JR., A.R.(1996). *Fundamentals of electronic image processing*. Washington, SPIE / New York, IEEE Press, (SPIE/IEE Series on Imaging Science & Engineering).

APÊNDICE I

1. Filtragem Espacial

“A filtragem espacial é de grande importancia no processamento eletrônico de imagens, proporcionando um meio de remoção de ruídos e recuperação de imagens degradadas. Podem-se citar alguns tipos de filtros espaciais, como os filtros de média aritmética, média geométrica e média harmônica. Alguns desses filtros espaciais são lineares e outros, não-lineares. A filtragem espacial linear é baseada na convolução (Apêndice IV) bidimensional de uma imagem $f(x,y)$, com a resposta ao impulso do filtro $h(x,y)$. É comum referir-se à resposta ao impulso do filtro como a máscara filtro H . Os coeficientes são dispostos na máscara filtro, obedecendo às coordenadas i,j , sendo que tais valores também determinam as dimensões do filtro, como é exemplificado adiante, nas Figs I.1 e I.2.

A convolução bidimensional de uma imagem $N \times M$, com a máscara filtro H , é definida como:

$$g(x,y) = \sum_{i,j \in H} f(x-i, y-j) \cdot h(i,j) \quad (I.1)$$

onde $0 \leq x-i < N$ e $0 \leq y-j < M$. Os valores e o conjunto de elementos que definem $h(i,j)$ determinam a forma e a orientação da resposta ao impulso do filtro. Para todo pixel, dentro de uma imagem, $g(x,y)$ é justamente a soma ponderada do pixel $f(x,y)$ com seus pixels vizinhos e com os pesos encontrados pela resposta ao impulso do filtro $h(x,y)$.

A Fig. II é uma ilustração gráfica, mostrando o pixel $f(x,y)$ e seus oito vizinhos. Também a Fig. I.1 mostra um filtro $h(x,y)$ 3×3 com sua resposta ao impulso dado pelos pesos A_i . O centro do filtro é dado pela coordenada $0,0$ e os limites de x,y são definidos

como -1,0,1. Para a máscara de filtro 3 x 3, dada na Fig. I.1, a convolução espacial, conforme definida por (I.10), reduz-se a:

$$\begin{aligned}
 g(x,y) = & A_0 f(x-1,y-1) + A_1 f(x,y-1) + A_2 f(x+1,y-1) + \\
 & A_3 f(x-1,y) + A_4 f(x,y) + A_5 f(x+1,y) + \\
 & A_6 f(x-1,y+1) + A_7 f(x,y+1) + A_8 f(x+1,y+1)
 \end{aligned}
 \tag{I.2}$$

ou

$$g(x,y) = \sum_{i=0}^2 \sum_{j=0}^2 f(x-1+y-1+i) A_{(j+3i)}
 \tag{I.3}$$

onde: $A_0, A_1, A_2, \dots$ são os pesos correspondentes na máscara

As equações I.2 e I.3 são simplesmente a multiplicação de cada pixel sobre a máscara com o peso correspondente do filtro e a substituição desse valor no ponto de coordenadas (x,y). A filtragem espacial de uma imagem usando uma máscara de filtro, é executada escaneando a imagem pixel por pixel, usando (I.2) ou (I.3) na execução da operação de filtragem espacial. O conceito de filtragem espacial, usando uma máscara de filtro, pode ser expandido para qualquer tamanho ou forma desejada, requerendo-se apenas que as posições dos elementos sejam definidas, bem como seus pesos correspondentes. Máscaras de formatos arbitrários têm uma importante participação na área de filtros morfológicos e, costumeiramente, máscaras de formato retangular ou quadrado e de tamanhos ímpares, de 3 x 3, 5x 5 , por exemplo, são usadas devido à facilidade na programação. O uso de tamanhos ímpares garante que a máscara possa ser centrada em volta do pixel que está sendo processado.

Figura I.1 – Ilustração de filtro espacial usando uma máscara da vizinhança [34].

O mais comum dos filtros espaciais é o filtro de média, ou seja, um filtro passa-baixa que remove as altas frequências espaciais de uma imagem e é utilizado na redução de ruídos da imagem, sendo o mais apropriado para o ruído Gaussiano. O atributo negativo desse filtro é a produção de um efeito que resulta numa imagem opaca ou borrada.

A Fig. I.2 mostra a máscara do filtro de média 3 x 3, com todos os seus coeficientes, implementada pela colocação dos coeficientes da máscara do filtro de um dividido pelo número de elementos definidos no filtro, no caso (9).

A Fig. I.3 mostra os nove pixels correspondentes, que estão sobre a máscara nas coordenadas x, y. A substituição do valor de 1/9 em (I.3) produz a operação de filtragem para o filtro de média 3 x 3, como:

$$g(x, y) = \frac{1}{9} \sum_{i=0}^2 \sum_{j=0}^2 f(x-1+j, y-1+i) \quad (I.4)$$

onde $0 \leq x-i < N$ e $0 \leq y-i < M$. Uma inspeção mais detalhada mostra que a saída da operação de filtragem é a ponderação de todos os oito pixels vizinhos com o pixel

central, na coordenada x,y . A Equação I.4 pode ser expandida, em geral, para qualquer forma de filtro de média, como:

$$g(x,y) = \frac{1}{N_t} \sum_{i,j \in H} f(x-i, y-j) \quad (I.5)$$

onde $0 \leq x-i < N$, $0 \leq y-j < M$ e N_t é o número de elementos definidos pela máscara do filtro H .

