

MINISTÉRIO DA CIÊNCIA E TECNOLOGIA
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

INPE-8308-TDI/767

**ASSIMILAÇÃO DE INFORMAÇÃO DE RADIÂNCIAS EM
MODELOS DE PREVISÃO NUMÉRICA DO TEMPO
UTILIZANDO UM SISTEMA DE ANÁLISE OBJETIVA
ESTATÍSTICO EM ESPAÇO-FISÍCO**

Elizabeth Silvestre Espinoza

Tese de Doutorado em Meteorologia, orientada pelo Dr. José Paulo Bonatti, aprovada
em 04 de outubro de 2000.

INPE
São José dos Campos
2001

551.509

SILVESTRE ESPINOZA, E.

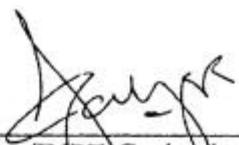
Assimilação de informação de radiâncias em modelos de previsão numérica do tempo utilizando um sistema de análise objetiva estatístico em espaço-físico / E. Silvestre Espinoza – São José dos Campos: INPE, 2000.

127p. – (INPE-8303-TDI/767).

1.Assimilação. 2,Radiâncias. 3.Previsão numérica do tempo. 4.Transferência radiativa. 5.Temperatura de brilho. 6. Satélites artificiais. 7.Sondagem atmosférica. TIROS Satélite.
I. Título.

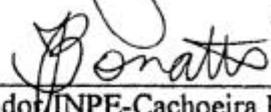
Aprovado pela Banca Examinadora em cumprimento a requisito exigido para a obtenção do Título de **Doutora** em **Meteorologia**.

Dr. Juan Carlos Ceballos



Presidente/INPE-Cachoeira Paulista/SP

Dr. José Paulo Bonatti



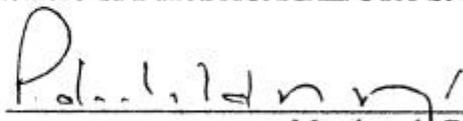
Orientador/INPE-Cachoeira Paulista/SP

Dr. Luiz Augusto Toledo Machado



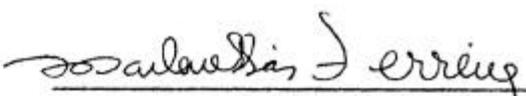
Membro da Banca/ACA/IAE/CTA-SJC/SP

Dr. Pedro Leite da Silva Dias



Membro da Banca
Convidado/IAG/USP-São Paulo/SP

Dr^a Marlene Elias Ferreira



Membro da Banca
Convidada/UNIVAP-SJCampos/SP

Candidato (a): Elizabeth Silvestre Espinoza

São José dos Campos, 04 de outubro de 2000.

Todavia virão momentos
E haverá tempo para descobrir que,
Sempre na vida o homem
E a ciência, se procuram

Elizabeth,2000

Para,
Leonardo, Meu filho;
José, Meu marido; por
Seu Amor e Compreensão

AGRADECIMENTOS

Chegar ao final....sentir a satisfação de Ter dado mais um passo... e mais ainda sabendo que durante o desenvolvimento deste trabalho existiram pessoas que de forma direta ou indireta ajudaram, por isso agradeço:

Ao Dr. José Paulo Bonatti, pela confiabilidade e apoio durante o desenvolvimento do trabalho.

Ao Dr. Arlindo da Silva, da DAO/NASA, pelos ensinamentos e apoio computacional durante o desenvolvimento deste trabalho.

À Dra. Joanna Joiner, da DAO/NASA pelos ensinamentos, e ajuda insubstituível no desenvolvimento deste trabalho.

Ao Jonas Tamaoki, pela ajuda no aspecto computacional dentro do CPTEC.

AO Wanderley Oliveira, pelo suporte computacional dentro do CPTEC.

Ao pessoal de suporte em computação do CPTEC, pelos eficientes serviços prestados para a culminação deste trabalho.

A todos os amigos que de alguma maneira sempre estiveram presentes e ajudaram o desenvolvimento do trabalho

Em adição agradeço ao CNPq que viabilizou a execução da pesquisa através do suporte financeiro proporcionado.

RESUMO

A utilização de informação de radiâncias pode ser realizada de duas maneiras dentro do processo de assimilação: uma que envolve a assimilação direta de radiâncias ou processar a informação de radiâncias para obter parâmetros geofísicos, tais como temperatura e umidade que são assimiladas posteriormente. O segundo processo é uma inversão do modelo de transferência radiativa que é mal-condicionado, é que esta relacionada com a primeira estimativa. Neste trabalho são usadas as técnicas variacionais de assimilação: unidimensional (1D-Var) e tridimensional (3D-Var), para comparar os dois processos de assimilação que envolve informação de radiâncias para o Hemisfério Sul, numa região compreendida entre 10°N a 35°S e 35°W a 80°W. Estas técnicas foram implementadas e comparadas em um sistema de assimilação unidimensional e tridimensional, usando dados simulados para os sensores do TOVS 15 (HIRS e MSU) que são sensores que nos dão o perfil vertical em forma de radiâncias, relacionadas com as variáveis de geopotencial e razão de mistura. Os resultados obtidos mostram que a assimilação direta de radiâncias tanto para o caso 1D-Var como para o caso 3D-Var têm valores do Erro da Análise expressa como desvio-padrão ligeiramente menores que os obtidos para a assimilação de dados recuperados; do ponto de vista computacional o custo para assimilação direta de radiâncias foi menor que para assimilação de dados recuperados.

ASSIMILATION OF RADIANCES INFORMATION IN NUMERICAL WEATHER PREDICTION MODELS USING A PHYSICAL SPACE STATISTICAL ANALYSIS SYSTEM

ABSTRACT

The use of radiances in data assimilations systems can be of two forms: direct assimilation, or they may be pre-processed to retrieve geophysical parameters, like temperature or humidity for subsequent assimilation. The second process involved the inversion of a radiative transfer equation that is ill-posed, and therefore requires the use of prior information. In this work the variational techniques 1D-Var and 3D-Var are used in order to compare the two process of data assimilation (directly or retrievals) in the South Hemisphere, in the area delimited by 10°N to 35°S and 35°W to 80°W. These techniques are implemented and compared in a one-dimensional and three-dimensional assimilation system using simulated data from the TOVS 15 (HISR and MSU) infrared-temperature profiling instruments in relation with the parameters of geopotential and mixing ratio. The analysis error patterns indicated for both 1D-Var and 3D-Var radiance analysis have similar errors than the retrievals case. The computational cost for the radiance assimilation is also less than the retrieval option.

SUMÁRIO

	<u>Pag.</u>
LISTA DE FIGURAS	
LISTA DE TABELAS	
LISTA DE SÍMBOLOS	
CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO.....	21
CAPÍTULO 2 – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	25
CAPÍTULO 3 – TEORÍA ESTATÍSTICA DA ASSIMILAÇÃO.....	35
3.1 – ANÁLISE ESTATÍSTICA.....	35
3.1.1 – Análise Variacional de Uma Dimensão -1D-VAR.....	40
3.1.2 – Análise Variacional de três Dimensões -3D-VAR.....	41
3.1.3 – Análise de Autodecomposição Parcial -3D-PED.....	44
3.2 – FORMULAÇÃO DA MATRIZ DE COVARIÂNCIA DOS ERROS.....	47
3.2.1 – Formulação dos Erros Estatísticos da Previsão.....	48
3.2.2 – Formulação dos Erros Estatísticos da Observação.....	48
3.3 – SISTEMA DE ANÁLISE ESTATÍSTICO EM ESPAÇO-FÍSICO.....	49
CAPÍTULO 4 – TEORÍA SOBRE AS RADIANCIAS NA ASSIMILAÇÃO.....	51
4.1 – SOBRE OS DADOS DO TOVS.....	51
4.2 – RADIANCIAS NO PROCESSO DE ASSIMILAÇÃO DE DADOS.....	54
4.3 – MODELO DE TRANSFERÊNCIA RADIATIVA.....	55
CAPÍTULO 5 – DADOS E METODOLOGIA.....	61
5.1 – DADOS.....	61

5.2 – METODOLOGIA	61
5.2.1 – Variáveis de Estado	64
5.2.2 – Matriz de Covariância para os Erros de Observação e Previsão	65
5.2.2.1 – Matriz de Covariância do Erro da Previsão	65
5.2.2.2 – Matriz de Covariância do Erro da Observação	67
5.2.3 – Modelo de Transferência Radiativa	69
5.2.3.1 – Método de Seleção de Áreas por Tipo e Cobertura de Nuvens	71
5.2.3.2 – Aproximação do FOV Adjacente	72
5.2.4 – Processo da Assimilação e Erros da Análise	73
5.2.4.1 – Assimilação Direta de Radiâncias	74
5.2.4.2 – Assimilação de Dados Recuperados	76
CAPÍTULO 6 – RESULTADOS	87
6.1 - MODELO DE TRANSFERÊNCIA RADIATIVA	87
6.1.1 – Jacobianos	87
6.1.2 – Radiâncias	94
6.2 - PROCESSO DE ASSIMILAÇÃO E ERROS DE ANÁLISE	97
6.2.1 - Caso Unidimensional (1D-VAR)	98
6.2.2 - Caso Tridimensional (3D-VAR)	103
6.2.3 - Caso Unidimensional para Dados Convencionais	111
CAPÍTULO 7 - CONCLUSÕES E SUGESTÕES	113
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	117
APÊNDICE A - VALORES DE DESVIO-PADRÃO DO ERRO DA ANÁLISE PARA ALGUNS PONTOS PARA 1D-VAR. E 3D-VAR	123

LISTA DE FIGURAS

	<u>Pag.</u>
4.1 – Funções-Peso para o TOVS	53
5.1 – Fluxograma Para a Obtenção da Matriz de Covariância do Erro da Análise.....	63
5.2 – Distribuição Espacial na região de Estudo das Variáveis de Estado em 850 mb: (a) geopotencial (m), (b) razão de mistura.....	65
5.3 – Estrutura Principal dos programas Desenvolvidos.....	83
6.1 – Jacobianos de Temperatura para um ângulo zenital de 51° em continente: (a) de dia, (b) de noite e (c) diferença dia-noite	89
6.2 - Jacobianos de Temperatura para um ângulo zenital de 26.5° em oceano : (a) de dia, (b) de noite e (c) diferença dia-noite	90
6.3 - Jacobianos de Umidade para um ângulo zenital de 51°em continente: (a) de dia, (b) de noite e (c) diferença dia-noite	91
6.4 - Jacobianos de Ozônio para um ângulo zenital de 51°em continente: (a) de dia, (b) de noite e (c) diferença dia-noite	93
6.5 - Temperaturas de Brilho para continente, ângulo zenital de 51°: (a) dia e noite (°K), (b) diferença dia-noite (°K).....	95

6.6 - Distribuição Espacial de Temperaturas de Brilho para três canais representativos	97
6.7 – Desvio-Padrão do Erro da Análise de geopotencial em 1D-VAR: (a) ponto 1, (b) ponto 2, (c) ponto 3 e (d) ponto 4.....	100
6.8 - Desvio-Padrão do Erro da Análise de Umidade em 1D-VAR: (a) ponto 1, (b) ponto 2, (c) ponto 3 e (d) ponto 4	102
6.9 - Distribuição Espacial do desvio-padrão do Erro da Análise para geopotencial (m) para: (a) Dados Recuperados, (b) Radiâncias.....	104
6.10 - Desvio-Padrão do Erro da Análise para geopotencial em 3D-VAR: (a) ponto 1, (b) ponto 2, (c) ponto 3 e (d) ponto 4	105
6.11 - Desvio-Padrão do Erro da Análise para Umidade em 3D-VAR: (a) ponto 1, (b) ponto 2, (c) ponto 3 e (d) ponto 4	107
6.12 - Desvio-Padrão do Erro da Análise para assimilação Direta de Radiâncias usando 1D-VAR e 3D-VAR para geopotencial(m)	109
6.13 - Desvio-Padrão do Erro da Análise para Assimilação de Dados Recuperados usando 1D-VAR e 3D-VAR para geopotencial(m)	110
6.14 - Desvio Padrão do Erro da Análise para dados convencionais: (a) geopotencial, (b) razão de mistura	114

LISTA DE TABELAS

	<u>Pag.</u>
5.1 – Número de Observações por tipo de Informação.....	62
5.2 – Desvios-Padrão de Geopotencial e Razão de Mistura utilizados para Obter a Matriz de Covariância do Erro da Previsão e do Erro da Observação	67
5.3 – Componentes para Obter o Desvio-padrão das Radiâncias, utilizada na obtenção da Matriz de Covariância do Erro da Observação para Radiâncias	69
5.4 – Freqüências Centrais para os Canais do HIRS e MSU.....	70
6.1 - Distribuição dos canais do HIRS e MSU de acordo com a maior sensibilidade.....	94
6.2 – Localização dos Pontos principais de estudo.....	99
A.1 – Valores do Erro de Desvio-Padrão do Erro da Análise para Dados Recuperados em 1D-VAR.....	124
A.2 – Valores do Erro de Desvio-Padrão do Erro da Análise para Radiâncias em 1D-VAR	125

A.3 – Valores do Erro de Desvio Padrão do Erro da Análise para Dados Recuperados em 3D-VAR.....	126
A.4 – Valores do Erro de Desvio Padrão do Erro da Análise para Radiâncias em 3D-VAR	127

LISTA DE SÍMBOLOS

Variáveis Genéricas:

w	Variável estado
e	error
P	Erro de Covariância da previsão
R	Erro de covariância da observação
H	Versão linearizada do Operador Observação
I	Operador de Interpolação numa grade de três Dimensões.

Subscrito ou sobrescrito das Variáveis Genéricas:

T	Transposta de uma Matriz
o	observado
t	verdadeiro
f	previsão
a	análise
p	dado recuperado
g	grade

Tipos de Observação:

y	radiâncias
z	dado recuperado

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

A assimilação de dados é um procedimento que combina dados meteorológicos de diferentes fontes, tais como de plataformas, de estações meteorológicas, de satélites, com a finalidade de dar a estimativa melhor possível do estado da atmosfera, num dado tempo. Séries temporais desses dados são usadas para o estudo de fenômenos meteorológicos globais, como por exemplo o El Niño. Essas medidas são usadas para inicializar os modelos de Previsão de Tempo.

O campo de assimilação de dados para as ciências do sistema Terra teve um grande impulso nos últimos. Nesta última década, o processo de assimilação de dados vem sendo o principal meio para prover as condições iniciais para modelos de Previsão Numérica de Tempo (PNT). Na atualidade, existem muitas técnicas que assimilam dados convencionais, que supostamente representam o estado real da atmosfera. A assimilação de dados convencionais é um processo que leva consigo muitos erros envolvidos, os quais poderiam ser melhorados com a assimilação de outro tipo de informação, mas que represente o estado real da atmosfera. Estes dados poderiam ser as radiâncias, que são valores do fluxo radiante de uma superfície, medidas por um satélite. Essas radiâncias representam o estado real da atmosfera e podem ser obtidas tanto em forma digital como em forma de imagem.

Nos sistemas de assimilação de dados (Data Assimilation System - DAS) dois tipos são combinados, ou seja, os dados convencionais e os dados derivados de satélite, que são principalmente perfis verticais de temperatura,

umidade e vento, obtidos a partir das radiâncias medidas pelo satélite. Uma vez que a assimilação é de grande importância para gerar as condições iniciais para modelos de PNT, muitos centros vêm atualmente se preocupando com a preparação desses tipos de dados.

Existem duas formas de assimilar as radiâncias obtidas a partir de satélite (Joiner e da Silva, 1998). A primeira é a forma mais tradicional, aquela que assimila variáveis geofísicas, obtidas a partir das radiâncias (retrievals). Nessa aproximação, as radiâncias são processadas para obter um conjunto de variáveis geofísicas, tais como perfis de temperatura e umidade, que são usadas no DAS. Esta maneira de recuperação de parâmetros geofísicos é um processo de estimação não-linear que é frequentemente mal posto e requer uma informação a priori (estimativa inicial). Os erros de recuperação, algumas vezes, são considerados como isotrópicos, estacionários e não estão correlacionados com os erros de prognóstico, o que significa que, quando se faz a recuperação de dados considera-se que as variáveis são constantes no tempo, o que não acontece com as variáveis de prognóstico, que não são constantes através do tempo. Em muitos casos, algumas dessas hipóteses são incorretas como mostra Sullivan et al. (1993). A outra forma, é a utilização das radiâncias diretamente no DAS. Esta aproximação se apresenta como uma melhoria da assimilação de dados recuperados de satélite. Nesse caso, a consideração de que os erros de radiância são estados independentes, estacionários e não-correlacionados com os prognósticos são mais justificáveis que para a assimilação de dados recuperados. Isto significa que as radiâncias expressam o estado de prognóstico, mas não como variáveis geofísicas e, portanto, não teria correlação nenhuma como variável, mas sim como representação do estado atmosférico.

Existem esquemas tradicionais de assimilação de informação de radiâncias, principalmente para dados recuperados (Pailleux, 1994). Poucos

centros têm sistemas de assimilação direta de radiâncias, podendo-se mencionar entre eles o Centro Europeu de Previsão de Tempo a Médio Prazo, (European Centre for Medium-Range Weather Forecast -ECMWF). Neste trabalho, propõe-se estudar esquemas de assimilação de informação de radiância, o que inclui a assimilação direta das radiâncias e a assimilação das radiâncias como dados recuperados (retrievals). Além do mais, para este estudo utilizar-se-á um sistema de assimilação desenvolvido recentemente e que proporciona solução das equações de forma mais simples. Este sistema é conhecido como Sistema de Análise Estatística em Espaço-físico (Physical-space Statistical Analysis System - PSAS), que foi desenvolvido pela Oficina de Assimilação de Dados (Data Assimilation Office -DAO) da Administração Nacional da Aeronáutica e do Espaço (National Aeronautical & Space Administration -NASA).

A principal questão proposta, a ser resolvida, neste trabalho é: Qual melhoria pode ser esperada com a assimilação direta das radiâncias sobre a assimilação de dados recuperados (retrievals), considerando um Modelo perfeito de Transferência Radiativa e um perfeito conhecimento dos erros das observações e da previsão. Esta questão será averiguada com a utilização dos Esquemas Variacionais de Assimilação, que permitem obter além do campo de análise, os Erros de Assimilação para cada tipo de assimilação. Estes esquemas têm como vantagem a definição prévia do Erro, tanto da observação como da previsão, e baseiam-se na minimização da relação que existe entre o campo da observação e o campo da previsão, mostrados numa função de probabilidade, conhecida como função objetiva. O processo de solução será realizado, unidimensionalmente, considerando somente a variação vertical utilizando o esquema 1D-VAR, assim como tridimensionalmente, considerando a variação horizontal e vertical utilizando o esquema 3D-VAR, tanto para Assimilação Direta de radiâncias como para Assimilação de dados recuperados, aplicados a uma região do Hemisfério Sul donde está localizada a América do Sul.

Diante do exposto, pode-se reformular a questão anterior da seguinte forma: Que melhoria pode ser esperada da assimilação de radiâncias (direta e de dados recuperados), nos modelos de Previsão Numérica de Tempo, com relação à assimilação tradicional, se os processos são iguais? Para respondê-la, os seguintes objetivos são propostos:

- a) Estudar o processo de assimilação de informação de radiâncias dentro de um sistema de Assimilação Estatística (como PSAS).
- b) Estudar o comportamento dos esquemas de assimilação propostos: 1D-VAR (assimilação de retrievals), 3D-VAR (assimilação de retrievals e/ou radiâncias) e 3D-PED (assimilação de retrievals) usando o PSAS.
- c) Estudar o impacto da assimilação de informação de radiâncias para o Hemisfério Sul.