$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$
$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$
$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$

Figura I.2 – Coeficientes de uma máscara filtro médio 3x3 [34].

Uma inspeção mais aprofundada de (I.4) mostra que x pode ser definido entre 1 e $N-2$ e, da mesma forma, y pode ser definido apenas entre 1 e $M-2$. Deve ser ignorada a linha topo e de fechamento das imagens, assim como a primeira e a última colunas. Isso é feito porque não há vizinhança para os pixels situados nas bordas da imagem em pelo menos um dos lados. Existem duas formas de abordagem na solução desse problema: a primeira é deixar de filtrar a primeira e a última linha ou coluna, o que não representa uma grande limitação, pois a maior parte da informação normalmente está no centro da imagem e não em suas bordas. A segunda forma é replicar as linhas e colunas das bordas, o que é uma elegante solução. Mas as complicações de suas implementações em programação nos levam de volta à primeira solução.

Figura I.3 – Os pixels genéricos que regem uma máscara filtro 3 x 3 [34].

A Fig. I.4 (a) mostra uma imagem de um rosto humano de 256 níveis de cinza, livre de ruídos. As figuras I.4(b), (c), (d) e (e) apresentam variações como degradação da imagem, aplicação de filtro de média 7x7, degradação da imagem com ruído sal-pimenta e, novamente, aplicação do filtro médio 7x7, respectivamente.

O desvio padrão do ruído é reduzido pela proporção de um dividido pela raiz quadrada do número de elementos do filtro. Para o caso de um filtro (de média) $n \times n$, o desvio padrão do ruído se reduz n vezes. A redução via filtro 7×7 , por exemplo, considerada ampla, é obtida com o comprometimento de borrar a imagem. Um filtro de dimensões reduzidas, por sua vez, pode ser utilizado, diminuindo o efeito de borrar a imagem; mas por outro lado, pouco ruído pode ter sido removido. A regra geral é: quanto maiores as dimensões de um filtro, mais ruído se remove, mas tornam-se mais borradas as imagens resultantes.” (WEEKS, 1996)

Figura I.4 – Exemplo de aplicações de filtros e do comprometimento entre dimensões do filtro versus eliminação de ruídos ou deterioração da imagem. A imagem (a) é a original, enquanto (b) é uma imagem com degradação por ruído Gaussiano. Já a figura (c) é a imagem resultante da aplicação de um filtro de média 7x7 sobre a imagem degradada (b). A imagem (d) é a imagem (a) degradada com o ruído chamado sal-pimenta. Finalmente, a figura (e) é a imagem resultante da aplicação do filtro de média 7x7 sobre a imagem (d). [34]

APÊNDICE II

1. Uso da segmentação na separação de nuvens nas imagens.

“Uma importante aplicação para o processamento de imagens é a segmentação em várias regiões, para a separação entre objetos e plano de fundo. Os métodos podem ser divididos em três: o primeiro é baseado em uma técnica chamada limiarização, que usa um nível de cinza pré-determinado como critério de decisão para separar uma imagem em diferentes regiões, de acordo com os níveis dos pixels. O segundo método faz uso de descontinuidades entre níveis de cinza das regiões para detectar bordas/contornos dentro da imagem. A detecção de bordas permite a separação da imagem em secções, pois as bordas indicam os limites dos objetos na imagem. Tem grande importância na obtenção de esboços para reconhecimento e identificação de objetos. Não o consideramos, todavia, propício para a nossa aplicação e, sim, mais voltado à identificação automática de alvos em armamentos. O terceiro e último método, que consiste em separar uma imagem em várias regiões, é baseado em um critério desejado. Pixels conectados e com o mesmo nível de cinza, por exemplo, são agrupados para formar uma região. O primeiro e o terceiro métodos serão detalhados a seguir.

O primeiro e o terceiro métodos são semelhantes. O primeiro separa, dentro da imagem, todas as regiões que tenham determinada característica e o terceiro, separa uma região, também com determinada característica, entretanto com pixels conectados.

Após a imagem ser segmentada em diferentes objetos, freqüentemente deseja-se identificar esses objetos usando um pequeno conjunto de descrição, reduzindo a complexidade do processo de reconhecimento total da imagem.

2. Limiarização

Limiarização é o processo de separação de uma imagem em diferentes regiões, com base na distribuição de níveis de cinza. Consideremos uma imagem contendo um objeto homogêneo e um quadro de fundo, conforme mostrado na Fig. II.1, com níveis de cinza 200 e 80, respectivamente. A separação dos pixels do objeto, dos pixels do fundo, é efetuada pela seleção de um valor K de nível de cinza, de tal forma que todos os pixels dentro da imagem com $f(x,y) > K$ serão classificados como pixels pertencentes ao objeto. Para a imagem dada na Fig. II.1, por exemplo, qualquer valor de K entre 80 e 199 separará os pixels do objeto dos pixels do fundo. A meta da limiarização é selecionar um valor que separe uma imagem em dois níveis de cinza distintos [34], tal que:

$$g(x, y) = \begin{cases} G_a & f(x, y) \leq K \\ G_b & f(x, y) > K \end{cases}$$

onde G_a e G_b são os dois níveis de cinza desejados.

(II.1)

O processo de limiarização, conforme descrito por (II.1), reduz uma imagem multinível a uma imagem contendo os dois níveis de cinza G_a e G_b . Costumeiramente, a imagem de dois níveis de cinza é referida como uma imagem binária.

Figura - II.1- Exemplo de limiarização [34].

Uma forma para a obtenção do valor limiar, e para a realização de pré e pós-tratamentos de imagens é a construção e a manipulação de histogramas (Apêndice III).

3. Segmentação baseada em regiões

O terceiro método de segmentação de imagens consiste em considerar a similaridade dos pixels da vizinhança, os quais podem ser agrupados para formar regiões, nas quais existe um fator comum entre cada pixel. O conceito básico da segmentação por regiões é que uma imagem pode ser dividida em pequenas regiões homogêneas e distintas. Deve-se considerar a decomposição espacial de uma imagem $f(x,y)$ como N pequenas regiões distintas, $R_1, R_2, \dots, R_i, \dots, R_N$, conforme mostrado na Fig. II.2 para quatro regiões separadas.

Figura II.2 – Decomposição da imagem em regiões [34].

A união de todas as regiões deve ser igual ao domínio espacial R_T da imagem original $f(x,y)$:

$$R_T = \bigcup_{i=1}^n R_i \quad (II.2)$$

Se as regiões forem distintas, a intersecção entre elas deve ser o conjunto vazio

$$\emptyset = R_i \cap R_j \quad \emptyset = R_i \cap R_j \quad (II.3)$$

O processo de divisão de uma imagem em pequenas regiões baseia-se em alguma regra determinada pela qual se agrupam os pixels de uma forma lógica. Costumeiramente, essa regra é um predicado lógico $P(R)$ e todos os pixels nas regiões da imagem, por exemplo, podem ser exatamente do mesmo nível de cinza ou, ainda, todos os pixels maiores que um dado limiar são agrupados para formar uma região. Então, o predicado é verdadeiro para todos os pixels dentro da região R_i , ou seja, todos os pixels dentro da região seguem a mesma regra de condicionamento lógico.

$$P(R_i) = \text{verdadeiro para } i = 1, 2, \dots, N.$$

(II.4)

Podem-se também empregar características falsas para excluir pixels que não atendam ao condicionamento lógico, garantindo que cada região dentro da imagem corresponda a uma área homogênea diferente, com uma característica diferente.

$$P(R_i \cup R_j) = \text{falso para } i \neq j$$

(II.5)

Apenas pixels que estejam conectados podem ser combinados para formar uma região R_i . Dois pixels P_1 e P_2 podem ser considerados conectados se uma linha puder ser desenhada entre eles e se para todos os pixels nessa linha, o mesmo características $P(R_i)$ for verdadeira. Ainda mais, os pixels definindo essa linha formam uma seqüência de vizinhos adjacentes de P_1 a P_2 . A Fig. II.3(a) mostra um exemplo de dois pixels desconectados em regiões separadas, enquanto a figura II.3(b) mostra dois pixels conectados, formando uma região (WEEKS, 1996).

Figura II.3 – (a)-Pixels desconectados; (b)-Pixels conectados [34].

4. Processo de agregação de pixels

Uma forma de dar início à segmentação por regiões, conhecida como crescimento de regiões pela agregação de pixels, baseia-se na seleção de um pixel semente, seguida pela determinação de quais pixels vizinhos adjacentes pertencem à mesma região do pixel semente. O processo inicia-se com um pixel e continua a crescer até que nenhum outro possa ser adicionado à região. O algoritmo começa com a escolha do pixel semente e o predicado desejado $P(R1)$ para a comparação com pixels da vizinhança. Esse pixel semente inicial é atribuído à região $R1$ e, em seguida, os oito pixels vizinhos do pixel semente são também atribuídos à região $R1$ se estes se apresentarem com os predicados requeridos. O processo de comparação dos oito pixels vizinhos continua até não haver mais pixels que possam ser adicionados à região. A essa altura, a região $R1$ está completamente definida e os pixels pertencentes a essa região são então removidos da imagem original, prevenindo para que não venham a ser considerados em outra iteração. Um novo pixel semente é localizado dentro da área remanescente da imagem e o processo de crescimento da região é repetido até que todos os pixels definindo a região $R2$ sejam encontrados. O processo de localizar um pixel semente seguido de crescimento da região continua até que todas as regiões sejam definidas.

Podemos utilizar vários procedimentos para determinar automaticamente o pixel semente dentro da imagem. Um deles é varrer a imagem até que o primeiro pixel que detenha o predicado desejado seja encontrado. Uma outra forma é varrer a imagem, pixel por pixel e usar o primeiro pixel encontrado que seja o nível mínimo ou máximo de cinza. Após o pixel semente ser localizado, o processo de crescimento da região pode procurar por todos os pixels conectados. Existem algoritmos recursivos que melhoram o desempenho dessa tarefa, mas o mais simples é varrer a partir do pixel semente, todos os pixels (na horizontal, vertical e diagonal) em ordem crescente de distância, tanto distância 4r4, como distância 8r8, sendo 4r4 a distância = 1, entre os quatro vizinhos adjacentes na horizontal e vertical de um pixel, e a distância 8r8, a distância = 1, entre os

oito vizinhos adjacentes também na horizontal e vertical, incluindo-se os vizinhos nas diagonais, conforme será visto a seguir.