CAPITULO 2

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Um dos primeiros autores a pesquisar as técnicas do processo de Assimilação, em Modelos de Previsão Numérica do Tempo, foi Lorenc (1986) que mediante modelos idealizados das equações de análise pode encontrar a solução dos métodos variacionais aplicados ao processo de análise. Ele também mostrou que as técnicas de assimilação são aplicadas ao processo de assimilação dependendo do tipo de informação a ser considerada importante. Assim, se dentro do processo as observações eram consideradas importantes, os métodos de correção sucessiva, suavização, splines, kriging e Interpolação Ótima seriam os mais adequados. No entanto, se previamente os Erros da previsão tinham sido definidas, expressando a exatidão do modelo, então técnicas como o filtro Kalman-bucy (Kalman 1960) seriam mais apropriadas. Também ressaltou-se que se existissem modelos mais complexos, isto é, que incluíssem alta resolução e sofisticadas representações de nuvens, chuva, radiação e camada planetária, os métodos mais adequados seriam aqueles que considerassem as correlações não-lineares, principalmente com relação aos métodos variacionais.

Lê Dimet e Talagrand (1986), fizeram um estudo comparativo de duas técnicas de assimilação, o Lagrangiano Incrementado e o algoritmo adjunto às equações dinâmicas, dentro dos métodos variacionais. Eles mostraram que ambos os algoritmos resolvem o problema da minimização, sendo que o primeiro generaliza a solução de maneira mais clássica de probabilidade condicional, enquanto que o segundo por considerar a relação das variáveis dinâmicas no processo de minimização seria o mais adequado a ser utilizado. Eles também fizeram pequenos testes numéricos com o uso desses algoritmos, concluindo que os dois algoritmos resolvem o problema não-linear, e que um

fator a ser considerado na seleção de um dos algoritmos seria o custo computacional.

Posteriormente, vários autores fizeram estudos sobre o processo de Assimilação considerando as técnicas variacionais, devido a que a especificação previa dos erros da previsão, da observação e da primeira estimativa, permitia relacionar melhor os campos considerando a não linearidade.

Derber (1987) ,que utilizou as técnicas variacionais em quatro dimensões para modelos quase-geostróficos numa grade determinada, para mostrar que o fato de o método de análise usar uma minimização standard não-linear iterativa, ajuda a encontrar a solução das forçantes do Modelo de Previsão melhor ajustadas ao processo de assimilação. Ele usou técnicas variacionais cujo princípio básico é minimizar a função de probabilidade, utilizando um algoritmo que deriva o funcional, com respeito a cada um dos valores da condição inicial. Derber, no seu trabalho, também examinou os resultados obtidos a partir da inclusão de campos provenientes do processo de recuperação de informação de satélite e concluiu que as técnicas variacionais por resolverem os problemas não-lineares são adequadas para resolver o processo de assimilação para este tipo de informação.

A inclusão da informação de satélite nos processo de assimilação foi introduzida por Eyre et al. (1989). Eles ressaltam que o uso da informação de radiâncias em modelos de Previsão Numérica do Tempo, que se limitava à utilização de dados recuperados, expressos como dados convencionais, esse processo é matematicamente, um problema mal posto. Então, baseado neste fundamento, eles sugerem a utilização direta da informação de satélite nos processos de assimilação, utilizando as técnicas variacionais que permitem

avaliar processos não-lineares, sabendo que a utilização de informação de radiâncias envolve um processo não-linear.

Nesta última década os Centros de Previsão Numérica de Tempo (PNT) vêm se preocupando com a assimilação de informação de radiâncias, tendo em vista o aprimoramento dos resultados da PNT. O processo de assimilação de dados convencionais por muitos motivos não resolve completamente o problema da assimilação para regiões onde não existam dados convencionais. Com isso, desde a década passada, a preocupação é com a assimilação de informação de satélite.

Derber (1993) mostra como a assimilação de informação de satélite tem importância na atualidade. Ele afirma que a produção de previsão do tempo e o estudo de problemas climáticos requerem uma completa e precisa descrição do estado atmosférico. Infelizmente, não se conta com medições suficientes. Isto torna necessária a combinação de informações de muitos sistemas de observação em diferentes horários para criar razoavelmente a exatidão da estimativa do estado atmosférico. Essa informação é combinada no espaço, através do tempo, no sistema de assimilação. Até a década passada, os dados de satélite não tinham um impacto muito forte sobre a previsão numérica do tempo no Hemisfério Norte. Pesquisas recentes fazem com que a assimilação de dados use melhor a informação de satélite e possa se verificar o impacto positivo no processo de assimilação.

McNally et al. (1993) implementaram a técnica variacional em uma dimensão no ECMWF, para isto eles utilizaram a informação das radiâncias diretamente no DAS. Eles simularam a informação proveniente do TIROS Operational Vertical Sounder (TOVS), para os canais 1-7 do High-resolution Infrared Radiation Sounder (HIRS), 10 e 5 do Microwave Sounding Unit (MSU) e 2-4 do Stratospheric Sounding Unit (SSU). Eles compararam os dados

recuperados a partir dessas radiâncias com sondagens, resultando em pequenas diferenças. Analisando o processo de assimilação variacional, eles notaram, que nos campos, existe uma diferença de 0.5° entre os resultados obtidos pela técnica 1D-VAR e os da previsão. Com isto, eles concluíram que a técnica 1D-VAR é considerada como suficiente para o processo de assimilação de dados recuperados.

Derber et al. (1996) fizeram uma descrição das técnicas variacionais 3D-VAR e 4D-VAR, instaladas e operacionais no Centro Nacional de Previsão (National Centers for Environmental Prediction-NCEP). Concluíram que essas técnicas tem uma grande vantagem, ou seja, a facilidade de incorporar melhorias na especificação dos Erros e dados não-convencionais. Muitas melhorias foram obtidas no NCEP no sistema de assimilação, nas componentes do sistema de análise, tais como erros estatísticos de observação, do “background”, dos operadores “forward” etc., pois estas componentes não são triviais para o análise variacional. Eles verificaram que esses detalhes tem um significativo impacto na qualidade da análise e assimilação. Além disso, mostraram que a análise é melhorada incluindo fontes de dados adicionais como radiâncias.

Eyre et al. (1993) desenvolveram a técnica 1D-VAR, tendo sido um dos primeiros a promover a assimilação de informação de satélite, principalmente levando em consideração a utilização direta das radiâncias. Foram utilizadas as radiâncias provenientes do TIROS Operational Vertical Sounder (TOVS) do National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA). Esta série de satélites de Orbita Polar mede radiâncias em forma multiespectral, que estão relacionadas à estrutura vertical da temperatura e umidade (Smith et al. 1979). Eles mostraram que a aproximação conhecida como Análise Variacional Unidimensional, ou 1D-VAR tem um impacto claro e consistente na previsão, beneficiando a melhora da previsão no Hemisfério Norte e nos extra-tropicais.

Como resultado, o esquema foi implantado no ECMWF. Os erros produzidos no 1D-VAR são correlacionados com suas próprias previsões a curto prazo, e servem de primeira estimativa para o subsequente análise 3D-VAR.

Gadd (1993) descreve o processo de assimilação de dados do TOVS, usando técnicas variacionais em modelos de PNT, no centro Meteorológico em Bracknell, o qual começou a ser operacional em agosto de 1993. Ele mostra também que, com a melhoria dos instrumentos do TOVS, o processo de assimilação, utilizando as mesmas técnicas variacionais, teria uma melhoria, pois as técnicas variacionais se adaptam facilmente ao tipo de dados utilizado no processo de assimilação.

Anderson et. al, (1993) descrevem o esquema de análise tridimensional 3D-VAR implantado no ECMWF, usando dados de TOVS, junto com dados convencionais, e concluem que as técnicas variacionais, no contexto de analisar "retrievals"/análise, são mais apropriadas pois permitem usar com maior exatidão a informação do "background", assim como usar também Erros da previsão mais adequados. Nos experimentos desenvolvidos, puderam observar que o esquema 3D-VAR utilizando radiâncias trabalha muito bem, isto é, a qualidade das previsões melhorou para um período de 14 dias em comparação com o esquema que se vinha utilizando chamado Interpolação Ótima.

Eyre, (1996) discute a assimilação de dados de satélite tais como radiâncias de TOVS, ventos a partir de satélite e cobertura de nuvens, assim como dados do SSM/I, usando técnicas variacionais, 1D-VAR e 3D-VAR. Ele conclui que os dados de satélite constituem uma fonte nova de informação, com muito potencial para aplicação em Modelos de Previsão Numérica, e que o uso efetivo dessas observações pode cobrir os erros obtidos nas PNTs, assim como permitirem uma avaliação melhor das relações que existem entre as

quantidades observadas e as variáveis do modelo de PNT. Conclui também que a assimilação variacional oferece uma facilidade na solução das equações de maneira coerente. Ressalta ainda o fato de que os centros de recepção de satélite e os centros de PNT deveriam ter uma relação mais estreita, com a finalidade de fornecer a informação de forma mais clara, de modo a facilitar a interpretação dos dados provenientes do satélite e usados no processo de assimilação.

Anderson, et. al. (1996) analisam a performance do sistema de assimilação variacional tridimensional (3D-VAR), instalado pré-operacionalmente no ECMWF. Para isto, foi comparado com o antigo sistema de assimilação no ECMWF baseado na interpolação ótima. A principal característica a ser ressaltada refere-se ao sistema variacional. Para assimilação de TOVS, a assimilação de radiância pode acontecer em conjunto com os "retrievals" ou não. Não é necessário este passo de separação. Analisando o impacto deste esquema de assimilação, na previsão para a troposfera, pode-se notar que ele é neutra para o geopotencial nos extratropicos do Hemisfério Norte, e tem um impacto positivo para temperaturas e ventos na mesma região. O impacto é neutro nos trópicos e significativamente positivo no Hemisfério Sul. A análise estratosférica e a previsão foram melhoradas em todas as regiões. Também tem-se resultados positivos de ventos em regiões próximas à superfície sobre oceano, particularmente nas vizinhanças das tempestades tropicais.

Joiner e da Silva (1998) descrevem a utilização de duas aproximações para assimilação, utilizando informação de radiâncias. Eles mostram que as radiâncias podem ser assimiladas diretamente ou elas podem passar antes por um processo de recuperação para uma subsequente assimilação. O processo de recuperação é geralmente mal posto e requer uma primeira estimativa para se obter alguma solução. O uso da primeira informação apresenta dificuldades

quando são assimilados os "retrievals". Apresentam métodos para remover a primeira estimativa, mantendo a consistência na assimilação. Também fazem uma descrição dos métodos, considerando o custo computacional, isto é, analisam quais os tipos de assimilação, radiâncias ou dados recuperados têm maior ou menor custo computacional. Eles Implementaram os métodos e os analisaram em um sistema de assimilação unidimensional, usando dados simulados para os sensores do TOVS, atuais tal como HIRS e futuros como HIRS2, AIRS, que proporcionam a estrutura vertical da atmosfera em temperatura infravermelha (temperatura de brilho), isto é, radiâncias.

Atlas (1997) faz uma descrição teórica do processo de assimilação, com dados de umidade in situ, visuais como de sensoriamento remoto, através de satélites. Tais dados provêm de uma serie longa obtidas de Modelo de Previsão Numérica de Tempo. Ele faz uma comparação entre os dados chamados OSE (Observing Systems Experiments) e os dados OSSE (Observing System Simulation Experiments), avaliando o potencial do impacto no sistema de observação, com a finalidade de avaliar a metodologia de assimilação de dados. Também faz uma revisão do sistema global de observação, uma descrição dos principais tipos de dados, e apresenta a diferença entre os dados OSE e OSSE. Mostra então, que existe uma contribuição crítica de informação futura, tais como satélites que melhorariam a assimilação de dados.

Talagrand (1997) apresenta uma introdução teórica sobre estatística linear e não-linear do processo de assimilação, tanto para os métodos variacionais como para os seqüenciais. O processo de assimilação meteorológica, ou oceanográfica, pode ser descrito como um processo através do qual toda a informação disponível é usada com a finalidade de estimar, o mais exato possível, o estado do fluxo atmosférico ou oceânico. A informação disponível essencialmente consiste de observações propriamente ditas, e as

leis físicas que governam a evolução do fluxo. Mais tarde, essas leis são avaliadas, na prática, sob a forma de um modelo numérico. Ele faz uma descrição dos algoritmos seqüencial e variacional e como eles podem ser ligados dentro da teoria de estimação estatística. Ele mostra que a principal diferença entre eles é que, o algoritmo seqüencial não permite a reassimilação, contrário ao algoritmo variacional que permite tanto projetar ao futuro, como fazer uma reassimilação ou reanálise.

Courtier (1997) faz uma descrição dos métodos variacionais utilizados em alguns centros de PNT. Essa avaliação é feita levando em consideração a solução do problema de estimação linear na presença da dinâmica. A comparação é feita considerando a parte algébrica, a interpolação ótima e o filtro de Kalman. Disto ele conclui que o filtro de Kalman pode ser usado como um preditor, introduzindo a dependência do fluxo na estatística da primeira estimativa. O fato de a Interpolação Ótima representar bem a geostrofia, dentro de uma formulação multivariada, contribui grandemente no sucesso das técnicas variacionais.

Daley (1997) mostra o processo da assimilação de dados e como essa assimilação se processa, dada a necessidade de prover as condições iniciais para a PNT. Também mostra e discute os conceitos básicos sobre assimilação de dados atmosféricos, desde o caso escalar e vai progredindo passando pela análise espacial tridimensional até chegar no problema completo que seria o quadridimensional. O algoritmo mais importante desenvolvido até agora é o 4D-VAR, concluindo que, como com a aplicação deste algoritmo pode-se obter uma melhoria na PNT.

Eyre (1997) mostra alguns dos problemas com a assimilação de dados de sensoriamento remoto, dentro de um modelo de Previsão Numérica do Tempo, incluindo opções que se tem durante o processo e como selecionar e

processar as primeiras observações para a assimilação das diversas informações, tais como TOVS, radiâncias e imagens, dados de SSM/I. Ele mostra que as observações de sensoriamento remoto, particularmente de satélite, constituem uma fonte que se expande rapidamente com novas informações e com potencial para aplicação em PNT. O efetivo uso dessas observações é amparado pela complicada relação que existe entre quantidades observadas e variáveis dos modelos de PNT. A assimilação variacional pode ser direcionada de maneira coerente. No entanto, deve-se ter muito cuidado na interface entre os dados de sensoriamento remoto e o sistema de assimilação, pois as observações são pré-processadas primeiro, para depois serem consideradas na assimilação, sendo que o **operador observação** dentro do sistema de assimilação, deve ser cuidadosamente direcionado para o pré-processamento.

Joiner e Dee (1999) fazem experimentos em uma dimensão, utilizando técnicas variacionais, para informação do HIRS2 e AIRS, para os casos de assimilação direta de radiâncias e para o caso da assimilação de "retrievals". Neste caso são desconsideradas as correlações horizontais e verticais. Eles concluíram que a assimilação de dados recuperados (retrievals) e a assimilação direta das radiâncias não apresentam muita diferença ao analisar os Erros da Análise para cada tipo de assimilação, exceto no aspecto computacional, sugerindo fazer uma projeção para o caso tridimensional.

CAPÍTULO 3

TEÓRIA ESTATÍSTICA DA ASSIMILAÇÃO

3.1. ANÁLISE ESTATÍSTICA

Apresenta-se, a seguir uma teoria geral de análise estatística que serve tanto para sistemas lineares como para não-lineares (Ghill 1989, Ghill 1991, Daley 1991, Talagrand 1997).

Considera-se um problema simples de estimação, de onde quer se determinar uma quantidade escalar não-conhecida (w'), obtida de duas medidas conhecidas z_1 e z_2 na forma:

$$z_1 = w' + z_1 \quad (3.1)$$

$$z_2 = w' + z_2 \quad (3.2)$$

onde ζ_1 e ζ_2 são erros observacionais, não-conhecidos. Considera-se que os instrumentos de medição são não-viciados e que os erros das observações são não correlacionados. Tem-se então:

$$E(z_1) = E(z_2) = 0 \quad (3.3)$$

e
$$E(z_1 z_2) = 0 \quad (3.4)$$

onde $E(.)$ denota a média estatística (esperança). As variâncias estatísticas de ζ_1 e ζ_2 são dadas por:

$$E(z_1^2) = s_1^2, E(z_2^2) = s_2^2 \quad (3.5)$$

Com as condições anteriores, pode-se estimar w' como uma combinação linear de z_1 e z_2 :

$$\mathbf{w}^a = a_1 z_1 + a_2 z_2 \quad (3.6)$$

onde os pesos a_1 e a_2 estão determinados. Quer-se primeiro estimar \mathbf{w}^a , sendo estatisticamente não-viciado, isto significa que a Equação 3.6 satisfaz a condição $E(\mathbf{w}^a - \mathbf{w}^f) = 0$, quando se fixa que:

$$a_1 + a_2 = 1 \quad (3.7)$$

também espera-se determinar \mathbf{w}^a com a variância mínima do erro de estimação, que seria dada por:

$$\mathbf{s}^2 = E[(\mathbf{w}^a - \mathbf{w}^f)^2] \quad (3.8)$$

A solução deste problema de minimização é facilmente encontrado para os pesos correspondentes a_1 e a_2 os quais são inversamente proporcionais às variâncias dos correspondentes Erros da Observação, isto é:

$$a_1 = \mathbf{s}_2^2 / (\mathbf{s}_1^2 + \mathbf{s}_2^2), \quad a_2 = \mathbf{s}_1^2 / (\mathbf{s}_1^2 + \mathbf{s}_2^2) \quad (3.9)$$

O mínimo correspondente ao erro da variância \mathbf{s}^2 é dado por:

$$1/\mathbf{s}^2 = 1/\mathbf{s}_1^2 + 1/\mathbf{s}_2^2 \quad (3.10)$$

Para qualquer valor \mathbf{w} , a distância entre \mathbf{w} e as observações podem ser medidas pela seguinte quantidade quadrática:

$$J(\mathbf{w}) = (\mathbf{w} - z_1)^2 / \mathbf{s}_1^2 + (\mathbf{w} - z_2)^2 / \mathbf{s}_2^2 \quad (3.11)$$

onde os erros das variâncias observacionais \mathbf{s}_1^2 e \mathbf{s}_2^2 levam em conta a precisão das observações. Agora o valor de \mathbf{w} , o qual minimiza $J(\mathbf{w})$, é

precisamente a estimativa \mathbf{w}^a , dada pelas Equações de 3.6 a 3.9. O problema da assimilação se reduz à minimização da Equação 3.11, que pode ser resolvida por vários métodos.

Com base nos conceitos anteriores, pode-se levar a estimativa estatística a uma forma geral. Considera-se um vetor a ser estimado (\mathbf{w}^f), chamado **vetor estado** de dimensão n e componentes w_i^f ($i=1,2,\dots,n$), que correspondem às observações meteorológicas e um **vetor observação** (\mathbf{z}), com m componentes z_j ($j=1,2,\dots,m$). Fazendo novamente uma combinação linear tem-se:

$$\mathbf{z} = \Gamma \mathbf{w}^f + \mathbf{z} \quad (3.12)$$

onde Γ é a **matriz observação** com dimensão $m \times n$. Considerando que os erros são não correlacionados e estatisticamente não viciados, isto é, $E(\mathbf{z})=0$ e $E(\mathbf{z}\mathbf{z}^T) = \Sigma$, tem-se:

$$\mathbf{w}^a = A \mathbf{z} \quad (3.13)$$

onde A é uma matriz de $n \times m$ a ser estimada. Como antes quer-se \mathbf{w}^a não-viciada, tal que $E(\mathbf{w}^a - \mathbf{w}^f) = 0$, então verifica-se que:

$$A \Gamma = I_n \quad (3.14)$$

onde I_n é a matriz unitária de ordem n . Quer-se uma matriz que minimize a variância dos erros estimados e esta matriz é o $P^a = E[(\mathbf{w}^a - \mathbf{w}^f)(\mathbf{w}^a - \mathbf{w}^f)^T]$, dada por:

$$A = [\Gamma^T \Sigma^{-1} \Gamma]^{-1} \Gamma^T \Sigma^{-1} \quad (3.15)$$

e

$$P^a = [\Gamma^T \Sigma^{-1} \Gamma]^{-1} \quad (3.16)$$

onde P^a contém os erros de covariância de todas as componentes \mathbf{w}^f . Concluindo, nota-se que as Equações 3.15 e 3.16 são a forma generalizada das Equações 3.9 e 3.10. Assim o início da estimativa de ω^t corresponde à minimização da **função objetiva** dada por:

$$J(\mathbf{w}) = [\Gamma \mathbf{w} - \mathbf{z}]^T \Sigma^{-1} [\Gamma \mathbf{w} - \mathbf{z}] \quad (3.17)$$

De forma particular, o vetor pode ser decomposto em duas componentes. A estimativa inicial (\mathbf{w}^f) do vetor \mathbf{w} e um conjunto de observações (\mathbf{w}^o) de dimensão p , dadas por:

$$\mathbf{w}^f = \mathbf{w} + \mathbf{z}^b \quad (3.18)$$

$$\mathbf{w}^o = H \mathbf{x}^t + \mathbf{e} \quad (3.19)$$

onde \mathbf{z}^b é o erro da estimativa inicial e \mathbf{e} é o erro de observação. Nota-se que \mathbf{w}^o está associado com a matriz de observação H .