5. Distância e Vizinhança em imagens

O uso de pixels vizinhos em um algoritmo de processamento de imagens permite localizar janelas de informação na imagem. Considere um pixel $p(x,y)$ dentro de uma imagem amostrada na coordenada (x,y) . A coleção de dois pixels ao redor, na vertical e na horizontal, é definida como os quatro vizinhos do pixel $p(x,y)$. A Fig. II.4(a) mostra o relacionamento entre os quatro pixels da vizinhança e $p(x,y)$. Esses quatro pixels da vizinhança definem o relacionamento espacial vertical e horizontal para o pixel $p(x,y)$. Similarmente, os quatro pixels vizinhos diagonais formam o conjunto de pixels vizinhos diagonais do pixel $p(x,y)$, mostrado na Fig. II.4(b)

Figura II.4 – Relacionamento espacial entre pixels: (a) vertical e horizontal; (b) diagonal e (c) união dos dois casos (a) e (b) [34].

A união do conjunto dos quatro vizinhos laterais com a dos vizinhos diagonais forma o conjunto dos oito vizinhos. A Fig. II.4(c) mostra os oito vizinhos relativos a $p(x,y)$. O conjunto dos oito vizinhos é composto de oito pixels ao redor de $p(x,y)$. O conceito de vizinhança pode ser estendido por quantos pixels da vizinhança forem necessários. É comum, por exemplo, usarem-se 24 ou 48 vizinhos (5×5 ou 7×7) em muitas técnicas de processamento de imagens envolvendo vizinhos localizados. O uso de vizinhos localizados é a chave na aplicação de métodos de filtragem espacial em uma imagem, visando a seu reforço.

6. Conectividade

A conectividade define o relacionamento entre os pixels da vizinhança e é usada para localizar bordas entre objetos, dentro de uma imagem. A conectividade, por exemplo, define a similaridade entre os níveis de cinza de pixels da vizinhança. Usualmente, a existência de pixels da vizinhança com grandes diferenças de níveis de cinza indica que eles são separados por contornos. Três tipos de conexões de pixels descrevem como dois pixels da vizinhança são relacionados: conexão-4, conexão-8 e conexão- m . Considere um pixel A, que é vizinho do pixel B. Dois pixels A e B são de conexão 4, desde que A seja um vizinho-4 de B e seus níveis de cinza apresentem algum critério ou predicado determinado. Um critério que pode ser usado, por exemplo, é aquele no qual todos os pixels devem estar entre $+2$ ou -2 do nível de cinza a ser considerado como parte da mesma região, dentro da imagem. A Fig. II.5(a) mostra um exemplo de conectividade 4 entre os pixels A e B, para todos os pixels com um nível de cinza de 5. A conectividade 4 dá apenas os caminhos vertical e horizontal a serem traçados a partir do pixel A para B.

Figura II.5 – Caminhos de conexão de pixels na imagem, seguindo critério pré-determinado: (a) caminhos exclusivamente horizontais e verticais; (b) caminhos horizontais, verticais e diagonais e (c) caminhos que excluem trechos em duplicidade.

A conectividade 8 é similar à conectividade 4, sendo que a primeira inclui os vizinhos diagonais na determinação dos caminhos de conexão. Dois pixels: A e B são de conectividade 8, desde que A seja um dos oito vizinhos de B e seus níveis de cinza satisfaçam algum critério pré-determinado. Como na conectividade 4, a 8 requer que uma regra pré-determinada seja estabelecida em relação à similaridade dos níveis de cinza entre os pixels. A principal diferença entre a conectividade 4 e a conectividade 8 é que a 8 permite o caminho diagonal na conectividade dos pixels. A fig. II.5(b) dá um exemplo de conectividade 8 entre os pixels A e B, para todos os pixels com um nível de cinza 5. Neste exemplo, existem dois caminhos entre os pixels A e B. De fato, a

conectividade 4 não existe entre os pixels A e B, desde que não existam caminhos horizontais e verticais conectando os pixels A e B e o pixel central da imagem 3 x 3.

A maior dificuldade apresentada pela conectividade 8 é que ela produz duas possibilidades de caminhos, conforme mostra o canto superior direito da Fig. II.5(b). A conectividade m elimina, entretanto, os caminhos múltiplos pela remoção do caminho diagonal, se já existe a conectividade 4 entre dois pixels. Ela efetivamente mantém a conectividade horizontal e vertical e remove o caminho diagonal. Dois pixels A e B são de conectividade m , desde que A seja um dos oito vizinhos de B, seus níveis de cinza obedecem a algum critério pré-determinado e o conjunto de vizinhos de ordem 4 de A e B não intersepte o conjunto de vizinhos de ordem 4 de B com A. A Fig. II.5(c) mostra o uso da conectividade de ordem m e a eliminação do caminho duplo que estava presente na conectividade 8, do exemplo dado na Fig. II.5(b)

No processamento de imagens são utilizadas várias formas para medir as distâncias, ou separação entre pixels, sendo uma delas a aplicação da distância Euclidiana. Dados dois pixels A e B, situados nas coordenadas (a,b) e (c,d), a distância Euclidiana é

$$r_e = \sqrt{(a-c)^2 + (b-d)^2} \quad (\text{II.5})$$

Similar à conectividade 4 e vizinhança 4, que segue apenas os caminhos vertical e horizontal no cálculo da distância entre dois pixels, a distância de ordem 4 é definida como:

$$r_4 = |a-c| + |b-d| \quad (\text{II.6})$$

A distância 4 é também referida como distância entre quadras, por ser a distância que um indivíduo deve percorrer para ir de um canto na diagonal de uma quadra da cidade para outro canto, na diagonal oposta. Se o caminho a ser executado for ao longo do passeio público então é considerado o valor 1 para cada trecho a ser

percorrido. Como de um canto da diagonal até o ponto oposto percorrem-se dois trechos, logo $r_4=2$. A Fig. II.6(a) dá as distâncias de uma quadra da cidade ou distância-4, a partir do pixel central.

Uma outra medida de distância de interesse é a distância de ordem 8, definida como:[34]

$$r_8 = \max imum(|a - c|, |b - d|) \quad (II.7)$$

A Fig. II.6(b) fornece a distância de ordem 8 do pixel central para os pixels da vizinhança. É preciso salientar que o contorno de distância constante para a medida de distância de ordem 4 é um diamante Fig. II.6(a), enquanto para a medida de distância de ordem 8, o contorno de distância constante forma um quadrado Fig. II.6(b) (WEEKS 1996).

4	3	2	3	4
3	2	1	2	3
2	1	0	1	2
3	2	1	2	3
4	3	2	3	4

(a)

2	2	2	2	2
2	1	1	1	2
2	1	0	1	2
2	1	1	1	2
2	2	2	2	2

(b)

Figura II.6 – Ilustração de aplicações de distâncias: (a)- de ordem 4; (b)-de ordem 8 [34].

APÊNDICE III

1. Histograma

“As imagens fundidas obtidas em nosso trabalho no item 7.1, Figs 40(c) e 41(d), apresentam um tom de névoa, próprio da informação que elas devem conter, advinda de um dos canais (vapor d’água) e tal tom de névoa é realçado pela aplicação do filtro gaussiano. Com o objetivo de amenizar tal efeito, optou-se por estudar e efetuar alguns tratamentos, lembrando que é primordial, para qualquer tratamento a ser aplicado em uma imagem, a obtenção do seu respectivo histograma.

Primeiramente são apresentados os conceitos e as definições de contraste e brilho. A manipulação dos níveis de cinza de uma imagem modifica toda a sua percepção, alterando contraste e brilho. O nível de brilho de uma imagem é percebido sobre sua escuridão ou claridade, enquanto o contraste define a diferença entre seus níveis de cinza. Tipicamente, zero ou baixo nível são identificados como intensidade escura, enquanto altos valores de níveis de cinza são identificados como níveis de intensidade clara. Como exemplo, para uma imagem de nível de cinza 256, na qual 0 é identificado como preto e 255 como branco, um nível médio de 200 implica uma imagem clara, enquanto um nível de cinza de 40 implica uma imagem escura. O contraste percebido dentro de uma imagem é o quanto ocorre de variação entre seus níveis de cinza. Uma imagem contendo um nível de cinza mínimo de 190 e máximo de 200 é uma imagem clara, com baixo contraste. De outra forma, uma imagem com um mínimo nível de cinza de 40 e máximo de 220 tem brilho médio e alto contraste.

O brilho de uma imagem é definido como a média de todos os pixels dentro dela e para uma imagem $N \times M$, e $f(x,y)$ é dado por

$$\text{BRILHO} = B = \frac{1}{NM} \sum_{y=0}^{M-1} \sum_{x=0}^{N-1} f(x,y).$$

(III.1)

A variação da média dos níveis de cinza da imagem é a medida de seu contraste. Para uma imagem $N \times M$, um método de definir o contraste é:

$$\text{CONTRASTE} = C = \sqrt{\frac{1}{NM} \sum_{y=0}^{M-1} \sum_{x=0}^{N-1} [f(x, y) - B]^2}.$$

(III.2)

Uma outra forma é

$$C = \frac{\max_{\text{inum}}[f(x, y)] - \min_{\text{inum}}[f(x, y)]}{\max_{\text{inum}}[f(x, y)] + \min_{\text{inum}}[f(x, y)]} \quad \text{para } 0 \leq x < N, 0 \leq y < M$$

(III.3)

Em WEEKS (1996) encontramos que a técnica de histograma tem um papel muito importante no realce de imagens. Tal técnica permite que, ao captar uma imagem escura e de baixo contraste, automaticamente aumente seu brilho e contraste, fazendo com que detalhes ocultos na imagem original venham à tona. O histograma de uma imagem diz muito sobre a distribuição de seus níveis de cinza. O brilho e contraste encontrados em uma imagem podem ser determinados diretamente em seu histograma. O histograma de uma imagem $N \times M$ é definido como a percentagem de pixels da imagem em relação a um dado nível de cinza.

$$h_i = \frac{n_i}{NM} \quad \text{para } 0 \leq i \leq G_{\max}$$

(III.4)

onde n_i é o número de pixels ao nível de cinza i , $N \times M$ é o número total de pixels dentro da imagem e $G_{\max}$ é o valor máximo do nível de cinza da imagem. Para uma imagem de 256 níveis de cinza, $G_{\max} = 255$.

Uma propriedade importante de um histograma é que a soma de todos os valores sobre os limites dos níveis de cinza presentes na imagem é igual a 1.

$$\sum_{i=0}^G h_i = 1$$

(III.5)

O histograma é necessário para a manipulação dos níveis de cinza para a obtenção de valores limiares numa imagem e também para o seu tratamento. O valor de limiar define a distribuição de níveis de cinza dos seus pixels. A observação do histograma de uma imagem pode localizar imediatamente o melhor valor de limiar. A Fig. III.1(a) é a imagem de um objeto quadrado claro contra um fundo escuro, que foi degradado com ruído Gaussiano. A Fig. III.1(b) é o histograma correspondente, mostrando a distribuição de níveis de cinza para essa imagem.