Para simplificar em todo processo não-viciado supõe-se que os erros \mathbf{z}^b e \mathbf{e} são estatisticamente não-correlacionados. A matriz $E(\mathbf{z}^b \mathbf{z}^{bT})$ seria denotada por P^f e a matriz $E(\mathbf{e} \mathbf{e}^T)$ seria denotada por R . Com estas notações, as Equações 3.13, 3.15 e 3.16 podem ser colocadas das seguintes formas:

$$\mathbf{w}^a = \mathbf{w}^f + P^f H^T [HP^f H^T + R]^{-1} (\mathbf{w}^o - H\mathbf{w}^f) \quad (3.20)$$

e

$$P^a = P^f - P^f H^T [HP^f H^T + R]^{-1} HP^f \quad (3.21)$$

Considerando a Equação 3.20 percebe-se o estado analisado é definido como a soma da estimativa inicial \mathbf{w}^f e de um termo de correção, sendo proporcional ao vetor $\mathbf{w}^o - H\mathbf{w}^f$, chamado de vetor de residuais ou **vetor de inovação**, por descrever efetivamente toda a nova informação contida no vetor adicional de observação \mathbf{w}^o . Este vetor de inovação é a diferença entre o vetor observação \mathbf{w}^o e o vetor que produziria o operador H, aplicado à estimativa inicial \mathbf{w}^f . É óbvio que se a diferença dada é igual a zero, significa que a estimativa inicial estaria representando perfeitamente as novas observações. A matriz $K = P^f H^T [HP^f H^T + R]^{-1}$, a qual é chamada **Matriz Ganho**, é simplesmente a matriz que leva em conta as respectivas precisões da estimativa inicial e das observações, sendo função das matrizes de covariância P^f e R .

Finalmente, o problema associado, com a estimação de \mathbf{w}^f , desde o **background**, \mathbf{w}^f , e o vetor observação, \mathbf{w}^o , a estimação é obtida a partir da Equação 3.17 denominada **função objetiva**, dada por:

$$J(\mathbf{w}) = (\mathbf{w} - \mathbf{w}^f)^T (P^f) (\mathbf{w} - \mathbf{w}^f) + (\mathbf{w}^o - h(\mathbf{w}))^T (R^o)^{-1} (\mathbf{w}^o - h(\mathbf{w})) \quad (3.22)$$

Nota-se, nesta equação, que a função objetiva é a soma de dois termos. O primeiro termo é ponderado pela inversa da matriz de erro de covariância da previsão (P^f) e o segundo termo é ponderado pela inversa da matriz de erro de covariância da observação (R^o). Se essas covariâncias são especificadas corretamente, a Análise do estado, obtido pela minimização da função objetiva, $J(\mathbf{w})$, é uma forma da função de densidade de probabilidade condicional e é derivada através do princípio de máxima probabilidade, considerando que tanto os erros da previsão como os erros da observação são não-viciados e normalmente distribuídos.

3.1.1 Análise Variacional de Uma Dimensão - 1D-VAR

Parte-se da Equação 3.22, que dá a função de custo ou função objetiva, que é uma equação que permitirá a estimativa do estado atual a partir das observações. No caso de 1D-VAR, considera-se só uma dimensão, nesse caso, a vertical, isto é, toma-se apenas um ponto e tem-se sua variação vertical, entrando deste modo no processo de assimilação.

A idéia é minimizar a função de probabilidade $J(\mathbf{w})$ com respeito ao estado atmosférico \mathbf{w} , onde $J(\mathbf{w})$ dá o grau de ajuste das radiâncias para as informações a serem obtidas e possivelmente com outras observações e outros parâmetros dinâmicos e físicos. Se os erros envolvidos tem distribuições gaussianas, então a máxima probabilidade esperada da função é dada como a soma dos termos quadráticos:

$$J(x) = (y^m - y\{\mathbf{w}\})^T \cdot (O + F)^{-1} \cdot (y^m - y\{\mathbf{w}\}) + (\mathbf{w} - \mathbf{w}^f)^T \cdot B^{-1} (\mathbf{w} - \mathbf{w}^f) + J_0 + J_c \quad (3.23)$$

onde y^m é o vetor que mede as radiâncias; $y\{\mathbf{w}\}$ é o vetor radiância correspondente ao estado atmosférico (o que envolve cálculos de transferência radiativa); O é o erro de covariância esperado das radiâncias medidas; F é o erro de covariância do **operador forward**; \mathbf{w}^f é a estimativa inicial atmosférica (isto é, o valor inicial da previsão a curto prazo); B , é o erro de covariância esperada; J_0 (opcionalmente) representa outras observações e J_c (opcionalmente) representa outras constantes.

Existem muitos métodos para encontrar o mínimo da função objetiva. O esquema 1DVAR TOVS, usa o método de iteração newtoniana, (Ghillet et al. 1982) no qual a n-ésima estimativa de \mathbf{w} é dada por:

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n - [H_x J(\mathbf{w}_n)]^{-1} \cdot \nabla_x J(\mathbf{w}_n) \quad (3.24)$$

onde H_x é um operador hessiano. $\nabla_x J(\omega)$ é obtido diferenciando a Equação 3.23 e é dado por:

$$\nabla_x J(\mathbf{w}) = B^{-1} \cdot (\mathbf{w} - \mathbf{w}^b) - K\{\mathbf{w}\}^T \cdot (O + F)^{-1} (y^m - y\{\mathbf{w}\}) \quad (3.29)$$

onde $K\{\mathbf{w}\} = \nabla_x y(\mathbf{w})$, sendo omitidos os termos envolvendo J_0 e J_c . A matriz hessiana é obtida diferenciando novamente:

$$H_x J(\mathbf{w}) \cong B^{-1} + K\{\mathbf{w}\}^T \cdot (O + F)^{-1} \cdot K\{\mathbf{w}\} \quad (3.30)$$

que, mostrado por Thepaut e Moll (1990), é uma boa aproximação para o problema de radiâncias de céu claro. Esta equação é também adequada para alta não-linearidade, como o problema de radiâncias com nuvens (Eyre et al. 1989). Estas equações podem ser combinadas e manipuladas para derivar a forma de iteração newtoniana dada por Rodgers (1976,1990):

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}^f + W_n \cdot [y^m - y\{\mathbf{w}_n\} \cdot (\mathbf{w}^f - \mathbf{w}_n)] \quad (3.31)$$

onde:
$$W_n = B \cdot K\{\mathbf{w}_n\}^T \cdot (K\{\mathbf{w}_n\}^T \cdot B \cdot K\{\mathbf{w}_n\} + F)^{-1} \quad (3.32)$$

O método newtoniano converge, no primeiro passo, para problemas quadráticos e tem convergência quadrática para funções suavizadas, o que é praticável no caso 1D-VAR, por ser o vetor estado \mathbf{w} bastante pequeno, perto de 60 elementos, e por permitir que o hessiano (ou seu equivalente implícito na equação 3.32) seja calculado e acumulado.

3.1.2 Análise Variacional de Três Dimensões - 3D-VAR.

No esquema unidimensional, 1D-VAR, introduz-se uma correlação entre o Erro da Observação e o Erro da Estimativa inicial, o que pode causar

problemas, quando o previsto para a sexta hora é usado outra vez como estimativa inicial para análises subseqüentes (Eyre et al. 1993). O problema desaparece num esquema tridimensional no qual os dados recuperados e a análise são combinados, e então a estimativa inicial é usada só uma vez (Andersson et al. 1994). As radiâncias são usadas então diretamente junto com todas as observações e o campo de estimativa inicial.

A idéia em geral continua, isto é, a minimização da função de custo $J(\mathbf{w})$, com respeito a um estado atmosférico \mathbf{w} , onde $J(\mathbf{w})$ mede o grau de ajuste para as observações, para a informação da estimativa inicial. Se os erros envolvidos têm distribuições gaussianas, então a função objetiva é a soma dos termos quadráticos:

$$J(\mathbf{w}) = J_o + J_b (+J_c) \quad (3.33)$$

$$J_o = [y - H(\mathbf{w})]^T O^{-1} [y - H(\mathbf{w})]$$

$$J_b = (\mathbf{w} - \mathbf{w}^f)^T B^{-1} (\mathbf{w} - \mathbf{w}^f)$$

onde \mathbf{w}^f é a estimativa inicial com erro de covariância estimado B ; y representa as observações com erro de covariância O ; H é o **operador observação** semelhante ao operador **forward**; o qual representa modelos que calculem valores semelhantes às quantidades observadas nos pontos de observação; J_c é um termo opcional na função custo que dá a quantidade de ondas de gravidade na análise.

No caso das radiâncias, do TOVS, H especificamente representa um modelo de transferência radiativa, o qual calcula as radiâncias a partir de um vetor estado do modelo de previsão. 3D-VAR é, na teoria como na pratica uma aproximação muito boa. A solução no caso linear é dada por:

$$\mathbf{w}^a - \mathbf{w}^f = BH^T (H^T B H^T + O)^{-1} [y - H(\mathbf{w}^f)] \quad (3.34)$$

donde $\mathbf{w}^f - \mathbf{w}^i$ representa o incremento da análise (análise menos estimativa inicial). H' contém a derivada parcial de $H(\mathbf{w})$. No caso não-linear, a solução pode ser encontrada através de iteração newtoniana.

No mínimo, a segunda derivada da função custo $J''(\mathbf{w})$ representa a inversa do erro de covariância da análise A . Omitindo termos que envolvem o gradiente de $H'(\mathbf{w})$, tem-se:

$$J''(\mathbf{w}) = A^{-1} = B^{-1} + H'^T O^{-1} H' \quad (3.35)$$

usando H e O para o operador observação TOVS e a covariância do erro de observação, respectivamente. Similarmente, usando G e Q , para outras observações quaisquer, por exemplo, G poderia representar a integração vertical da equação hidrostática, para formar modelos equivalentes de medidas de altura geopotencial e Q os respectivos erros na hora da integração. A expressão para o Erro da Análise A é a partir da Equação 3.35:

$$A^{-1} = B^{-1} + H'^T O^{-1} H' + G^T Q^{-1} G \quad (3.36)$$

A análise equivalente pode ser realizada em dois passos: primeiro um passo de recuperação de dados,

$$A_1^{-1} = b^{-1} + H'^T O^{-1} H' \quad (3.37)$$

seguido pelo passo da análise

$$A_2^{-1} = A_1^{-1} + G^T Q^{-1} G \quad (3.38)$$

Nota-se que $A_2 = A$, proporciona uma matriz de erro de covariância de dados recuperados apropriada (A_1), que é usada no passo da análise. Na

implementação no ECMWF do esquema 1D-VAR ou da IO, usa-se um conjunto de três matrizes de covariância, calculadas previamente na vertical, uma para cada tipo de condições do céu em relação as nuvens: **céu claro**, **parcialmente coberto** e **coberto**. No 3D-VAR, por outro lado, O é especificado em termos de radiâncias e o erro de covariância da observação em termos de variável de controle, $H^T O^{-1} H$, aparece, implicitamente, completa com a variação espacial.

3.1.3 Análise de Autodecomposição Parcial 3D-PED

Este método é uma técnica recente desenvolvida pela DAO/NASA. Esta técnica assimila os dados recuperados obtidos das radiâncias (Joiner e da Silva, 1998).

Neste caso, define-se um processo de recuperação de dados no espaço de fase que elimina a informação prévia desde o início. Um dado recuperado pode ser representado por um processo de estimação não-linear $D(f, z^p, \dots)$ com operadores associados $D_y = \mathbf{d}D / \mathbf{d}y$ e $F_z = \mathbf{d}f / \mathbf{d}z$. Por conveniência, pode-se considerar o caso onde D é um dado recuperado no espaço físico formulado como pesos limites pela solução de mínimos quadrados. D é linearizado em torno da primeira estimativa z^p , isto é:

$$z = z^p + [F_z^T (R^y)^{-1} F_z]^{-1} F_z^T (R^y)^{-1} [y - f(z^p, b)] \quad (3.38)$$

A solução encontrada é obtida supondo que o erro da primeira estimativa é igual a infinito (erro de covariância do primeira estimativa igual zero). Neste caso D_y é dado por:

$$D_y = (F_z^T (R^y)^{-1} F_z)^{-1} F_z^T (R^y)^{-1} \quad (3.39)$$

e o erro dos dados recuperados é dado por:

$$\mathbf{e}^z = z - z' = (I - A)\mathbf{e}^p + D_y \mathbf{e}^F \quad (3.40)$$

e $A = D_y F_z = I$. Substituindo a Equação 3.39 na Equação 3.40, o erro de covariância dos dados recuperados $R^z = \langle \mathbf{e}^z (\mathbf{e}^z)^T \rangle$ é dado por:

$$R^z = D_y R^y D_y^T = (F_z^T (R^y)^{-1} + F_z)^{-1} \quad (3.41)$$

Pode-se formular uma recuperação espaço-fase em termos de coeficientes de autovetores bem-determinados de $F_z^T (R^y)^{-1} F_z$ (isto é, coeficientes com pequenos erros). Considera-se a autodecomposição de $F_z^T (R^y)^{-1} F_z$, isto é:

$$\left[(F_z^T (R^y)^{-1} F_z) \right] = (R^z)^{-1} = U \Lambda U^T \quad (3.42)$$

onde os autovalores são ordenados em forma descendente. Esta decomposição é conhecida como: Hotelling, discreta de Kaurhunen-loeve, autovetor ou transformação de componentes principais (Hotelling, 1933; Karhunen, 1947; Lorenc, 1981). Como antes, as colunas de U , isto é, autovetores de $(R^z)^{-1}$ ou $F_z^T (R^y)^{-1} F_z$ podem ser escritos como $U = [U_L / U_T]$, onde U_L / U_T são autovetores "leading" e "trailing" ou modos e U_L .

Ao realizar uma autodecomposição parcial (PED) de $F_z^T (R^y)^{-1} F_z$ (isto é autovetores "leadings" com coeficientes que tem relativamente pequenos erros), pode-se formular um problema de recuperação bem posto. A recuperação, expressa em termos de novos tipos de dados, com $\mathbf{a} \equiv U_L^T U$, é obtida linearizando os operadores de recuperação em torno do estado inicial, isto é:

$$\mathbf{a} = U_L^T z^p + U_L^T U \Lambda^{-1} F_z^T (R^y)^{-1} [y - f(z^p, b)] \quad (3.43)$$

porque U_L^T é uma matriz retangular. Disto tem-se que:

$$U_L^T U \Lambda^{-1} U^T = \Lambda_L^{-1} U_L^T \quad (3.44)$$

e substituindo a Equação 3.44 na Equação 3.43 obtém-se:

$$\mathbf{a} = U_L^T z^p + \Lambda_L^{-1} U_L^T F_z^T (R^y)^{-1} [y - f(z^p, b)] \quad (3.45)$$

então, substituindo D_y , dado por:

$$D_y = \Lambda_L^{-1} U_L^T F_z^T (R^y)^{-1} \quad (3.46)$$

na Equação 3.40, e rearranjando, pode-se expressar R^a como:

$$R^a = \Lambda_L^{-1} U_L^T F_z^T (R^y)^{-1} R^y [(R^y)^{-1}]^T F_z U_L (\Lambda_L^{-1})^T \Lambda_L^{-1} = \Lambda_L^{-1} \quad (3.47)$$

Uma forma equivalente da solução PED poderia ser derivada pela autodecomposição do valor singular de $R^{y-1/2} F_z = \hat{U} \hat{D} \hat{V}^T$, onde os valores singulares, D , são as raízes quadradas dos autovalores em Λ .

A transformação PED minimiza o erro de truncamento (Koschman, 1954), o qual é definido como a diferença média quadrática entre a solução exata e a solução do modo truncado. O erro introduzido pelo modo de truncamento é dado por:

$$\mathbf{e}^{trunc} = \sum_{l=l+1}^p p \Lambda_{LL} \quad (3.48)$$

Como antes, os dados do tipo α podem ser assimilados em espaço de fase com uso da Equação 3.20.

3.2 FORMULAÇÃO DA MATRIZ DE COVARIÂNCIA DOS ERROS

Parte-se de uma análise estatística com o objetivo de obter uma estimativa ótima, ou obter a análise do sistema pela combinação do sistema de observações com a primeira estimativa do modelo de previsão, sabendo-se que a matriz de ganho depende da matriz de covariância do Erro da Previsão, P^f , e da matriz de covariância do Erro da Observação, R . Ambas matrizes são simétricas e positivas semi-definidas. R é de fato definida e positiva sob a suposição de que a combinação linear é perfeita. As covariâncias tridimensionais são construídas em termos de covariâncias isotrópicas de nível-singular, onde o modelo geral de covariância é dado por:

$$[Cov]_{ij}^{(mn)} = \mathbf{s}_i^{(m)} \mathbf{s}_j^{(n)} \mathbf{n}^{(mn)} \mathbf{r}^{(mn)}(r_{ij}) \quad (3.49)$$

onde, $\mathbf{r}^{(mn)}(r)$ são as funções de correlação horizontal; $\mathbf{n}^{(mn)}$ são os coeficientes de correlação vertical e $\mathbf{s}^{(m)}$ são funções positivas, expressas geralmente como desvio padrão de cada variável.

A quantidade r_{ij} denota a distância horizontal entre duas localizações tridimensionais, as quais são definidas como a menor distância entre a projeção vertical das duas localizações sob a superfície da Terra. Assim, a distância horizontal entre o par de localizações, $P_i^{(m)} = (p_m, \mathbf{l}_i, \mathbf{j}_i)$ e $P_j^{(n)} = (p_n, \mathbf{l}_j, \mathbf{j}_j)$ é dada por:

$$r_{ij} = [(p_i - p_j) \cdot (p_i - p_j)]^{\frac{1}{2}} = a [2(1 - q_i \cdot q_j)]^{\frac{1}{2}} \quad (3.50)$$

onde a é o raio da Terra e

$$p_j = a q_j = a [\cos \mathbf{j}_j \cos \mathbf{l}_j, \cos \mathbf{j}_j \sin \mathbf{l}_j, \sin \mathbf{j}_j] \quad (3.51)$$

3.2.1 Formulação dos Erros Estatísticos da Previsão

Estes erros devem ser especificados de acordo com o tipo de variável.

Assim:

a) Erros para previsão de altura geopotencial é dada por:

$$[Cov]_{ij}^{(mn)} = \mathbf{s}_i^{(m)} \mathbf{s}_j^{(n)} \mathbf{u}^{(mn)} \mathbf{r}_{cxc} (r_{ij}; L^{(m)}, L^{(n)}) \quad (3.52)$$

Os parâmetros de longitude de escala $L^{(m)}$ são estimados a partir de um nível simples de uma sondagem de geopotencial. Os coeficientes de correlação vertical são estimados a partir de sondagens em multiníveis de geopotencial. Os erros de desvio-padrão do geopotencial de previsão são estimados de uma série global de dados recuperados da informação obtida do TOVS.

b) Erros para previsão de umidade são obtidos com o seguinte modelo:

$$[Cov]_{ij}^{(mn)} = (\mathbf{s}^{(m)}) \mathbf{d} (m-n) \mathbf{r}_c (r_{ij}; L^{(m)}) \quad (3.53)$$

Os parâmetros do modelo $\mathbf{s}^{(m)}$ e $L^{(m)}$ são estimados de observações de sondagem de razão de mistura como os de geopotencial.

3.2.2 Formulação dos Erros Estatísticos da Observação

a) Erros para dados de sondagem são considerados verticalmente correlacionados, mas não-correlacionados na direção horizontal. Erros das observações como altura geopotencial, umidade e vento são supostos independentes uns dos outros. O modelo que caracteriza este tipo de erro é dado por:

$$[Cov]_{ij}^{(mn)} = \mathbf{s}^{(m)} \mathbf{s}^{(n)} \mathbf{u}^{mn} \mathbf{d}(r_{ij}) \quad (3.54)$$

Estes erros tanto de geopotencial e umidade (razão de mistura) são obtidos a partir de sondagens.

b) Erros de dados recuperados para o caso do geopotencial e de umidade obtidos a partir do TOVS, neste caso os erros são constituídos de duas componentes, uma das quais é horizontalmente não correlacionada:

$$[Cov]_{ij}^{(mn)} = \mathbf{s}_u^{(m)} \mathbf{s}_u^{(n)} \mathbf{u}_u^{(mn)} \mathbf{d}(r_{ij}) + \mathbf{s}_c^{(m)} \mathbf{s}_c^{(n)} \mathbf{u}_c^{(mn)} \mathbf{r}_c(r_{ij}; L^{(m)}) \quad (3.55)$$

3.3 SISTEMA DE ANÁLISE ESTATÍSTICO EM ESPAÇO-FÍSICO - PSAS

Este sistema é usado para o processo de assimilação e com o qual serão feitas as comparações dos três métodos propostos para o desenvolvimento do trabalho. Será usado o PSAS, dado que este método resolve o problema da análise no mesmo espaço físico que a Interpolação Ótima; embora o PSAS formule as equações de análise de uma maneira diferente porém matematicamente equivalente (Guo e da Silva, 1995; da Silva et. al, 1995). Como resultado, a solução do PSAS tem uma complexidade reduzida significativamente, se comparada com a solução global da IO (incluindo observações). Devido ao tamanho da solução, O PSAS usa um Algoritmo Gradiente Conjugado em forma de blocos para resolver a equação iterativamente, com uma série de aproximações numéricas e físicas que simplificam a computação.

Com base no princípio da mínima variância, uma estimativa ótima do estado atmosférico, pode ser representado como a solução das equações da

forma IO, a partir da informação contida nas observações e as previsões do modelo:

$$\mathbf{w}_a = \mathbf{w}^f + K(\mathbf{w}_0 - H\mathbf{w}_f) \quad (3.56)$$

$$K = P^f H^T (HP^f H^T + R)^{-1} \quad (3.57)$$

onde \mathbf{w}_a representa o campo analisado; \mathbf{w}_f denota o valor inicial da previsão e \mathbf{w}_0 é o vetor observacional. O operador H é um operador de interpolação generalizado. A matriz $K = P^f H^T (HP^f H^T + R)^{-1}$ é a chamada matriz ganho ou os pesos de inovação $\mathbf{w}_0 - H\mathbf{w}_f$. O tamanho do incremento da análise é $n \sim 10^6$ e os vetores de inovação $p \sim 10^5$, para sistemas meteorológicos atuais, incluindo sondagens convencionais, informação recuperada de satélite e medidas de superfície e altitude.

Num sistema IO (Parris e Derber, 1992), a Equação 3.57 é resolvida primeiro para determinar os pesos K , e, então, é usada a Equação 3.56 para derivar o incremento da análise. Para uma solução global IO, o número de operações de pontos flutuantes requeridas para resolver a Equação 3.57 é $\sim O(p^3)$ a se resolver por um método direto, ou $\sim O(np^2)$ ao se resolver equações iterativamente.

O PSAS reescreve as Equações 3.56 e 3.57 na forma:

$$\mathbf{w}_a - \mathbf{w}_f = P^f H^T x \quad (3.58)$$

$$(HP^f H^T + R)x = \mathbf{w}_0 - H\mathbf{w}_f \quad (3.59)$$

donde x é um vetor intermediário de tamanho p . Com esta nova formulação, a complexidade da solução em PSAS é reduzida para $\sim O(p^2)$ para resolver a Equação 3.58 e $\sim O(np)$ para derivar o incremento da análise na Equação 3.59, uma simplificação significativa em relação a uma solução global de interpolação ótima, IO.

CAPITULO 4

TEORIA SOBRE AS RADIANCIAS NA ASSIMILAÇÃO

4.1 SOBRE OS DADOS DO TOVS

Inúmeros estudos vêm mostrando que o uso de observações passivas, tais como de satélites com sensores na faixa do infravermelho e do microondas, nos sistemas de assimilação de dados incrementa o grau de exatidão nas previsões. Há algumas décadas pesquisadores vêm fazendo uso, particularmente de dados de Satélite, TIROS Operational Vertical Sounder (TOVS), nas técnicas variacionais de assimilação, tanto unidimensional, 1D-VAR (Eyre et al., 1993), como em três e quatro dimensões, (3D-VAR, 4D-VAR), (Anderson et al., 1994,1996, Derber and Wu, 1996).

De acordo com Smith et al. (1979) o TOVS é um conjunto de instrumentos de sondagem separados; ou seja, (1) Sondador de Radiação Infravermelho de Alta Resolução 2 (HIRS2); (2) A Unidade de Sondagem de Microondas (MSU) e (3) a Unidade de Sondagem Estratosférica (SSU). O TOVS está instalado no satélite TIROS-N sob a administração da NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration). Ele é um satélite ambiental de órbita polar, (Polar-Orbiting Environmental Satellites- POES). As series do TIROS contendo os sensores do TOVS, são; 6-12 ; 14, e atualmente se tem em órbita o 15. Os NOAAs 10 e 12 não têm o instrumento SSU. No momento, tem-se em órbita o Advanced TOVS (ATOVS) com mais um instrumento HIRS, o chamado HIRS3 e com uma Unidade de Sondagem de Microondas Avançado AMSU (Advanced Microwave Sounding Unit), lançado no NOAA 15.

Os instrumentos do TOVS medem a radiancia emitida da Terra, passivamente, em elementos espectrais ou canais. A medição de radiancia

inclui emissão termal em microondas, canais infravermelhos e radiação solar refletida no visível e canais infravermelhos em comprimentos de onda curtos. A radiância é geralmente expressa em termos de temperatura equivalente do corpo negro (**temperatura de brilho**), devido ser a temperatura de brilho uma função mais linear da temperatura atmosférica, e de outros parâmetros, do que a radiância.

O HIRS2 tem 19 canais infravermelhos, com frequências centradas na faixa de aproximadamente 670 a 2660 cm^{-1} e um canal visível. O MSU tem 4 canais centrados próximos a 57GHz da banda de oxigênio. O SSU utiliza a técnica de modulação de pressão para medir emissão estratosférica em 3 canais da banda de $15\mu\text{m}$ de CO_2 .

Os três instrumentos do TOVS têm seus próprios ângulos de visada. Assim tem-se 51° para o HIRS2, 57° para o MSU e 45° para o SSU. A largura da varredura em cada passagem é de $17,4$, 124 e 147Km no nadir, respectivamente.

Os dados recuperados, obtidos a partir das radiâncias, passam por um processo de inversão matemática, com base na equação de transferência radiativa, de onde um dos termos importantes é a variação vertical da transmitância, função conhecida como **função peso**. A distribuição desta função representa regiões de onde a absorção da radiação é maior ou menor para cada sensor e canal. Estas distribuições são mostradas na Figura 4.1.

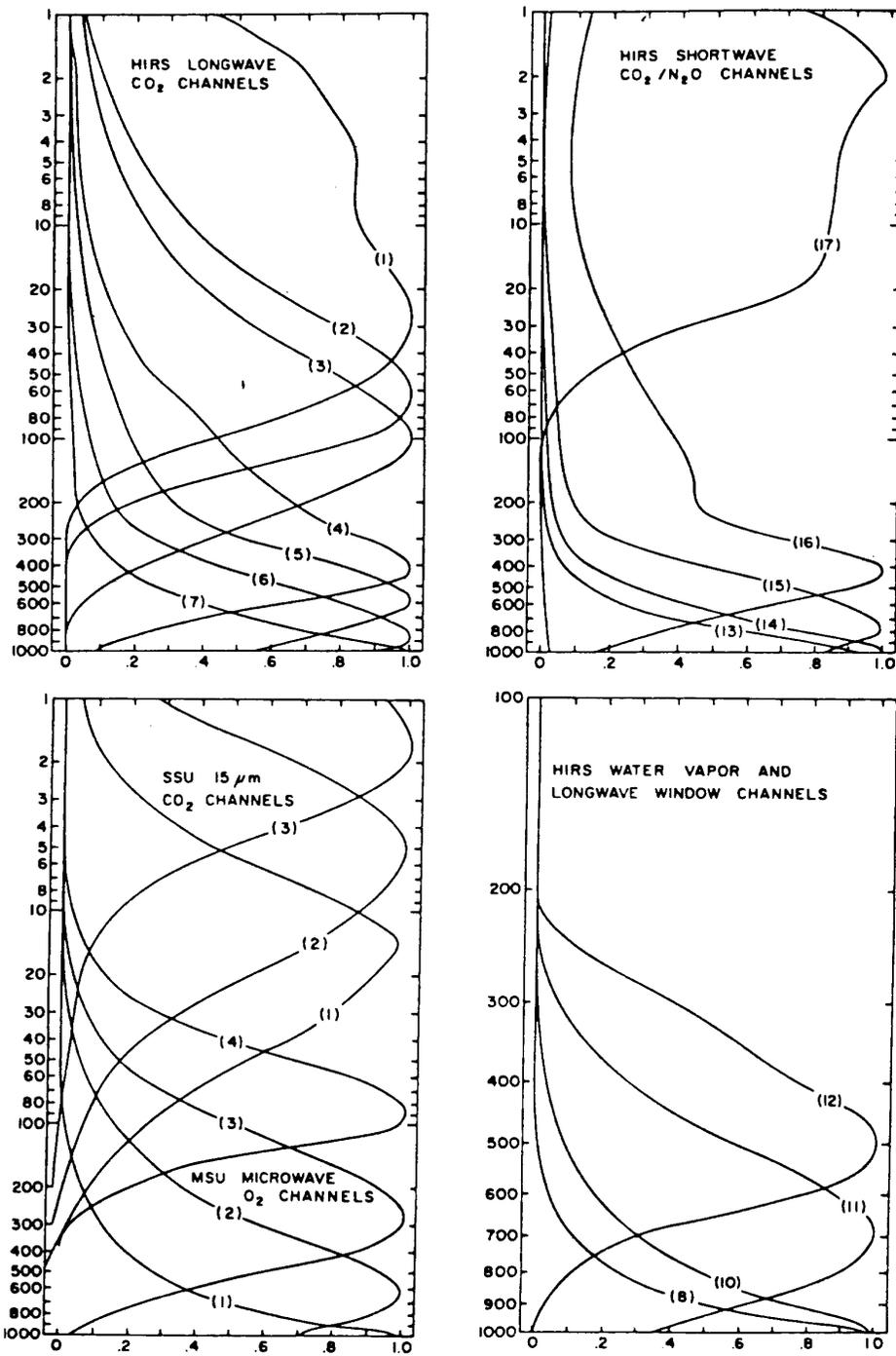


Fig.4.1 - Funções-peso para o TOVS.

FONTE: Smith et al. (1979).

4.2 RADIÂNCIAS NO PROCESSO DE ASSIMILAÇÃO DE DADOS

A assimilação de radiâncias leva consigo o problema de contaminação de nuvens, para o que se desenvolveram técnicas para filtrar a influência das nuvens na informação disponível. Assim, a assimilação de radiâncias com correção de nuvens, usando uma aproximação variacional é operacional no Centro Europeu de Previsão de Tempo para Médio Prazo (ECMWF) (Anderson et al. 1994). A assimilação de radiâncias envolve a utilização de radiâncias (y), que podem ser medidas diretamente do satélite ou podem ser simuladas a partir de um Modelo de Transferência Radiativa, com seu respectivo erro das radiâncias, R^y . A assimilação envolve também as observações (\mathbf{w}^o) com sua respectiva especificação do erro da observação R^o , como pode ser observado na Equação 3.22 da função de custo.

As radiâncias observadas de um sondador passivo podem ser expressas como (Joiner e da Silva, 1998):

$$y = f(z^t, b^t) + \mathbf{d}(z^t, b^t, b'^t) + \mathbf{e}^{\text{detector}} \quad (4.1)$$

onde z^t é o estado atmosférico verdadeiro no local de observação; f é uma aproximação de transferência radiativa ou um modelo empírico que relaciona o estado real atmosférico z^t com a radiância, usando um vetor parâmetro b^t , que denota os verdadeiros valores dos parâmetros de transferência radiativa, tais como, dados de linha espectral e outros parâmetros de calibração; $\mathbf{d}f$ é a diferença entre o Modelo de Transferência Radiativa real e o modelo aproximado f , como erros resultantes da discretização e erros na física do modelo aproximado de transferência radiativa; b'^t denota parâmetros de transferência radiativa não incluídas em f , e $\mathbf{e}^{\text{detector}}$ é o ruído do detetor. O estado real no local de observação é dado por:

$$z^t = I\mathbf{w}^t \quad (4.2)$$

donde I é um operador de interpolação relacionando um estado sobre a grade de análise para a localidade observada. O Modelo de Transferência Radiativa é freqüentemente linearizado usando a série expandida de Taylor, sobre uma estimativa prévia como:

$$f(z^t) = f(z^p) + F_z(z^t - z^p) + O(z^t - z^p)^2 + \dots = f(z^p) + F_z(z^t - z^p) + \mathbf{e}^{linear} \quad (4.3)$$

Para assimilar radiâncias corretamente, deve ser especificado um erro apropriado da observação, na forma de uma Matriz de covariância dos Erros da Observação. A linearização do erro da radiância, incorporando tanto o ruído do detetor como os erros do modelo de transferência radiativa, é obtida pela combinação das Equações de 4.1 a 4.3 e é dada como:

$$\mathbf{e}^y = y - (z^p, b) + F_z(z^t - z^p) = \mathbf{e}^{detector} + \frac{\mathcal{J}f}{\mathcal{J}b}(b^t - b) + \mathbf{d}f + \mathbf{e}^{linear} \quad (4.4)$$

onde b é o parâmetro usados na implementação do operador de observação.

4.3 MODELO DE TRANSFERÊNCIA RADIATIVA

Como mencionado nos itens anteriores os métodos variacionais de assimilação requerem da inclusão de um Modelo de Transferência Radiativa. Neste trabalho será usado o Modelo de Transferência Radiativa desenvolvido pela DAO/NASA, denominado GLATOVs. Os algoritmos rápidos para este cálculo são desenvolvidos com coeficientes que computem os resultados linha por linha para perfis atmosféricos representativos baseados na teoria de Susskind et al. 1983, 1984 e Sienkiwicz, 1996.

A equação básica da transferência radiativa para radiação emitida no topo da atmosfera, numa única frequência é dada por:

$$R_n(\mathbf{q}) = \mathbf{e}_n(\mathbf{q}) B_n(T_g) \mathbf{t}_n(p_s, \mathbf{q}) + \int_{p_s}^0 B_n[T(p)] \frac{\mathbf{t}_n(p, \mathbf{q})}{p} dp + R_n''(\mathbf{q}) \quad (4.5)$$

onde $\mathbf{e}_n(\mathbf{q})$ é a emissividade da superfície no ângulo zenital \mathbf{q} e na frequência ν ; T_g e $T(p)$ são a temperatura da superfície, e a temperatura ao nível de pressão p respectivamente; p_s é a pressão à superfície e $R_n''(\mathbf{q})$ é a contribuição da radiação refletida desde a superfície. $B_n(T)$ é a função de Planck, ou radiação emitida de um corpo negro a uma temperatura T e a uma frequência ν sob condições de equilíbrio termodinâmico local, tal que:

$$B_n(T) = \frac{2h\nu^3}{c^2(e^{h\nu/kT} - 1)} \quad (4.6)$$

onde h é a constante de Planck; c é velocidade da luz e k é a constante de Boltzmann. Para as frequências de microondas, a radiação do corpo negro varia linearmente com a temperatura.

A transmitância $\mathbf{t}_n(p, \mathbf{q})$, entre a pressão p e o topo da atmosfera no ângulo zenital \mathbf{q} , é dada por:

$$\mathbf{t}_n(p, \mathbf{q}) = \exp \left[\int_0^p k_n(P) \sec(\mathbf{q}) dP \right] \quad (4.7)$$

onde $k_n(P)$ é a absorção atmosférica por unidade de pressão a uma frequência ν e a uma pressão p .

Agora, calcula-se a radiância para cada canal do satélite, sabendo que cada canal representa uma observação tomada sob uma série de freqüências, por:

$$R_i(\mathbf{q}) = \int_n \mathbf{f}_i(\mathbf{n}) R_n(\mathbf{q}) d\mathbf{n} \quad (4.8)$$

onde $\mathbf{f}_i(\mathbf{n})$ é a função resposta do filtro para o canal i do satélite. Para o algoritmo rápido do GLATOVSSusskind et al. (1983) escrevem numa forma similar à Equação 4.5:

$$R_i(\mathbf{q}) = \mathbf{e}_i(\mathbf{q}) B_i(T_g) \mathbf{t}_i(p_s, \mathbf{q}) + \int_{p_s}^0 B_i[T(p)] \frac{\mathbf{f}_i(\mathbf{t}(p, \mathbf{q}))}{\mathbf{f}_i(p)} dp + R_i''(\mathbf{q}) \quad (4.9)$$

onde, agora, $B_i(T) = B_{ni}(T)$, $\mathbf{e}_i(\mathbf{q})$ são avaliados sob a metade do canal prescrito de freqüência \mathbf{n}_i ; e a transmitância \mathbf{t}_i , é uma transmitância modelada para cada canal, obtida a partir de cálculos linha por linha. A função de Planck $B_{ni}(T)$ muda com a freqüência \mathbf{n} e considera-se que a largura da banda da função do canal resposta \mathbf{f} é menor que a função de Planck no centro do canal de freqüência \mathbf{n}_i .

Como num Modelo de Transferência Radiativa o mais trabalhoso é o cálculo das transmitâncias, desenvolveu-se um algoritmo rápido para transmitância:

$$\mathbf{t}_i(p_l, \mathbf{q}) = \prod_{j=1}^l \tilde{\mathbf{t}}_i F(p_j, p_{j-1}, \mathbf{q}) \tilde{\mathbf{t}}_i O((p_j, p_{j-1}, \mathbf{q}) \tilde{\mathbf{t}}_i W(p_j, p_{j-1}, \mathbf{q}) \quad (4.10)$$

onde a transmitância total $\tau_i(p_l, \theta)$ entre o satélite e o nível l , é o produto entre a transmitância efetiva da camada $\tilde{\tau}_i(p_j, p_{j-1}, \theta)$ para todas as camadas j

entre o nível do satélite e o nível l . A transmitância efetiva de cada camada é modelada como produtos dos termos representando a absorção devido a gases atmosféricos; assim, absorção de gases que têm uma concentração fixa de razão de mistura dado por, $(\tau_i F(p_j, p_{j-1}, \theta))$, absorção devido a ozônio dado por $(\tau O(p_j, p_{j-1}, \theta))$ e absorção devido ao vapor de água $(\tau W(p_j, p_{j-1}, \theta))$.