(a)

(b)

(C)

Figura III.1- (a)-figura de fundo escuro, com um objeto claro, degradado com ruído gaussiano; (b) – histograma correspondente; (c) resultado da binarização [34].

A estrutura bimodal desse histograma é típica de imagens contendo duas regiões predominantes de dois níveis de cinza diferentes. O primeiro modo desse histograma fornece a distribuição de pixels associados com o fundo, enquanto o segundo modo fornece a distribuição de pixels associados com o objeto quadrado. Uma inspeção do histograma mostra que a distribuição de níveis de cinza dos pixels, para ambas as regiões, tanto do fundo como do objeto quadrado, apresenta-se de forma Gaussiana, com a mesma variância, mas com média de níveis de cinza diferentes de 64 e 192. De fato, a imagem original, sem degradação era um quadrado com nível de cinza 192 contra um fundo escuro com nível de cinza 64. O histograma dessa imagem contém dois picos localizados nos níveis de cinza 64 e 192 e com altura igual à porcentagem dos pixels do fundo e do objeto dentro da imagem.

A degradação da imagem pela adição de ruído Gaussiano distribuiu os níveis de cinza associados com o objeto quadrado e o fundo. O vale entre os dois picos indica um ponto de separação entre os níveis de cinza associados com o objeto e aqueles

associados com o anteparo. Limiarizando a Fig. III.1(a) e usando (III.6) com $G_a = 0$, $G_b = 255$ e $K = 128$ produz-se a imagem binária na Fig. III.1(c). Para a maior parte, os pixels associados com o objeto quadrado foram separados dos pixels associados com o fundo.

$$g(x, y) = \begin{cases} G_a f(x, y) \leq K \\ G_b f(x, y) > K \end{cases} \quad (\text{III.6})$$

No entanto, como se pode observar na Fig. III.1(c), nem todos os pixels foram interpretados corretamente.

Como foi escolhido o limiar 128, no objeto quadrado branco aparecem alguns pixels pretos, que tinham níveis de cinza abaixo de 128. Da mesma forma, no fundo preto aparecem alguns pixels brancos que originalmente tinham níveis de cinza acima de 128. A meta é seleccionar um valor de limiar que minimize o engano na classificação dos pixels pertencentes ao objeto ou aos pixels do fundo da imagem.

Numa implementação do método [34], na Fig. III.2(a) é mostrada uma imagem de dois objetos com níveis de cinza diferentes, contra um fundo escuro, que foi degradado com ruído Gaussiano adicionado. A Fig. III.2(b) é o histograma correspondente da Fig. III.2(a), mostrando a presença de três modos. O primeiro modo, centrado em torno do nível de cinza 64, corresponde aos pixels associados com o fundo, enquanto os outros dois modos, centrados em 128 e 192, correspondem aos pixels associados com os pixels dos objetos retangular e circular.

(a)

HISTOGRAMA

(b)

(C)

Figura III.2 - (a) Figura de fundo com dois objetos, com níveis de cinza diferentes, sobre um fundo escuro; (b) histograma bimodal correspondente; (c) a possibilidade de, ao se efetuar a binarização, eliminar a imagem de um dos objetos.

A seleção de um único valor de limiarização usando (III.6) para segmentar essa imagem, pode eliminar uma das três regiões presentes, como mostra a Fig. III.2(c). A Fig. III.2(c) foi obtida usando (III.6) com $G_a = 0$ e $G_b = 255$ e um valor limiar $K = 60$, o qual está na metade do caminho dos dois picos dos dois últimos modos presentes no histograma. A operação de limiarização, em sua maior parte, eliminou o objeto retangular, exceto por poucos pixels que obtiveram níveis de cinza acima de 160, pela degradação da imagem pelo ruído Gaussiano adicionado.

Uma evolução no método de limiarização na imagem de níveis de cinza, dada na Fig. C2(a), é o uso da limiarização multinível. O que deve ser feito nesse sentido é estender (III.6) para incluir mais um valor limiar, de tal forma que

$$g(x, y) = \begin{cases} G_a & 0 \leq f(x, y) < K_1 \\ G_b & K_1 \leq f(x, y) < K_2 \\ G_c & K_2 \leq f(x, y) \leq G_{\max} \end{cases} \quad (\text{III.7})$$

onde $G_{\max}$ é o máximo nível de cinza encontrado na imagem $f(x, y)$. A Eq. III.7 segmenta a imagem em três regiões de níveis de cinza G_a , G_b e G_c .

APÊNDICE IV

1. Segmentação de nuvens

Neste trabalho é utilizado um método de segmentação de nuvens [33] para a identificação e remoção das nuvens frias, não precipitantes, a partir das imagens do canal infravermelho (IR) e do canal visível(VIS). Tal segmento de nuvem é definido como um agrupamento de pixels da imagem IR, conectados e que possuam temperatura de brilho mais fria que um dado limiar. O limiar é obtido pela combinação de campos de precipitação estimados pela observação, através de microondas e dados de IR coincidentes, nos horários de passagens dos satélites, com os respectivos sensores.

Sete critérios de segmentação de nuvens, entre eles o albedo - a relação entre a quantidade de energia eletromagnética refletida por um corpo e a quantidade incidente sobre o mesmo, freqüentemente expressa como uma porcentagem -, foram usados para descrever as propriedades da cobertura de nuvens, sendo seis baseados em imagens do canal infravermelho e um, baseado em imagens do canal visível.

O algoritmo ID3-Industive Decision Tree [33] foi usado para extrair conhecimentos estruturais de um conjunto de dados de um experimento e para produzir regras de classificação na explicitação de valores dos vários critérios de segmentação. Tais regras também podem ser usadas para explicar os princípios físicos em que se baseia a classificação de nuvens. O método foi avaliado para as Ilhas Japonesas e a circunvizinhança oceânica, usando dados do (AIP/1 - Algorithm Intercomparison Program) [33], nos meses de junho (período do experimento) e julho a agosto (período avaliado) de 1989. Os resultados da identificação de segmentos de nuvens não precipitantes foram muito bons para ambos os períodos, a despeito da mudança do regime de chuvas, de frontal para convecções subtropicais.

Perto de 20% do total dos pixels e 60% dos pixels de nuvens não precipitantes foram removidos com perdas desprezíveis em função de engano na classificação das medidas de chuvas. Mais ainda, os dados do canal visível foram notadamente úteis para

realçar a identificação dos segmentos de nuvens frias não precipitantes, contribuindo também para melhorar os resultados. Praticamente todos os critérios são baseados numa temperatura de brilho limiar, para cuja definição podemos apresentar as considerações, apresentadas a seguir.

2. Determinação da temperatura de brilho limiar do canal infravermelho

A segmentação das nuvens inicia-se com a obtenção de um limiar de temperatura do canal infravermelho em uma imagem de satélite, em conjunto com a utilização de um algoritmo de busca de pixels e suas respectivas vizinhanças, os quais devem obedecer a um determinado critério, em função da temperatura limiar. O sucesso da estimativa de chuvas, baseada na segmentação, depende criticamente da seleção do limiar do canal infravermelho.

Em Xu et al (1999), é apresentado um equacionamento de seleção de limiar, que faz uso do índice de espalhamento (SI), baseado em observações de microondas do SSM/I (Grody (1991) e Ferraro e Marks (1995)). Um índice padrão de chuvas é processado usando-se temperaturas de brilho definidas e derivadas de três canais SSM/I, polarizados verticalmente: 19,35; 22,235 e 85,5 GHz. Os índices são computados separadamente sobre a terra e sobre o mar [9], respectivamente:

$$SI_L = 451,9 - 0,44 TB_{19V} - 1,775TB_{22V} + 0,00575TB_{22V}^2 - TB_{85V} \quad (IV.1)$$

e

$$I_W = -174,4 + 0,72TB_{19V} + 2,439TB_{22V} - 0,00504TB_{22V}^2 - TB_{85V} \quad (IV.2)$$

É necessário adaptar os dados entre SSM/I e IR, tornando-os consistentes quanto à resolução e também quanto às dimensões das respectivas grades. Como procedimento, faz-se R_k ser o número estimado de pixels precipitantes através de microondas e $N_k(T)$ ser o número de pixels de uma imagem do canal infravermelho, mais frios que uma dada

temperatura limiar infravermelho, na K-ésima grade. O limiar de temperatura do canal infravermelho T^* , para a região inteira, é estimado pela minimização da seguinte equação, em função de T :

$$F(T) = \sum_{K=1}^G \left| R_K - N_K(T) \right|, \quad (\text{IV.3})$$

onde G é o número de grades na área em estudo.

No caso do experimento (Ilhas Japonesas) [33], foram encontrados os valores de 236K para junho e 241 K para julho-agosto.

3. Critérios para a segmentação de nuvens

Ao todo são sete critérios para a segmentação de nuvens, relacionados a seguir. Um deles aplica-se às imagens do canal visível e os demais, aplicam-se às imagens do canal infravermelho.

1) O primeiro deles, aplicável às imagens do canal visível, é relacionado com o albedo médio.

Os três critérios seguintes são aplicáveis diretamente às imagens do canal infravermelho.

2) Diferença entre a máxima temperatura do segmento de nuvem e a temperatura limiar do canal infravermelho, determinada anteriormente.

3) Diferença entre a média de temperatura do segmento de nuvem e a mesma temperatura limiar anterior.

4) Tamanho do segmento de nuvem (número de pixels).

Em seguida, são dados os critérios restantes, 5 a 7, com explicações visando aos seus respectivos empregos.

5) Índice de forma da nuvem (CSI - Cloud Shape Index).

O CSI é uma medida geométrica de quanto a forma de um segmento de nuvem desvia da forma circular. É definido como a razão entre a inércia geométrica do segmento e a inércia de uma área circular que tenha o mesmo tamanho.

A inércia geométrica é definida como:

$$I = \sum_{i=1}^N P \left[(x_i - G_x)^2 + (y_i - G_y)^2 \right], \quad (\text{IV.4})$$

onde (x_i, y_i) são as coordenadas do pixel i e (G_x, G_y) é o centro geométrico do segmento de nuvem. Se I_0 é a inércia geométrica de uma área circular com as mesmas dimensões, o CSI é dado por:

$$CSI = \frac{I}{I_0}. \quad (\text{IV.5})$$

6) Gradiente de temperatura no contorno (BTG - Boundary Temperature Gradient)

Esse critério é a medida do gradiente de temperatura, ao longo do contorno de um segmento de nuvem. ADLER e NEGRI (1988) verificaram que o gradiente de temperatura do topo da nuvem é eficiente na identificação de nuvens cirros não precipitantes.