Neste modelo são incluídas as contribuições do ozônio e vapor de água dadas por:

$$\tau_{i,c}(p_j, p_{j-1}, \theta) = \exp(-A_{i,j,c}(\theta)[1 - B_{i,c}(\bar{T}_j - 273)]u_c(j, j-1)^{N_{i,j,c}}) \quad (4.11)$$

onde c é o constituinte (vapor de água ou ozônio), $u_c(j, j-1)$ é a coluna integrada da densidade do tipo de constituinte entre os níveis j e $j-1$; $N_{i,j,c}$ é o canal e a constante dependente do tipo de constituinte varia entre 0,5 e 1, $A_{i,j,c}$ é um canal efetivo, do tipo de constituinte a uma pressão e a um ângulo determinado, dependente do coeficiente de absorção; $B_{i,c}$ é o canal para o tipo de constituinte dependente, constante, representando a porcentagem por grau; e \bar{T}_j é a temperatura média entre a camada p_{j-1} e p_j . Assim como também é incluída a contribuição dos gases com composição fixa, representadas pela equação:

$$\tau_i F(p_j, p_{j-1}, \mathbf{q}) = A_{ij}(\mathbf{q}) + B_{ij}(\mathbf{q})(\bar{T}_j - \bar{T}_j^0) + C_{ij}(\mathbf{q})(\bar{T}_{ij}(\mathbf{q}) - T_{ij}^0(\mathbf{q})) \quad (4.12)$$

onde, \bar{T}_j é temperatura média na camada j entre p_j e p_{j-1} , para um perfil dado; \bar{T}_j^0 é a temperatura média da camada para uma perfil de temperatura standard para a camada j ; e $\bar{T}_{i,j}$ e $\bar{T}_{i,j}^0$ são as temperaturas medias efetivas da camada.

Do mesmo modo, incluem-se o vapor de água dado pela equação:

$$K_{H_2O}(v, j, j-1) = k(v, \bar{T}_j) \bar{e}_j \hat{u} H_2O(j, j-1) \quad (4.13)$$

onde $k(\mathbf{n}, \bar{T}_j)$ é o coeficiente de absorção para o e-tipo contínuo de H₂O para a camada j ; \bar{e}_j é a pressão parcial média de H₂O para a camada j ; e $\hat{u} H_2O(j, j-1)$ é a densidade da coluna H₂O. O coeficiente $k(\mathbf{n}, \bar{T}_j)$ varia linearmente com a temperatura. Também é considerado o espalhamento e a absorção por aerossóis, dado por:

$$\mathbf{t}_{ai}(p, \mathbf{q}) = \exp(-k_{ai}(p) \sec \mathbf{q}) \quad (4.14)$$

onde, $k_{ai}(p)$ é a soma do espalhamento de aerossóis com a espessura ótica da absorção de aerossóis, desde uma pressão p até o topo da atmosfera para um canal determinado.

O modelo também inclui a radiação refletida desde a superfície, dada por:

$$R_i \downarrow = T_{BB^i}(p_s, \mathbf{q}) + \mathbf{t}_i(p_s, \mathbf{q}) \int_{p_s}^0 T(p) \frac{\mathcal{I}}{\mathcal{I}_p} \frac{1}{\mathbf{t}_{ii}(p, \mathbf{q})} dp \quad (4.15)$$

CAPITULO 5

DADOS E METODOLOGIA

5.1 DADOS

Neste trabalho são utilizados dados diários (00 e 12 UTC) do geopotencial, razão de mistura, ozônio e temperatura superficial, obtidos das análises do Modelo GEOS obtidos do Departamento de Assimilação de Dados (Data Assimilation Office - DAO), do National Aeronautics and Space Administration (NASA). Estes dados cobrem o período de 1 a 15 de dezembro de 1991. As variáveis estão em pontos de grade de 2° de latitude por 2.5° de longitude. A região de estudo localiza-se entre 10°N a 35°S e de 35°W a 80°W, abrangendo principalmente a região da América do Sul. Os níveis utilizados são: 18 níveis para geopotencial (0,4, 1,2, 5, 10, 30, 50, 70, 100, 150, 200, 250, 300, 400, 500, 700, 850 e 1000 mb) e 13 níveis para razão de mistura (30, 50, 70, 100, 150, 200, 250, 300, 400, 500, 700, 850, 1000 mb), concentração total de ozônio, e temperatura superficial para cada ponto grade.

5.2 METODOLOGIA

Em virtude do tamanho muito grande das matrizes a serem utilizadas, a resolução da grade foi reduzida a cada 4° de latitude por 5° de longitude.

Neste trabalho são utilizadas principalmente matrizes, cuja dimensão está dada pelo número de observações. Este valor é obtido somando todas as observações em cada ponto grade e multiplicando pelo número de pontos grade da região, sendo que cada observação consta de uma variável em cada

ponto e em cada nível. A Tabela 5.1 mostra os valores do total de observações para cada tipo de informação utilizada na obtenção da matriz respectiva.

TABELA 5.1 – NÚMERO DE OBSERVAÇÕES POR TIPO DE INFORMAÇÃO

TIPO DE DADO	HGHT	SPHU	OZÔNIO	TSFC	OBSERVAÇÕES EM CADA PONTO GRADE	OBSERVAÇÕES NA GRADE TOTAL
Previsão	18	13	1	1	33	33x120= nobs_g
Observação	18	12	1	1	32	32x120 = nobs_o
Recuperados	18	10	1	1	30	30x120 = nobs_r
Radiâncias	--	--	--	-	21	21x120 = nobs_R

O processo de desenvolvimento deste trabalho esta resumido conforme mostra o fluxograma da Figura 5.1, no qual pode-se observar as principais componentes do processo da assimilação. Estas componentes, tais como **Matriz de Covariância do Erro da Observação**, **Matriz de covariância do Erro da Previsão**, **Matriz de Ganho** e **Matriz de Covariância do Erro da Análise**, principalmente, foram obtidas tanto com a utilização das equações do esquema variacional 3D-VAR como do 1D-VAR aplicados para dados de radiâncias e dados recuperados (retrievals), como mostrado na Teoria Estatística da Assimilação, nos capítulos anteriores. Este fluxograma representa a metodologia seguida para o desenvolvimento deste trabalho e cada item do mesmo será discutido nos tópicos subseqüentes.

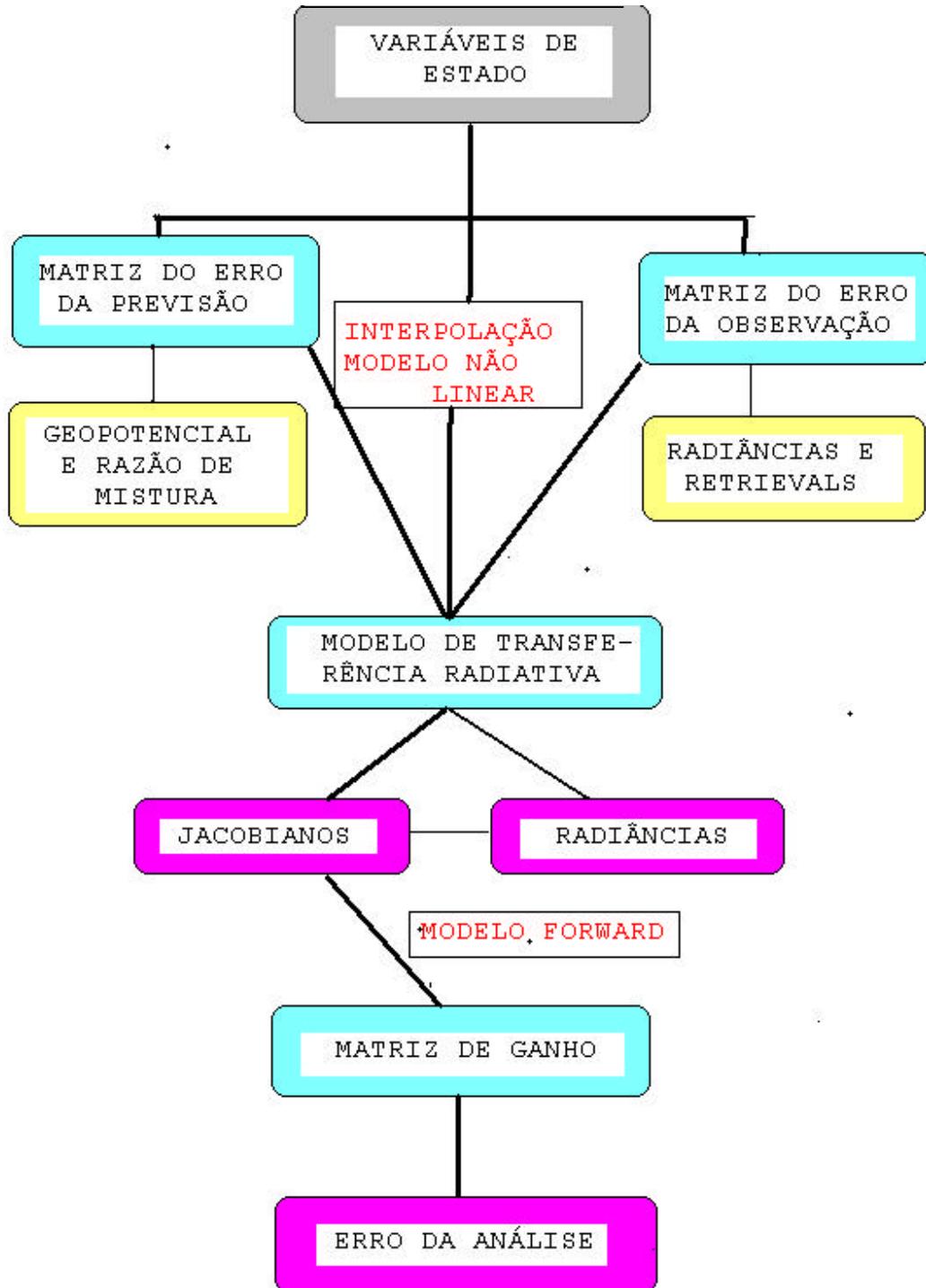


Fig. 5.1 – Fluxograma para a obtenção da Matriz de Covariância do Erro da Análise (P^a).

5.2.1 Variáveis de Estado

Desde que o processo de assimilação leva em consideração a presença de um Modelo de Transferência Radiativa, que está relacionada diretamente com temperaturas, os dados de geopotencial foram convertidos em temperaturas mediante o uso da equação hipsométrica (Equação 5.1). Neste processo de conversão levou-se em consideração a falta de informação em alguns pontos da grade de estudo para alguns níveis. Esta conversão foi realizada para fins da utilização do Modelo de Transferência Radiativa. Pois, para o caso do Processo de Assimilação, foram utilizadas as variáveis de geopotencial e razão de mistura.

$$\Delta Z = -\frac{RT_v}{g} \log\left(\frac{p_2}{p_1}\right) \quad (5.1)$$

onde T_v é a temperatura virtual no meio da camada dada por:

$$T_v = T(1 + 0.61w) \quad (5.2)$$

onde w é a razão de mistura média da camada.

Mostra-se na Figura 5.2 a distribuição espacial das variáveis utilizadas no presente trabalho (geopotencial e razão de mistura) para um nível (850 mb), com a finalidade de mostrar a área de estudo definida neste trabalho, assim como a distribuição espacial das variáveis utilizadas no Processo de Assimilação.

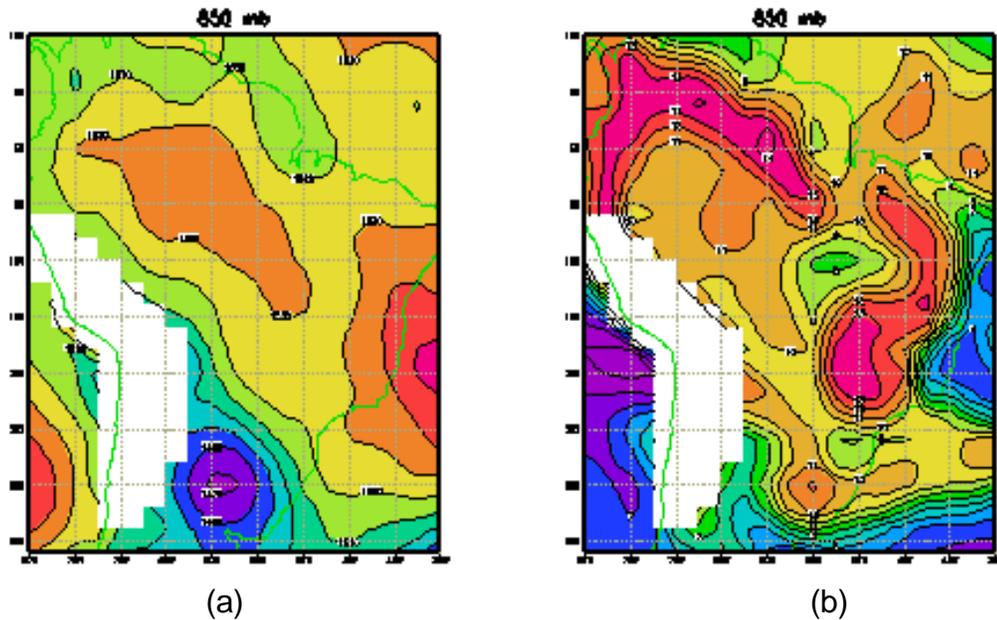


Fig. 5.2 - Distribuição espacial na região de estudo das variáveis de estado em 850 mb: (a) geopotencial (m), (b) razão de mistura (g/Kg).

5.2.2. Matriz de Covariância para os Erros de Observação e Previsão

5.2.2.1. Matriz de Covariância do Erro da Previsão, P^f : Esta matriz é quadrada e diagonal, tem dimensão de (nobs_g,nobs_g), sendo que a nobs_g está definida na Tabela 5.1. Para a obtenção desta matriz considera-se a existência da correlação vertical e horizontal, isto é, $\mathbf{n}^{(mn)} \neq 0$ e $\mathbf{r}^{(mn)}(r) \neq 0$, respectivamente, onde a correlação horizontal $\mathbf{r}^{(mn)}(r)$ é obtida com a Equação 5.3, sendo que a variável é a localização de cada ponto grade em função da latitude e longitude. O coeficiente de correlação vertical $\mathbf{n}^{(mn)}$ é obtido com uso da Equação 5.4, sendo que utiliza como variáveis os níveis de pressão em que são dadas as variáveis de estado. Os $\mathbf{s}^{(m)}$ são valores de desvio-padrão da variável em cada nível de pressão. Os valores de $\mathbf{s}^{(m)}$, para geopotencial foram obtidas a partir dos $\mathbf{s}^{(m)}$ s de temperatura com uso da Equação 5.1. Ressaltando que os $\mathbf{s}^{(m)}$ s para temperatura foram

proporcionadas pela DAO/NASA. Mostra-se na tabela 5.2 valores de $s^{(m)}$ de temperatura, razão de mistura e geopotencial.

A Correlação Horizontal foi obtida a partir da seguinte Equação.

$$r_{i,j} = 1.0 / (1 + 0.5 (rdist / L)^2) \quad (5.3)$$

onde $rdist$ é a distância horizontal entre dois pontos i, j , obtido com a equação 3.51; L é o comprimento característico para cada variável, sendo utilizado $L=800m$ para geopotencial e $L=400 m$ para razão de mistura. E a correlação vertical dada por:

$$n_{i,j} = \exp(-[\log(P_i/P_j) / D]^2) \quad (5.4)$$

onde D é uma função característica da profundidade da camada, sendo $D=1.4 m.$ para o geopotencial e $D=1.1 m.$ para a razão de mistura.

A diagonal da matriz de Covariância da previsão, P^f , isto é, $i=j$ é obtida com a seguinte equação:

$$P^f(i,j) = s_{i,j}^2 \quad (5.5)$$

onde os s são os desvios-padrão de cada variável. A parte superior da matriz P^f é obtida como:

$$P^f(i,j) = s_i \cdot s_j \cdot n_{i,j} \cdot r^{i,j}(r) \quad (5.6)$$

Considerando a definição de Matriz de Covariância, a matriz P^f tem a parte superior simétrica à parte inferior.

TABELA 5.2 – DESVIOS-PADRÃO DE GEOPOTENCIAL E RAZÃO DE MISTURA UTILIZADOS PARA OBTER A MATRIZ DE COVARIÂNCIA DO ERRO DA PREVISÃO E DO ERRO DA OBSERVAÇÃO

NÍVEIS (mb)	PREVISÃO			OBSERVAÇÃO	
	TEMPERATURA (°K)	RAZÃO DE MISTURA (g/Kg)	GEOPOTENCIAL (m)	RAZÃO DE MISTURA (g/Kg)	GEOPOTENCIAL (m)
1000	0,90	0,33	0,35	0,05	5,4
850	0,85	0,37	4,37	0,09	5,6
700	0,73	0,42	7,91	0,15	6,2
500	0,66	0,50	13,65	0,18	8,2
400	0,68	0,73	18,51	0,20	10,8
300	0,70	0,81	24,95	0,38	12,8
250	0,85	0,84	34,84	0,38	13,5
200	0,85	0,84	40,39	0,38	14,5
150	0,65	0,84	36,37	0,38	16,3
100	0,60	0,84	40,70	0,38	19,3
70	0,64	0,84	50,10	0,38	21,9
50	0,70	0,84	61,70	0,38	23,5
30	0,70	--	72,17	0,38	27,7
10	0,70	--	121,75	--	35,8
5	0,90	--	171,14	--	60,0
2	1,10	--	237,14	--	100,0
1	1,13	--	304,09	--	100,0
0,4	1,50	--	390,26	--	100,0

5.2.2.2. Matriz de Covariância do Erro da Observação, R : Esta matriz também é quadrada e diagonal. Se as observações são dados recuperados, a dimensão da matriz é $(nobs_r, nobs_r)$; se as observações são radiâncias, a matriz tem a dimensão $(nobs_R, nobs_R)$; se as observações são dados convencionais, a dimensão da matriz é $(nobs_o, nobs_o)$. Estas dimensões, ou seja, $(nobs_r, nobs_r)$, $(nobs_R, nobs_R)$ e $(nobs_o, nobs_o)$ estão

especificados na Tabela 5.1. Para o caso das radiâncias a matriz R é obtida considerando que não existe correlação vertical, $\mathbf{n}^{(mn)}=0$, entre os canais usados, nem correlação horizontal, $\mathbf{r}^{(mn)}(r)=0$, entre os pontos de observação, Já para o caso dos dados recuperados, considera-se a existência de correlação vertical $\mathbf{n}^{(mn)} \neq 0$, mas nenhuma correlação horizontal, $\mathbf{r}^{(mn)}(r)=0$, Esta matriz, como no caso da matriz P^f , foi obtida com as Equações 5.5 e 5.6, levando em consideração as correlações definidas para o caso das radiâncias, Os valores de $\mathbf{s}^{(m)}$, para o caso das radiâncias é dado pela soma do erro instrumental, expresso em forma de desvio-padrão (\mathbf{s}_d), e o parâmetro de erro de covariância (\mathbf{s}_c), também expresso como desvio-padrão, Assim:

$$\mathbf{s}^{(m)} = \sqrt{\mathbf{s}_d^2 + \mathbf{s}_c^2} \quad (5,7)$$

onde os valores de $\mathbf{s}^{(m)}$ foram obtidos para cada canal, expressos em graus kelvin (°K), Os valores de \mathbf{s}_d e \mathbf{s}_c são mostrados na Tabela 5,3,

Para o caso de dados convencionais, não se considera a correlação horizontal, $\mathbf{r}^{(mn)}(r)=0$, nem para o geopotencial, nem para a razão de mistura, sendo considerada a correlação vertical só para o caso do geopotencial, $\mathbf{n}^{(mn)} \neq 0$. A diagonal da matriz R é obtida como no caso de P^f , isto é, com a Equação 5.5 para o caso da diagonal e a parte superior e inferior com a Equação 5.6. Os valores $\mathbf{s}^{(m)}$ para a matriz R de dados convencionais são mostrados na Tabela 5.2,

TABELA 5.3 – COMPONENTES PARA OBTER O DESVIO-PADRÃO DAS RADIÂNCIAS UTILIZADA NA OBTENÇÃO DA MATRIZ DE COVARIÂNCIA DO ERRO DA OBSERVAÇÃO, PARA RADIÂNCIAS

CANAIS	s_d (°K)	s_c (°K)
1	3,0	1,2
2	0,67	0,4
3	0,50	0,4
4	0,31	0,4
5	0,21	0,3
6	0,24	0,3
7	0,20	0,5
8	0,10	0,5
9	0,10	0,5
10	0,16	0,6
11	0,20	1,0
12	0,20	1,2
13	0,006	0,4
14	0,003	0,3
15	0,003	0,3
18	0,002	0,5
19	0,002	0,5
21	0,35	0,2
22	0,33	0,4
23	0,22	0,7
24	0,28	1,0

Adaptada de Joiner e Rokke (1999).

5.2.3 Modelo de Transferência Radiativa

As equações básicas do Modelo de Transferência Radiativa foram mostradas no Capítulo 4. Neste trabalho foram selecionados 17 canais do

HIRS e 4 canais do MSU. As frequências centrais para cada canal utilizado são mostradas na Tabela 5.4.

TABELA 5.4 – FREQUÊNCIAS CENTRAIS PARA OS CANAIS DO HIRS E MSU

SENSOR	CANAIS	FREQUENCIAS (CM⁻¹)	
H I R S	1	668,99	
	2	678,89	
	3	689,70	
	4	703,25	
	5	716,83	
	6	732,11	
	7	749,48	
	8	900,51	
	9	1031,19	
	10	795,69	
	11	1361,10	
	12	1479,86	
	13	2189,94	
	14	2209,66	
	15	2239,26	
	18	2511,83	
	19	2664,07	
	M S U	21	57,2
		22	57,4
23		57,6	
24		57,8	

Adaptada de Joiner e da Silva (1998).

O modelo de Transferência Radiativa utilizada baseia-se na consideração de céu claro, para o que são utilizadas as Equação de 4.5 a 4.8, expressas monocromaticamente, Para a função de transmitância utiliza-se um Modelo de Transmitância Rápida (FTM-Fast Transmittance Model), (McMillin e

Fleming, 1976), Nesta aproximação, são usadas as frequências efetivas, correspondentes ao valor médio da transmitância da camada representada por cada canal no lugar dos valores monocromáticos da Equação 4.5, de modo que a integral sobre a pressão é avaliada uma vez por canal,

O modelo está principalmente baseado numa técnica conhecida como **Cloud-clearing** (Joiner e Rokke, 1999), que consiste de um tipo de filtro que seleciona áreas por quantidade e tipo de cobertura de nuvens, dando como resultado áreas de céu claro e céu coberto, assim como o grau de cobertura e tipo de nuvens, Nas áreas com ausência de nuvens, o cálculo das radiâncias é baseado no método denominado FOV-adjacente (Joiner e Rokke, 1999).

5.2.3.1 Método de Seleção de Áreas por Tipo e Cobertura de Nuvens "Cloud-clearing"

O método baseia-se no fato de que a radiância observada pelo satélite, em um **pixel** parcialmente coberto consiste da radiância proveniente de algumas regiões livres de nuvens e de algumas regiões cobertas com diferentes tipos de nuvens, as quais devem ser ponderadas pela sua correspondente área fracional, Portanto, a radiância observada \overline{R}_i^k , no canal i e no FOV k , numa área com j diferentes tipos de nuvens, pode ser expressa como:

$$\overline{R}_i^k = (1 - \sum_{j=1}^J a_j^k) R_{i,j}^{CLR} + \sum_{j=1}^J a_j^k R_{i,j}^{CLD} \quad (5.8)$$

onde a_j^k é a fração do tipo de nuvem j ; $R_{i,j}^{CLR}$ é a radiância da coluna sem nuvens; e $R_{i,j}^{CLD}$ é a radiância que vem da fração a_j^k da região correspondente ao tipo de nuvem j ; R_i^{CLR} pode ser modelado segundo as Equações 4.5 e 4.8.

Em geral, R_i^{CLD} pode ter propriedades espectrais complexas, dependentes do comprimento de onda.

Na Equação 5.8, um tipo de nuvem pode se referir a uma simples camada ou a múltiplas camadas de formação de nuvens, Uma camada de nuvens se refere à estrutura da nuvem que produz uma particular radiância, Por exemplo, uma camada de nuvens pode ser cirrus a uma determinada altitude com emissividade menor que 1. Uma formação de nuvens se refere à combinação linear das camadas de nuvens. Por exemplo, uma formação de nuvens poderia ser uma estrutura com 2 camadas de nuvens, onde uma camada cobre a metade da área da outra.

5.2.3.2 Aproximação do FOV Adjacente

Na aproximação **cloud-clearing**, para este modelo, utilizam-se dois ou mais FOVs adjacentes do HIRS, onde cada FOV produz diferentes realizações de 5.8, Supõe-se que os FOVs são homogêneos, exceto pela quantidade de nuvens cobertas, isto é, considera-se que R_i^{CLR} e R_i^{CLD} são iguais em cada FOV, mas que os \mathbf{a}_i^k (para cada j) não são. Assume-se também que a variabilidade espacial radiativa da cobertura de nuvens é muito maior que os parâmetros atmosféricos e superficiais, É suposto ainda que os \mathbf{a}_i^k para cada formação de nuvens são diferentes em no mínimo 2 FOVs. Com estas suposições, pode-se escrever a reconstrução da Radiância da coluna sem nuvens para o canal i , R_i^{CLR} como uma combinação linear das radiâncias medidas em $k+1$ FOV, $\bar{R}_{i,1} \dots \bar{R}_{i,k+1}$ isto :

$$R_i^{CLR} = \bar{R}_{i,1} + \mathbf{h}_1 (\bar{R}_{i,1} - \bar{R}_{i,2}) + \mathbf{h}_2 (\bar{R}_{i,1} - \bar{R}_{i,3}) + \dots + \mathbf{h}_k (\bar{R}_{i,1} - \bar{R}_{i,k}) \quad (5.9)$$

onde $h_1 \dots h_k$ são constantes de canais independentes pois dependem somente dos a 's. Em geral requer-se $k+1$ FOV para se obter informação sobre k formações de nuvens,

Com estas considerações, dentro do Modelo de Transferência Radiativa, a saída proporcionada por ele é a radiância para cada ponto de grade, obtido tridimensionalmente e os valores dos Jacobianos, para cada ponto de grade, em todos os canais especificados na entrada do Modelo,

Os Jacobianos são expressos como:

$$jac_i = \frac{\partial q_i}{\partial X_j} \quad (5.10)$$

onde q_i é a temperatura de brilho no canal i , e X_j é a variável a ser relacionada com o canal respectivo, Isto significa que o valor do Jacobiano mede o grau de sensibilidade do canal do satélite à variável escolhida. Assim se o valor do Jacobiano é alto, então existe maior sensibilidade do canal i à variável determinada na camada j .

5.2.4 Processo da Assimilação e Erros da Análise

Sendo que a realização de uma boa análise seria a minimização da Equação 3.22, mostra-se que esta minimização pode ser dada por uma iteração quase-newtoniana dada por:

$$w_{i=1} = w^f + K[w^0 - h(w_i) + H_i(w_i - w^f)] \quad (5.11)$$

onde o subscrito i denota a iteração. A iteração inicial é $w_0 = w^f$, a matriz K_i é o ganho ótimo dado por:

$$K_i = P^f H_i^T (H_i P^f H_i^T + R)^{-1} \quad (5.12)$$

e H_i é a versão linearizada de h ,

$$H_i = \left. \frac{\partial h(w)}{\partial w} \right|_{w=w_i} \quad (5.13)$$

O vetor análise, w^a , é o estado obtido na convergência:

$$w^a = \lim_{i \rightarrow \infty} w_i \quad (5.14)$$

A Equação 5.11 ao convergir torna-se:

$$w^a = w^f + K [w^0 - h(w^a) + H(w^a - w^f)] \quad (5.15)$$

onde:

$$K = P^f H^T (H P^f H^T + R)^{-1} \quad (5.16)$$

$$H = \left. \frac{\partial h(w)}{\partial w} \right|_{w=w^a} \quad (5.17)$$

As Equações de 5.15 a 5.17 são referidas como **as Equações de Análise Não-Linear**, Estas equações servem de base para o processo de assimilação de radiâncias, considerando a intervenção do processo de transferência radiativa, que é também um problema não-linear.

5.2.4.1 Assimilação Direta de Radiâncias

O **operador observação** associado com as medições de radiância, envolve uma aproximação de transferência radiativa, ou modelo empírico de

transferência radiativa, o qual pode ser denotado por $f(z,b)$. Tal modelo pode ser usado para simular radiâncias, dado qualquer estado atmosférico z . O vetor b representa parâmetros conhecidos do modelo. Considera-se que as variáveis de estado z , do Modelo de Transferência Radiativa são geralmente compatíveis com as variáveis de estado w do vetor de estado. Isto significa que ambos vetores são representações discretas das mesmas quantidades geofísicas no mesmo domínio físico. No entanto, z e w não são necessariamente definidas nas mesmas localizações. Portanto, é necessário um **operador observação** que faça interpolação das observações como:

$$h(w) = f(z,b) = f(Iw,b) \quad (5.18)$$

onde I é um **operador de interpolação** que mapeia as variáveis de estado do Modelo de Previsão para a representação do estado do Modelo de Transferência Radiativa nas localizações da observação. O **operador observação** linearizado H é:

$$H = \frac{\partial h}{\partial w} = \frac{\partial f}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial w} = FI \quad (5.19)$$

sendo F os Jacobianos obtidos com o Modelo de Transferência Radiativa. Então, aplicando as Equações 5.18 e 5.19 nas Equações 5.15 a 5.17, obtêm-se as **Equações de Análise para Radiâncias** dadas por:

$$w^a = w^f + K^{y_0} \left[y - f(z^a, b) + F(z^a - z^f) \right] \quad (5.20)$$

$$K^{y_0} = P^f I^T F^T (FIP^f I^T F^T + R^y)^{-1} \quad (5.21)$$

$$F = \left. \frac{\partial f}{\partial z} \right|_{z=z^a} \quad (5.22)$$

onde $z^{a,f} = Iw^{a,f}$, e R^y é o **Erro da Radiância** (ou equivalente à temperatura de brilho) associado com as medições de radiância.

Com a suposição de que os **Erros da Radiância** são independentes dos **Erros do Vetor Estado** e se a linearização do erro $[f(z^a, b) - f(z^f, b) - F(z^a - z^f)]$ é pequena, então a Equação 3.21 que é a **Matriz de Covariância do Erro da Análise**, para radiância seria dada por:

$$\begin{aligned} P^a &\approx (I - K^{y_0} FI)P^f (I - K^{y_0} FI)^T + K^{y_0} R^y (K^{y_0})^T \\ P^a &= (I - K^{y_0} FI)P^f \end{aligned} \quad (5.23)$$

que pode ser utilizadas para 1D-VAR sob condições ideais, tais como a ausência de "bias" (vício), covariância dos Erros da Previsão e da Observação corretamente especificados. Para o caso 3D-VAR pode também ser utilizada a Equação 5.23, com as mesmas considerações feitas para 1D-VAR mais a inclusão das correlações horizontais e verticais. Neste trabalho é resolvida a Equação 5.23 tanto para uma dimensão (1D-VAR), como para três dimensões (3D-VAR), usando as técnicas variacionais. A solução desta equação leva em consideração a obtenção das matrizes de covariância dos Erros de Previsão e Observação, a matriz de ganho, as correlações horizontais e verticais. A obtenção destas matrizes foi resolvida com a implementação de programas computacionais em linguagem FORTRAN 90, mantendo a estrutura de módulos e subrotinas, como pode-se observar na Figura 5.3, de tal forma que resolvam passo a passo o fluxograma mostrado na Figura 5.1, onde mostra-se que o objetivo principal deste trabalho é a obtenção **da Matriz de Covariância do Erro da Análise**.

5.2.4.2 Assimilação de Dados Recuperados

Uma outra alternativa para Assimilação de Radiâncias, é primeiro produzir um conjunto de perfis verticais de variáveis atmosféricas tais como temperatura e/ou umidade a partir de dados de radiância. Os perfis recuperados podem ser então assimilados como se eles fossem observações

convencionais in situ. A obtenção dos dados convencionais a partir de radiâncias é realizada de forma unidimensional (num só ponto) estendida posteriormente para o caso tri-dimensional,

Pode-se escrever o estado de **retrieval** z^r simbolicamente como:

$$z^r = D(y, b, z^p) \quad (5.24)$$

onde D denota o processo de recuperação em uma dimensão. Geralmente é um estimador não-linear, e z^p é a primeira estimativa. Como antes, o vetor y representa os dados de radiância, e b são os parâmetros do Modelo de Transferência Radiativa,

Os erros associados com a recuperação de dados em 1D-VAR, definidos em diferentes localizações não são independentes. Isto pode mostrar que, se P^p é o erro de covariância associado com a primeira estimativa, e considerando $D_y = \left. \frac{\partial D}{\partial y} \right|_{z=z^r}$, então a aproximação linear para **a Matriz de**

Covariância do Erro dos Dados Recuperados é dada por:

$$R^z \approx (I - D_y F) P^p (I - D_y F)^T + D_y R^y D_y^T \quad (5.25)$$

Desde que P^p geralmente envolve as correlações verticais, a Equação 5.25 mostra que os erros dos dados recuperados em diferentes localizações podem ser bem correlacionados. O operador linear D_y tem o papel da Matriz de Ganho. Então com o sistema de Equações não-lineares (5.15-5.17) e considerando uma primeira estimativa z^p e os dados de radiância y , as **Equações do Processo de Assimilação de Dados Recuperados** em 1D-VAR satisfazem:

$$z^r = z^p + D_y \left[y - f(z^r, b) - F(z^r - z^p) \right] \quad (5.26)$$

$$D_y = P_{1D}^p F^T (FP_{1D}^p F^T + R^y)^{-1} \quad (5.27)$$

$$F = \left. \frac{\partial f}{\partial z} \right|_{z=z^r} \quad (5.28)$$

A aproximação linear da **Matriz de Covariância do Erro de Dados Recuperados** R^z pode ser obtida pela substituição da Equação 5.27 em 5.25. A exatidão de tal aproximação depende do tamanho do termo: $\left[f(z^r, b) - f(z^p, b) - F(z^r - z^p) \right]$,

Para o Processo de Assimilação de Dados Recuperados, estes são tratados como dados convencionais, onde o **operador observação** envolve uma interpolação, tal como:

$$h(w) = Iw \quad (5.29)$$

e as equações de análise se convertem em:

$$w^a = w^f + K^z \left[z^r - Iw^f \right] \quad (5.30)$$

com uma Matriz de Ganho K^{z_0} que leva em consideração os Erros de Covariância Cruzada X , que é a relação entre os dados recuperados e o **background ou previsão** é:

$$K^{z_0} = (P^f I^T - X^T)(IP^f I^T + R^z - IX^T - XI^T)^{-1} \quad (5.31)$$

Na prática, X é geralmente desprezado devido à dificuldade de ser estimado. Então, depois de várias operações matemáticas, como a aproximação de Lorenc (1986), da Silva et al. (1996), utiliza-se a seguinte equação para a Matriz de Ganho:

$$K^{z_0} = P^f I^T (IP^f I^T + R^z)^{-1} \quad (5.32)$$

A análise de dados recuperados com a Matriz de Ganho desta forma, é operacionalmente implementada em sistemas de Assimilação de Dados (Goldberg et al. 1993). Neste Trabalho é implementada a Análise de Dados Recuperados segundo Goldberg et al. (1993).

Para o caso da análise tridimensional dos dados recuperados, faz-se uma expansão horizontal (latitude e longitude) e as equações de análise são dadas por:

$$w^a = w^f + K^z \left\{ z^p - Iw^f + D_y \left[y - f(z^r, b) + F(z^r - z^p) \right] \right\} \quad (5.33)$$

Se $X^{p,f}$ é a covariância cruzada entre os erros de covariância da primeira estimativa e o background, a equação da **Matriz de Covariância do Erro da Análise de Dados Recuperados** é dada por:

$$\begin{aligned} P^a \approx & (I - K^z I) P^f (I - K^z I)^T \\ & + (K^z - K^z D_y F) P^p (K^z - K^z D_y F)^T \\ & + (K^z D_y) R^y (K^z D_y)^T \\ & + (I - K^z I) X^{p,f} (K^z - K^z D_y F)^T \\ & + (K^z - K^z D_y F) X^{p,f} (I - K^z I)^T \end{aligned} \quad (5.34)$$

onde, os primeiros termos envolvem os Erros de Covariância da Previsão, da Observação da radiância e da primeira estimativa, respectivamente. Os dois últimos termos dependem da matriz $X^{p,f}$. Com isto, no processo de assimilação de dados recuperados tridimensional, com:

$$z^p = Iw^f \quad (5.35)$$

$$P^p = IP^f I^T \quad (5.36)$$

e substituindo as Equações 5.35 e 5.36 nas Equações 5.26 a 5.28 encontra-se,

$$z^r = Iw^f + D_y [y - f(z^r, b) + F(z^r - z^f)] \quad (5.37)$$

$$D_y = IP_{1D}^f I^T F^T (FIP_{1D}^f I^T F^T + R^y)^{-1} \quad (5.38)$$

$$F = \left. \frac{\partial f}{\partial z} \right|_{z=z^r} \quad (5.39)$$

com P_{1D}^f obtido pela substituição das correlações horizontais em P^f por zero.

A equação para o Erro de Covariância de Dados Recuperados R^z é obtida substituindo as Equações 5.38 na Equação 5.25.

$$R^z \approx (I - D_y F) IP_{1D}^f I^T + (I - D_y F) I (P^f - P_{1D}^f) I^T (I - D_y F)^T \quad (5.40)$$

Para obter a equação do Erro da Análise, utilizam-se as Equações 5.37 a 5.39 na Equação 5.23 ou na Equação 5.34, considerando que o erro de covariância cruzada de dados recuperados-previsão, X , é aproximadamente:

$$X \approx (I - D_y F) IP^f \quad (5.41)$$

Pode-se notar que X tem a mesma ordem de magnitude que o erro de covariância dos dados recuperados. De fato considerando $P^f - P_{1D}^f$ pequeno então pode-se ter:

$$R^z \approx XI^T \quad (5.42)$$

Na prática, não é justificável assumir que os erros de dados recuperados e a primeira estimativa são independentes, e é ignorado o erro de covariância cruzada (isto é, $X = 0,0$). Este fato é usado geralmente nos centros de previsão

que fazem este tipo de assimilação. Neste trabalho adota-se esta suposição para a obtenção do Erro da Análise.

Então, chega-se a uma aproximação para a **Matriz de Covariância do Erro da Análise de Dados Recuperados**, dado por:

$$P^a \approx (I - K^z D_y F I) P^f (I - K^z D_y F I)^T + K^z D_y R^y (K^z D_y)^T \quad (5.43)$$

Pode-se observar que as Equações 5.23 e 5.42, para os Erros da Análise são parecidas, considerando que: Primeiro, z^a (da análise convencional ou de dados convencionais) é substituído por z^r para o caso da análise de radiâncias, e por z^p para o caso de dados recuperados; Segundo, que a Matriz de Ganho K , dos dados convencionais, é substituída por K^{y_0} para Análise de Radiância e por $K^z D_y$ para Análise de Dados Recuperados; isto acontece tanto para análise em uma dimensão como em três dimensões,

Neste trabalho são usadas as **Equações do Erros da Análise** em 1D-VAR e 3D-VAR tanto para Radiância como para Dados Recuperados, resumidos na Equação 5.43, sendo que para Radiâncias em 1D-VAR e 3D-VAR, K^{y_0} é dada pela equação 5.21, e para o caso dos Dados Recuperados em 1D-VAR como em 3D-VAR, $K^z D_y$, é dado pelo produto das Equações 5.32 e 5.38 com a utilização da Equação 5.40.

A solução computacional das equações mencionadas foi realizada em linguagem FORTRAN 90, para o que foram codificadas e implementadas subrotinas, módulos e programas principais, estruturados de tal forma a serem usados de forma genérica. Na Figura 5.3 mostra-se os principais módulos e subrotinas que obedecem à estrutura do fluxograma mostrado na Figura 5.1.

O caso Unidimensional com o esquema 1D-VAR, é utilizado em muitos Centros de Previsão de Tempo, devido ao fato de 1D-VAR permitir a obtenção dos dados recuperados e sua posterior assimilação, enquanto que o esquema 3D-VAR, está em fase de pesquisa, por isso, neste trabalho introduz-se o estudo do Processo de Assimilação Tridimensional que ao mesmo tempo que permite a Assimilação de Dados Recuperados, permite a Assimilação Direta da Radiâncias. Para ambos casos foram implementados os programas computacionais em linguagem FORTRAN 90, conforme apresentado no fluxograma mostrado na Figura 5.3.