O fator μ explicita com que intensidade a temperatura decresce enquanto se afasta perpendicularmente à tangente do contorno da nuvem. A medida é efetuada contando-se o número n de pixels que estejam numa temperatura T (em Kelvin) acima de T^* (temperatura limiar da região) + 15K, ao afastar-se, então o fator μ é definido como:

$$\mu(n) = \begin{cases} 1.0 - n/5 & 0 < n < 5 \\ 0 & \text{if } n > 5. \end{cases}$$

(IV.6)

O BTG é calculado, então, como a temperatura média gradiente para todos os pixels do contorno do segmento de nuvem

$$BTG = \frac{1}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} \mu(n_i),$$

(IV.7)

onde N_B é o número de pixels do contorno do segmento de nuvem e $\mu(n)$ é a função da inclinação para o pixel de contorno i .

7) Entropia máxima (MENT - Maximum Entropy)

Esse critério textural é processado a partir de um conjunto de matrizes de $H_{d, \phi}$ ocorrências simultâneas de níveis de cinza (temperatura do canal infravermelho), contendo elementos $h(i,j)$, como estimativa das probabilidades, com as quais os níveis de cinza i e j possam ser localizados a uma distância d e um ângulo ϕ [33]. A matriz H delinea, portanto, a informação textural de uma imagem em várias escalas e direções.

Muitas características obtidas pela matriz H podem ser utilizadas para classificar as propriedades dos topos das nuvens [33]. Tais matrizes são convencionalmente definidas em uma imagem quadrada, comumente representando a distribuição espacial dos níveis de cinza de uma imagem. Para o caso de nuvens com formatos irregulares, apenas os pixels dentro do segmento são considerados. Baseado nisto, MENT é definido como o máximo valor de entropia sobre quatro direções

$$MENT = \max \{ ENT(d, \Phi) | \Phi = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ \}, \quad (IV.8)$$

onde a entropia para a distância d e o ângulo ϕ são definidos como

$$ENT(d, \Phi) = - \sum_{i,j} h(i, j)_{d,\Phi} \ln[h(i, j)] \quad (IV.9)$$

A partir dessa definição, entropia é a medida da ausência de organização ordenada em escalas distintas, enquanto baixos valores de entropia indicam uma textura lisa ou altamente estruturada. A entropia de um segmento de nuvem é, portanto, a medida da rugosidade das distribuições de temperaturas do canal infravermelho sobre a superfície da nuvem. No trabalho, a distância d foi considerada igual a 1 e os valores de MENT dos segmentos de nuvem para os meses do experimento caíram, em geral, no intervalo [2.0, 9.0]. (Xu et al, 1999)

A seguir, são apresentadas as sete curvas de distribuição do intervalo de probabilidades de chuva (IRP - Interval Rain Probability), em função de cada um dos critérios apresentados anteriormente, para o experimento efetuado nas Ilhas do Japão, no período de junho, julho e agosto de 1989, o qual constituiu a base dos dados para o trabalho de Xu et al (1999) .

Figura V.1 – Distribuições de intervalos da probabilidade de chuvas, sendo seis características de imagens do canal infravermelho e uma, de imagens do canal visível [33].

O IRP é definido como a razão entre o número de segmentos de nuvens precipitantes e o número do total de segmentos de nuvens, incluídos no intervalo de cada um dos critérios.

São apresentadas, a seguir, as linhas de comando, compondo as regras que utilizam os critérios para a separação das nuvens entre precipitantes ou não.[33]

Regras básicas para imagens do canal infravermelho:

Regra 1: Se $[Ac < 2200]$ e $[DT \text{ máx} < 25]$ e $[MENT < 6.26]$ e $[DT \text{ médio} < 6.36]$, então não chove;

Regra 2: Se $[Ac < 4000]$ e $[DT \text{ máx} < 25]$ e $[MENT < 7.23]$ e $[DT \text{ médio} < 11.12]$ e $[CSI > 1.77]$ e $[BS > 0.23]$, então não chove;

Regra 3: Se $[Ac < 2200]$ e $[DT\text{ máx} < 25]$ e $[MENT < 6.26]$ e $[DT\text{ médio} < 11.12]$ e $[BS > 0.58]$, então não chove;

Regra 4: Se $[Ac < 4000]$ e $[DT\text{ máx} < 25]$ e $[DT\text{ médio} < 11.12]$ e $[CSI > 3.0]$ e $[BS > 0.23]$, então não chove.

Regras básicas para imagens do canal visível:

Regra 5: Se $[Ac > 5]$ e $[CMA > 0.54]$ e $[DT\text{ máx} > 5]$ então chove;

Regra 6: Se $[Ac < 4000]$ e $[CMA \leq 0.41]$ e $[DT\text{ máx} < 28]$, então não chove. (Xu et. Al, 1998)

Um fluxograma ilustrando o processamento do método de segmentação de nuvens.

FIGURA V.2 – Diagrama do método de secção de nuvens [33].

Aplicações.

Figura V.3 – Ilustração de aplicação do método de secção de nuvens. (a) imagem das 0400UTC, de 5 de junho de 1989, sobre a região do Japão; (b) secções de nuvens mais frias que 236K; (c) após a remoção de pequenas secções de nuvens e também aquelas fora da área de estudo; (d) após a aplicação das regras de classificação sobre o canal infravermelho; (e) após a aplicação tanto das regras para o canal infravermelho como das regras para imagem do canal visível; (f) campo da precipitação real [33].