Ressalta-se também que, antes da solução computacional, as equações que contêm inversão de matrizes, passaram por operações algébricas, como mostrado na Equação 5.44, de tal modo a facilitar a codificação computacional, permitindo a utilização do pacote matemático de subrotinas denominado LAPACK que facilita a inversão de matrizes na forma de equações algébricas. Foram desenvolvidas também subrotinas para outras operações tais como por exemplo, produto de matrizes. Mostra-se a título de exemplo a solução da Equação 5.21, que é a Matriz de Ganho para Assimilação de Radiâncias. A solução é dada como:

$$\begin{aligned}
 K^{y_0} &= P^f I^T F^T (FIP^f I^T F^T + R^y)^{-1} \\
 K^{y_0} &= (F I P^f)^T (FI(FIP^f)^T + R^y)^{-1} \\
 K^{y_0} &= (HP^f)^T (H(HP^f)^T + R^y)^{-1} \\
 \text{Fazendo } (H(HP^f)^T + R^y)^{-1} &= M \text{ temos :} \\
 K^{y_0} &= (HP^f)^T M^{-1} \tag{5.44} \\
 \text{Multiplicando por } M, \text{ temos :} \\
 K^{y_0} M &= (HP^f)^T \\
 \text{Aplicando a transposta :} \\
 M(K^{y_0})^T &= (HP^f)
 \end{aligned}$$

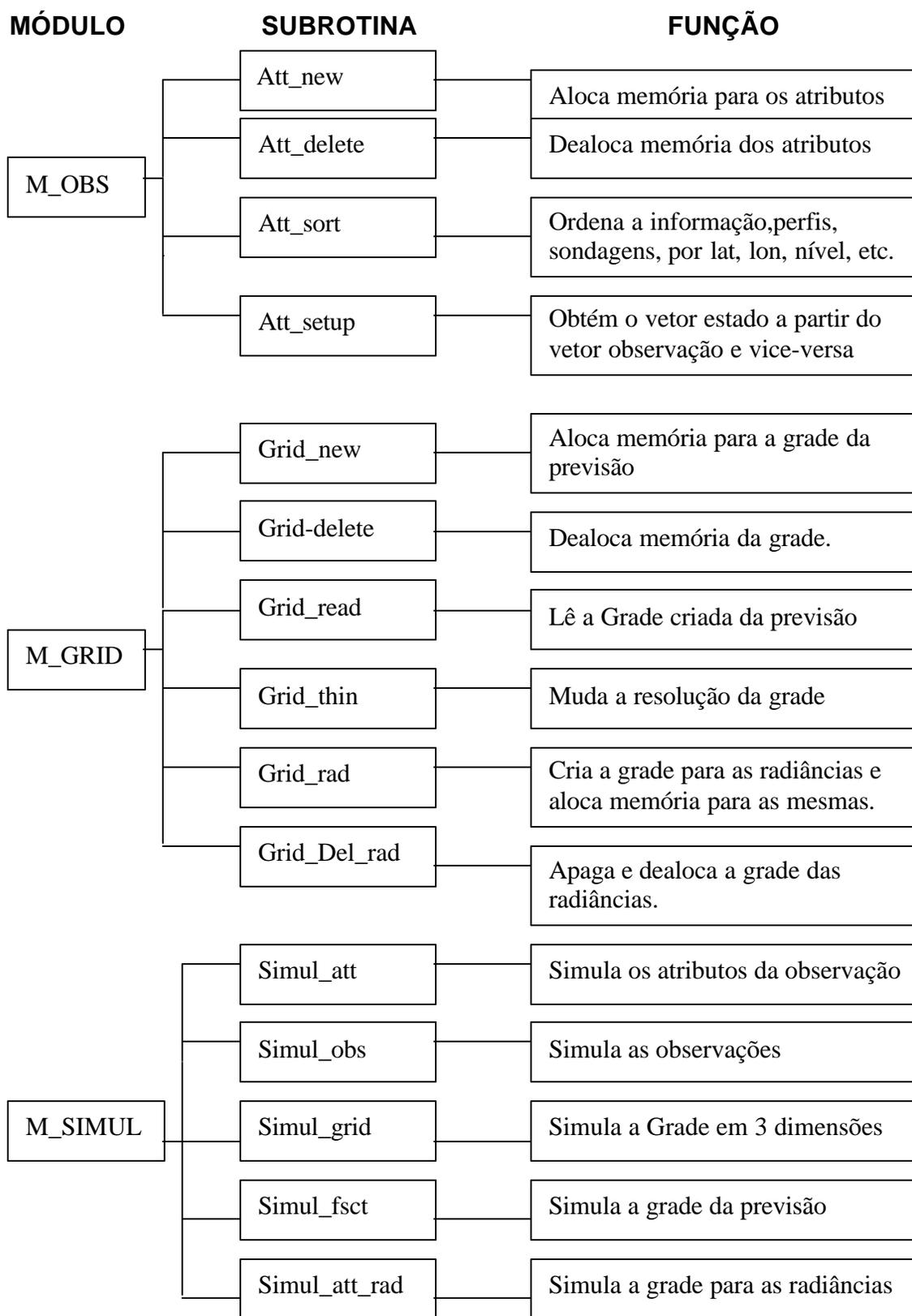


Fig. 5.3 – Estrutura Principal dos programas desenvolvidos.

(continua)

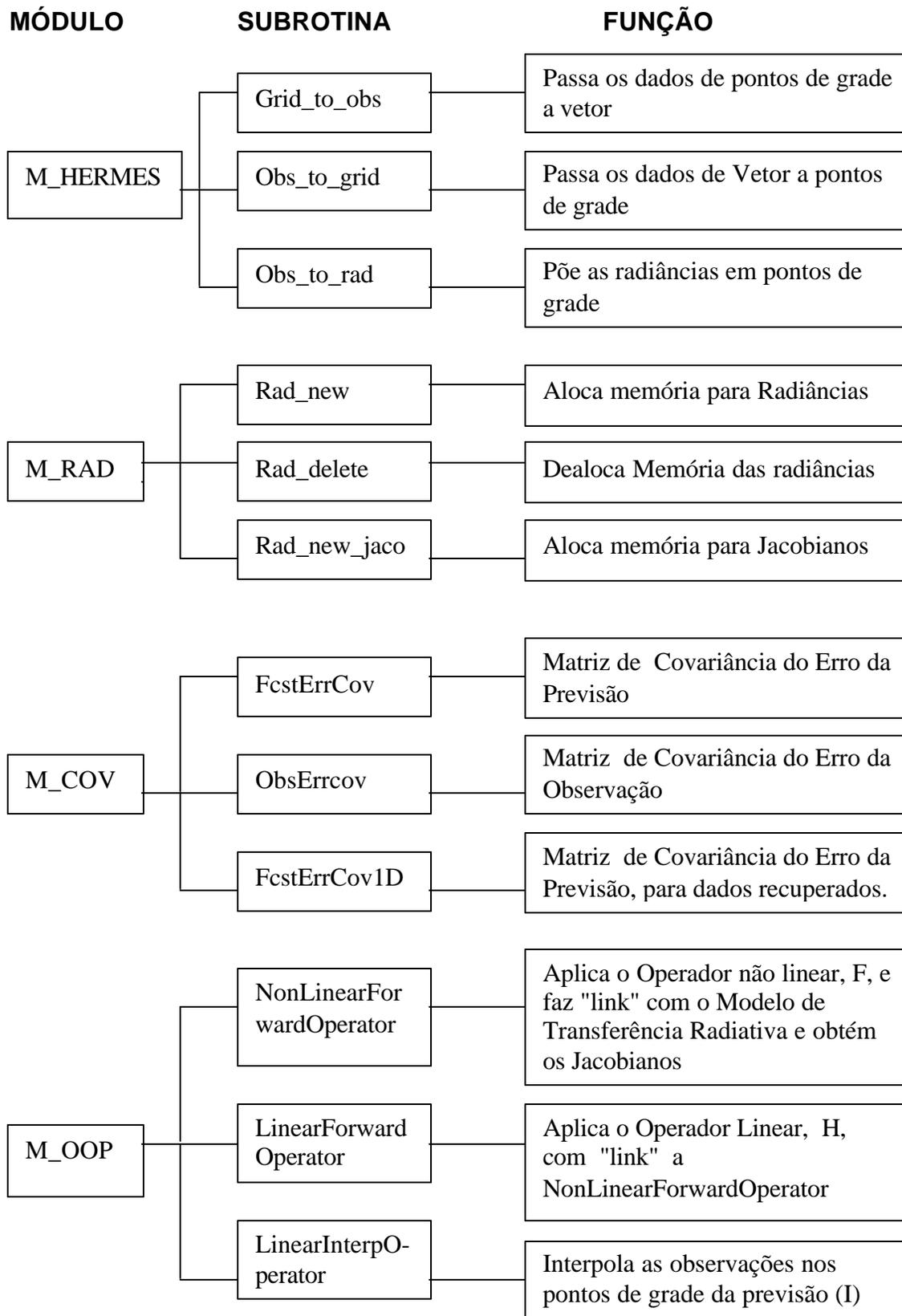


Fig. 5.3b (conclusão)

Observa-se na Equação 5.44 que, a solução é um conjunto de equações de K^{y_0} variáveis, o que é resolvida com o LAPACK. O operador I , é obtido aplicando a subrotina **LinearInterOperator** do Modulo **m_ooop**, para interpolar as observações nos pontos de grade do vetor estado; F é obtido utilizando a subrotina **NonLinearForwardOperator**, tendo-se aplicado a interpolação previamente; e H é a aplicação da subrotina **LinearForwardOperator**, que, para casos lineares é dada por: $H=FI$. Estes operadores são aplicados à matriz P^f , que foi obtida aplicando a subrotina **FcstErrcov** ao Vetor Estado. A matriz R^y é obtida aplicando a subrotina **ObsErrCov** ao Vetor Observação. Neste exemplo, às radiâncias, foram simuladas utilizando os modulos **sim_obs**, onde se definem os parâmetros para a simulação das radiâncias, tais como, grade, resolução, canais, tipo de satélite, etc. O modulo **m_obs**, com as subrotinas **m_simul**, simula as observações, **att_new**, aloca a memória respectiva e as subrotinas **att_sort**, que ordena as variáveis por canais, latitude e longitude. Níveis, etc.

CAPITULO 6

RESULTADOS

Tendo em vista que o Processo de Assimilação de radiâncias requer um Modelo de Transferência Radiativa, apresentam-se alguns resultados obtidos com o Modelo de Transferência Radiativa utilizado neste trabalho e desenvolvido pela DAO/NASA. Em seguida, apresentam-se os resultados dos Erros de Análise no Processo de Assimilação.

6.1 MODELO DE TRANSFERÊNCIA RADIATIVA

O modelo Utilizado, denominada GLATOVs (Goddard Laboratory for Atmospheres, é um algoritmo rápido de transmitância e cálculos de transferência radiativa, o qual esta composto de subrotinas que processam a informação do TOVS e vice-versa, assim como um conjunto de subrotinas usadas pela DAO. Por isto, sendo os Jacobianos e as radiâncias saídas principais deste modelo e parâmetros importantes dentro do processo de assimilação, apresentam-se a seguir os resultados obtidos para os Jacobianos e as radiâncias.

6.1.1. Jacobianos

Desde que os Jacobianos representam o grau de sensibilidade do canal do satélite, a uma determinada variável, eles proporcionam uma visão mais ampla do comportamento de cada canal, com respeito à variável em relação ao grau de sensibilidade, isto é, qual canal é mais ou menos sensível à variável de interesse. Portanto, para analisar este comportamento, usando o Modelo de Transferência Radiativa, obteve-se os Jacobianos para temperatura, razão de

mistura e ozônio. Estes valores foram obtidos para diferentes variações de ângulo zenital do satélite, entre -51° a 51° , considerando a superfície continental e a superfície oceânica, com emissividade de 0,9 e 0,6 respectivamente. Também levou-se em consideração a diferença entre o dia e a noite, com a finalidade de avaliar o efeito da onda longa e a sensibilidade dos canais a estas mudanças de horário.

Mostra-se, na Figura 6.1, os Jacobianos para temperatura em continente, para os diversos canais dos sensores, HIRS, MSU e SSU, para um ângulo zenital de 51° , para o dia (Figura 6.1a), para a noite (Figura. 6.1b), e para a diferença entre o dia e a noite (Figura.6.1c). Pode-se notar que a faixa de variação dos Jacobianos, para o caso da temperatura, está entre 0,0 a 0,25, mas a variação vertical dos Jacobianos para canal é diferente uma da outra, com os valores máximos localizados em diferentes camadas. Estes valores máximos são interpretados como a maior sensibilidade do canal à temperatura, por exemplo, o canal 11 tem um valor máximo do Jacobiano na camada de 600 a 700 mb, o que significa que uma melhor resposta de temperatura nesta camada seria dada por este canal. O mesmo acontece com o canal 26, em altos níveis entre a camada de 4 a 5 mb, que é um canal do sensor MSU, que mede principalmente as variações em altos níveis. Então, era de se esperar que pelo menos um canal deste sensor fosse mais sensível à temperatura em altos níveis.

Analisando os Jacobianos para o período da noite (Figura 6.1b), pode-se notar que a sua variação é similar ao período do dia. Mas, observando a Figura 6.1c, nota-se que existe uma diferença em alguns canais, sendo que a maior diferença entre os Jacobianos do dia menos os da noite, se dá nos canais, 13,14 15, 18 e 19 do sensor HIRS, o que significa que existe uma sensibilidade destes canais à presença da onda longa. . Esta diferença acontece principalmente nos níveis abaixo de 400 mb.

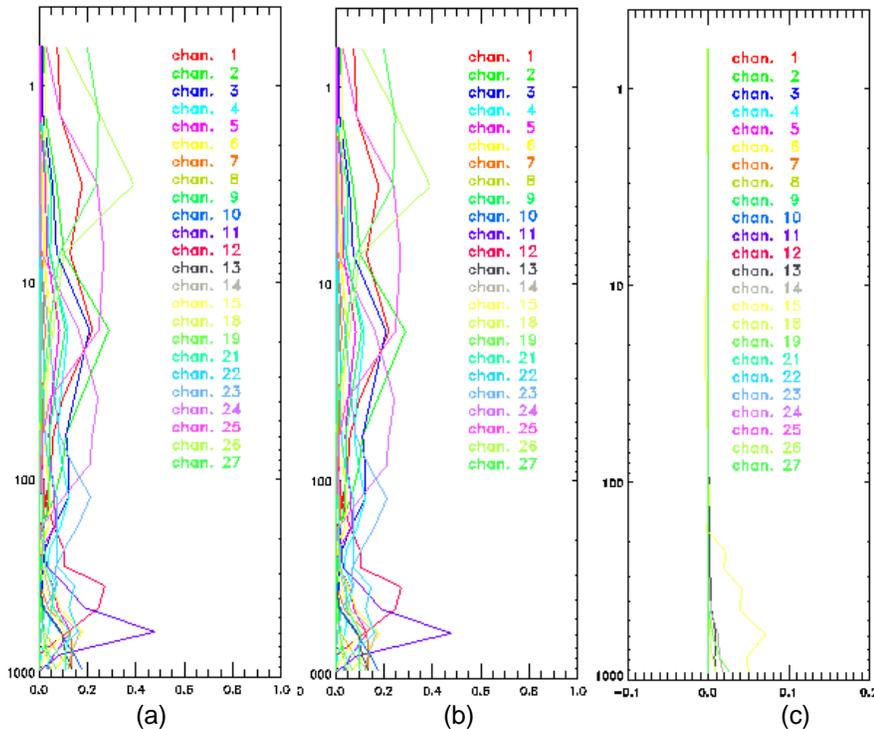


Fig 6.1 - Jacobianos de Temperatura para um ângulo zenital de 51° em continente: (a) de dia, (b) de noite e (c) diferença dia-noite.

Com isto, para os estudos no período da noite os canais 13, 14, 15, 18 e 19 não deveriam ser desconsiderados. O canal 15 tem um maior valor da diferença entre o dia e a noite, o que revela que este canal não é muito sensível no período da noite, significando ao mesmo tempo que o comprimento de onda do canal 15 não é encontrado no período da noite.

Do mesmo modo, analisando os Jacobianos de temperatura, para a superfície oceânica, observa-se que a variação dos Jacobianos com a vertical, a localização dos máximos valores, assim como a faixa de variação é similar ao observado para superfície continental. Na Figura 6.2 são mostrados os Jacobianos de temperatura obtidos para superfície oceânica, com um ângulo zenital de 26.5°. Os Jacobianos para o dia (Figura 6.2^a), e para a noite (Figura 6.2b), no oceano os Jacobianos têm as mesmas variações que no continente; assim como também os máximos dos canais 11 e 26, nas mesmas camadas que foram observadas para superfície continental. A diferença dos Jacobianos entre o período de dia e de noite (Figura 6.2c), está de novo nos canais 13, 14,

15, 18, e 19, e na camada abaixo de 400 mb. Nota-se também que as maiores diferenças estão no canal 15. Comparando os valores da diferença dos Jacobianos no oceano com os do continente (Figura 6.1c), vê-se que os do oceano têm maiores valores, o que também nos leva a deduzir que o canal 15 é não-sensível no período da noite. Este aumento da diferença foi observado para o continente, para ângulo zenital menor; sendo que no oceano também foi observada diferença menor para ângulos zenitais maiores. Então, pode-se afirmar que o canal 15 é muito sensível a mudanças de período (dia e noite), como às variações do ângulo zenital. Logo, o canal 15 seria um bom indicador das mudanças dos ângulos zenitais e do tipo de superfície observada. E que a diferença mostrada para o canal 15 entre o dia e a noite aumenta à medida que o ângulo zenital diminui, independente da superfície, e que para ângulos zenitais iguais a diferença dia menos noite se mantém, também independente da superfície que está sendo observada.

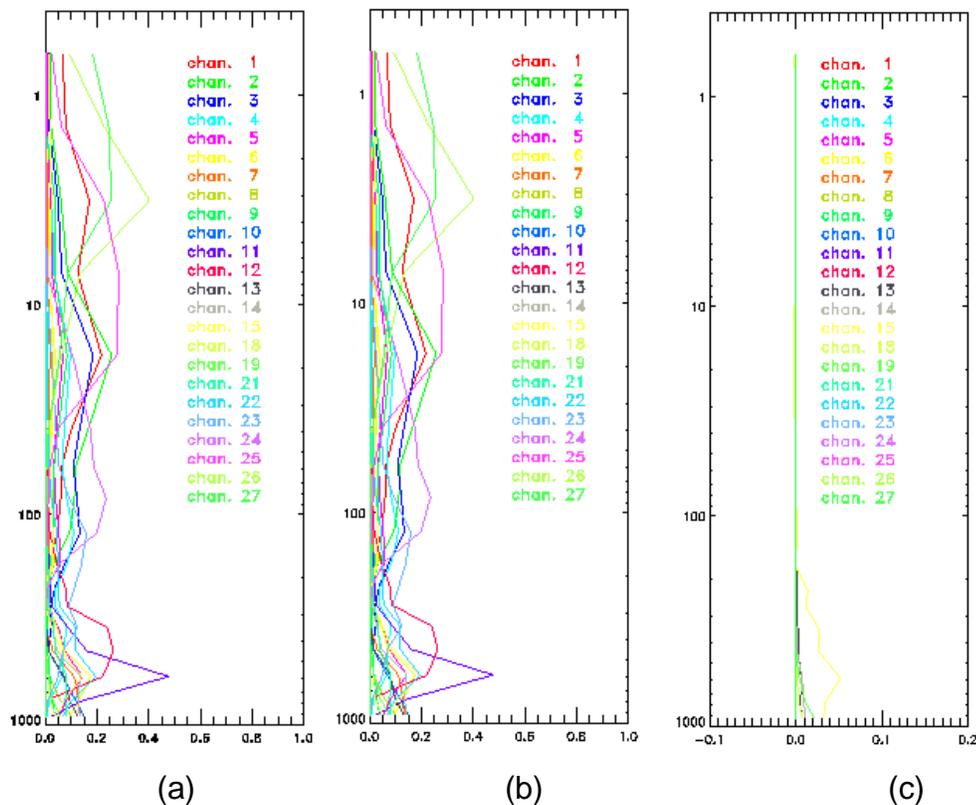


Fig. 6.2 - Jacobianos de Temperatura para um ângulo zenital de 26.5° em oceano: (a) de dia, (b) de noite e (c) diferença dia-noite.

Para o caso da umidade (razão de mistura), os Jacobianos foram obtidos nas mesmas condições que os da temperatura, com variações do ângulo zenital do satélite, para o dia e a noite e para superfície continental e oceânica. Mostra-se na Figura 6.3 o caso para a superfície continental, para um ângulo zenital de 51°. Observa-se que, para o caso da umidade, os Jacobianos são negativos, isto se deve ao fato de que os sensores do satélite não medem a quantidade de umidade por camada, que seria a camada que representa o Jacobiano, mas sim a quantidade de umidade acumulada desde a superfície até um determinado nível. Então, os valores dos Jacobianos de umidade se apresentam negativos. Pode-se observar que a variação vertical dos Jacobianos, para todos os canais, está abaixo de 300 mb, mostrando que abaixo deste nível apresentam sensibilidade com a umidade, o que concorda com a distribuição vertical da umidade na atmosfera.

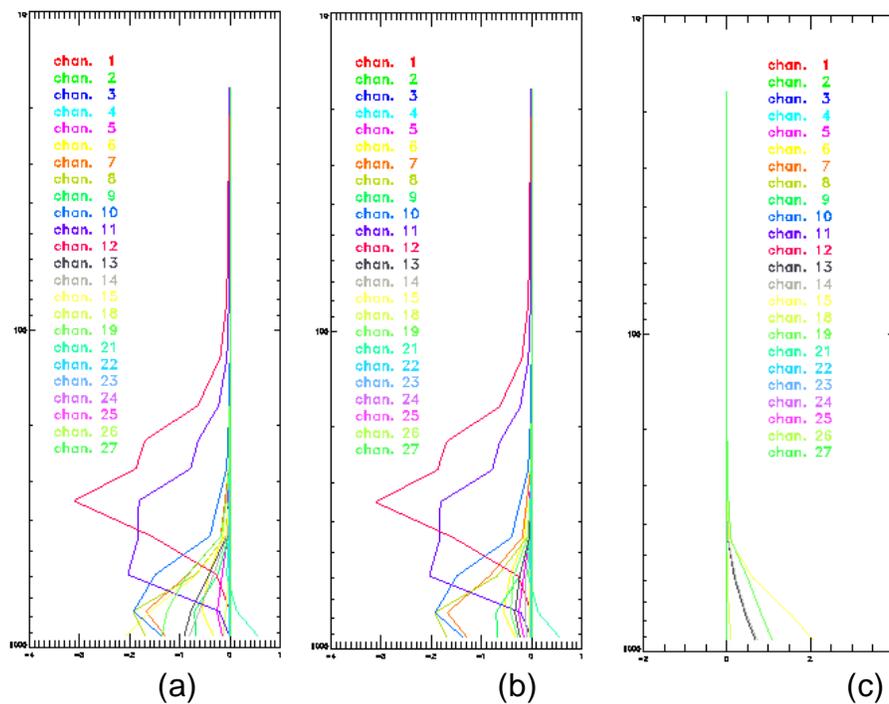


Fig. 6.3 – Jacobianos de Umidade para um ângulo zenital de 51° em continente (a) de dia, (b) de noite e (c) diferença dia-noite.

Observa-se também na Figura 6.3, que o canal 12 tem uma maior sensibilidade na camada de 600 a 300 mb, isto por ter máximo valor localizado nessa camada. O canal 11, na camada entre 800 e 400 mb, aproximadamente, e os outros canais, apresentam seu maior valor na camada entre 400 e 1000 mb.

Comparando os Jacobianos para umidade entre o dia e a noite, pode-se observar que há diferença entre eles (Figura 6.3c) principalmente nos canais 13, 14, 15, 18 e 19, sendo que de novo a maior diferença está no canal 15. Do mesmo modo que para temperatura. O canal 15, avaliado para condições diferentes de superfície e ângulo zenital, no caso dos Jacobianos de umidade, apresenta variações similares ao da temperatura, concluindo-se, então que este canal é menos sensível à umidade no período da noite e que é muito sensível a mudanças do ângulo zenital e da superfície observada. Também nota-se que para os canais 11 e 12, de maior sensibilidade à umidade, não existe diferença entre o dia e a noite, como se observa na Figura 6.3c, o que significa que estes canais respondem bem às mudanças de superfície (oceânica e continental).

Os Jacobianos para ozônio também foram obtidos nas mesmas condições que para temperatura e umidade, tais como a variação do ângulo zenital, considerando continente e oceano, para um período diurno e noturno. Na Figura 6.4 mostra-se a distribuição dos Jacobianos de ozônio. Pode-se observar que os valores de Jacobianos para ozônio são também negativos como os da umidade, dado que a forma de medida é também acumulada. Observa-se, então, que o canal 9 tem sensibilidade para ozônio, entre o nível 30 a 200 mb, sendo que a camada de maior sensibilidade está entre 90 e 80 mb. Os outros canais, como pode ser observado na Figura 6.4, não apresentam quase nenhuma sensibilidade ao ozônio, e comparando a diferença dia menos noite, o comportamento é o mesmo entre o dia e a noite, como se observa na Figura 6.4c, pois a diferença é zero para todos os canais,

inclusive para o canal 9, o de maior sensibilidade. Com isto, o canal 9 seria o canal que representa muito bem a concentração de ozônio independente de horário, ângulo zenital e superfície observada.

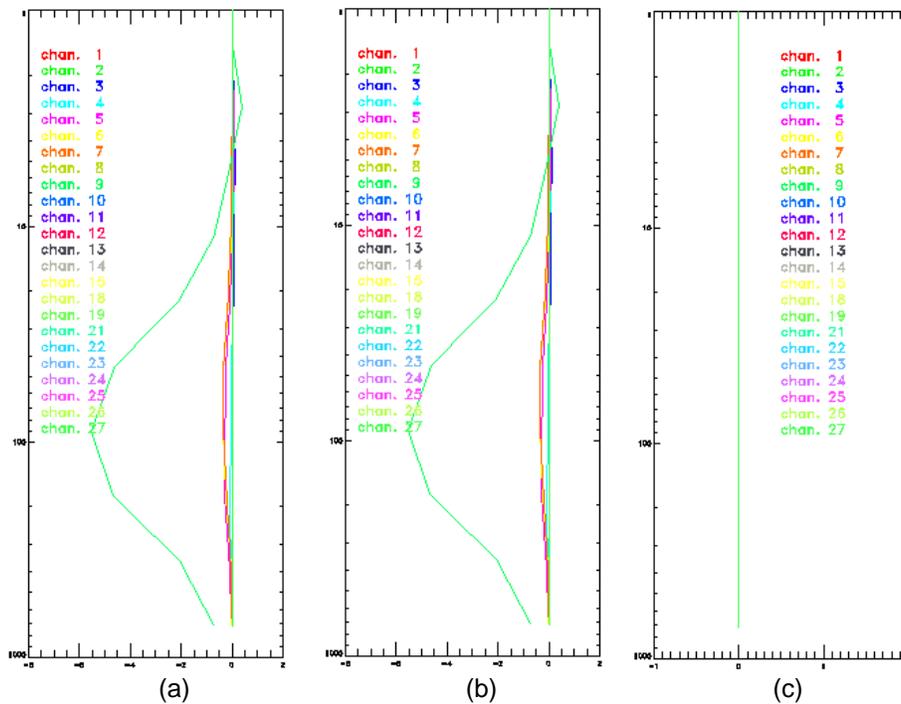


Fig. 6.4 – Jacobianos de Ozônio para um ângulo zenital de 51° em continente:
 (a) de dia, (b) de noite e (c) diferença dia-noite.

Com o analisado anteriormente apresenta-se a tabela 6.1, onde mostra-se em que níveis os canais do HIRS e do MSU analisados são representativos ou mais sensíveis.

**TABELA 6.1 - DISTRIBUIÇÃO DOS CANAIS DO HIRS E MSU DE ACORDO
À MAIOR SENSIBILIDADE**

NIVEIS	TEMPERATURA	UMIDADE	OZONIO
0.4	1,24,		
1	1,23,24		
2	1,2,22,23,24		
5	1,2,3,22,23,24		
10	2,3,22,23		
30	2,3,22		9
50	2,3,4		9
70	20		9
100	20		9
150	12, 19		9
200	11,12, 19		9
250	12		9
300	12,19	12	
400	11,12	1,2,3,4,11,12	
500	5,6,7,8,10,11,12,14, 15,16,18,19	11,12	
700	5,6,7,8,10,11,12,14, 15,16,18,19	5,6,7,8,9,10,11,12,18,19	
850	7,8,10,11,13,14,15,16, 17,18,19	5,6,7,8,9,10,11,12,18,19	
1000	7,8,10,11,13,14,16,17, 18,19	5,6,7,8,9,10,11,12,18,19	

6.1.2. Radiâncias

Considerando também a mudança do ângulo zenital do satélite, nos períodos diurno e noturno, e a superfície continental e oceânica, usando ainda o Modelo de Transferência Radiativa, foram obtidas as radiâncias, expressas em temperaturas de brilho, para diferentes latitudes, localizadas dentro da região de estudo. Mostra-se, na Figura 6.5, a distribuição das temperaturas de

brilho para os dois períodos, onde observa-se que a temperatura de brilho tem uma variação entre 220 e 290°K para todos os canais. Observa-se também, na Figura 6.5a que as maiores diferenças são para os canais de 14 a 21, o que inclui os mesmos canais encontrados na análise do Jacobianos, por serem mais sensíveis à temperatura e umidade. Pela Figura 6.5b, que dá a diferença entre as temperaturas de brilho entre o dia e a noite, nota-se que as maiores diferenças são para os canais entre 14 a 21, com um máximo para os canais 18 e 19 que, segundo o que foi analisado anteriormente, são canais mais sensíveis na superfície, como mostrado na Tabela 6.1. Com isto, também observa-se que as maiores temperaturas de brilho, nos canais mais sensíveis, são maiores no período diurno que no período noturno. Isto pode ser explicado devido à presença da onda longa no período noturno, perto da superfície, o que diminuiria as temperaturas de brilho na superfície no período noturno nos canais que medem a radiação em níveis baixos.

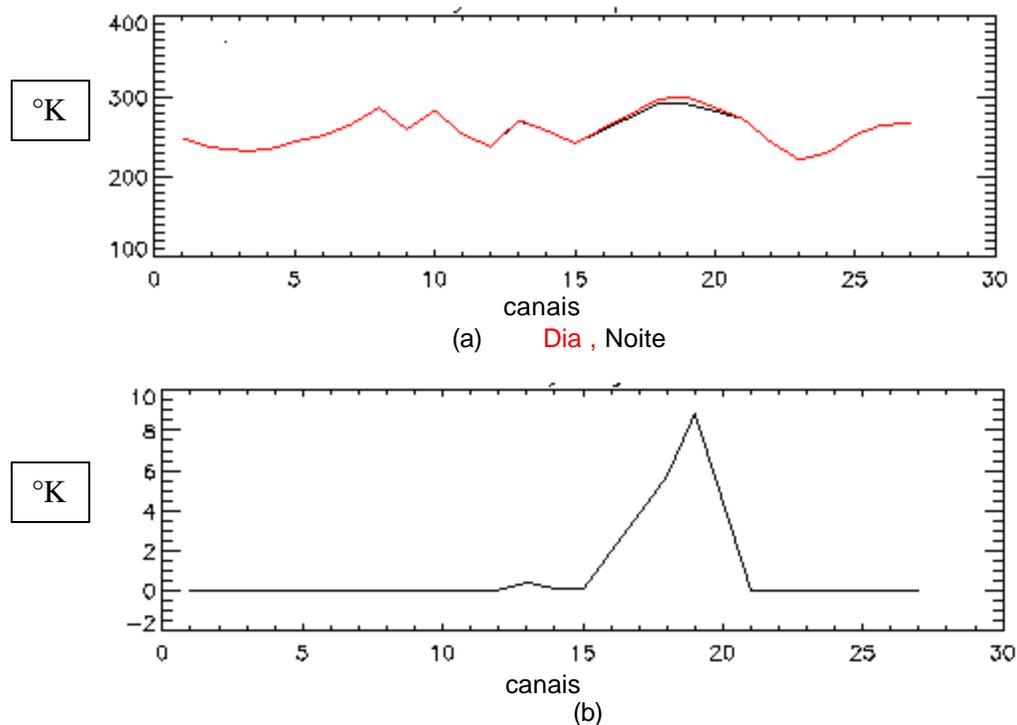


Fig. 6.5 - Temperaturas de Brilho para continente, ângulo zenital de 51°: (a) dia e noite ($^{\circ}\text{K}$), (b) diferença dia-noite ($^{\circ}\text{K}$).

A Figura 6.5 representa a distribuição das temperaturas de brilho para um ponto dado, definido em função da latitude e da longitude. Foram realizados testes para diferentes localizações dentro da área de estudo, sendo que os resultados observados são semelhantes aos mostrados na Figura 6.5. O Modelo de Transferência Radiativa usado permite também a obtenção de radiâncias para uma região determinada. Por isto, foram obtidas as radiâncias, considerando a região de estudo proposta neste trabalho. Para isto, utilizaram-se como entrada os dados do Modelo GEOS, proporcionados pela DAO/NASA. Foram utilizados nesta simulação 17 canais para o HIRS e 4 canais para o MSU (mostrados na Tabela 5.4). Esta seleção foi em função ao análise dos Jacobianos. Mostra-se, na Figura 6.6, a distribuição espacial das temperaturas de brilho para os canais 12, 11 e 9, pois estes canais tem maior sensibilidade às variáveis de umidade, temperatura e ozônio respectivamente, como mostrado na análise dos Jacobianos.

Observa-se que a distribuição espacial das temperaturas de brilho é para toda a região de estudo, independente da topografia, o que é considerado nos dados de entrada, como pode ser observado no diagrama da Figura 5.2. Então, dado que as radiâncias expressam a emissividade da superfície, e esta não depende da topografia, mas sim do tipo de superfície (oceano ou continente), as radiâncias representam o estado real da atmosfera, com a vantagem de que se pode contar com esta grandeza em diferentes lugares, independente da topografia, o que não acontece com os dados convencionais. Analisando o Modelo de Transferência Radiativa, nota-se que ele proporciona radiâncias para toda a região de estudo. Isto também é uma vantagem, pois, no Hemisfério Sul, só é possível contar com duas passagens do satélite, em horários diferentes, as quais cobrem uma parte da América do Sul. Como o Modelo de Transferência Radiativa proporciona radiâncias para toda a região escolhida, fica mais fácil o conhecimento da atmosfera através desses dados.

Pode-se observar que a ordem de magnitude das temperaturas de brilho mostradas na Figura 6.6, varia entre 220 a 290°K, que é quase a mesma variação encontrada em resultados anteriores, quando obtida para pontos isolados, como mostrado na figura 6.5.

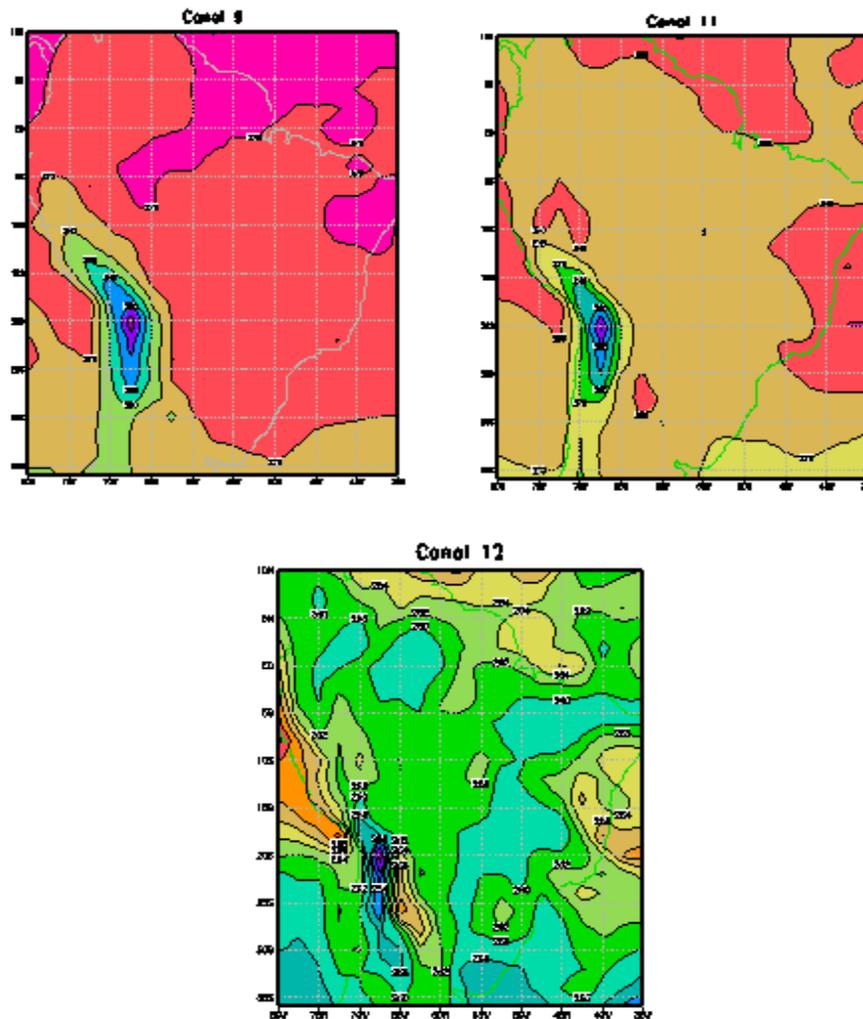


Fig. 6.6 - Distribuição espacial de Temperaturas de Brilho para três canais representativos.

6.2 PROCESSO DE ASSIMILAÇÃO E ERRO DE ANÁLISE

Quando se menciona o Erro de Análise, refere-se ao Erro da Assimilação. Neste trabalho é, **Erro de Análise de Radiâncias**, quando se

trata de **Assimilação Direta de Radiâncias e Erro de Análise de Dados Recuperados** para **Assimilação de Dados Recuperados** a partir das radiâncias. É conhecido que a inclusão da radiância no Processo de Assimilação dos Modelos de Previsão Numérica do Tempo, daria uma melhor previsão. No entanto, não é muito bem difundido até que ponto qual tipo de Assimilação seria o mais adequado, ou seja, radiâncias assimiladas diretamente ou como dados recuperados. Por isto, este trabalho mostra a comparação dos Erros de Análise entre o Processo de Assimilação direta de radiâncias e o Processo de assimilação de dados recuperados. Estes resultados foram obtidos para dois métodos de assimilação variacional, 1D-VAR e para 3D-VAR.

6.2.1 Caso Unidimensional (1D-VAR)

Para o caso unidimensional, O Jacobiano F é calculado utilizando o Modelo de Transferência radiativa. Linearizou-se operador H igual a F ; pois para experimentos unidimensionais, $I = I$. Consideram-se os erros de radiância independentes, com as variâncias iguais ao quadrado do ruído da radiância, expressados em graus kelvin, como mostrados anteriormente, (\mathcal{S}_d). Considera-se também que o Modelo de Transferência Radiativa é perfeito e não existe correlação entre os canais, o experimento realizado para o céu claro no período diurno.

O Erro da Análise tanto para radiâncias como para dados recuperados, foi obtido utilizando a Equação 5.43. A diferença está na obtenção da Matriz de Ganho. A Matriz de Ganho tem o papel de levar em consideração a precisão da estimativa, devido estar em função das Matrizes de Covariância dos Erros de Previsão e observação. Para o caso de radiâncias, a Matriz de Ganho é dada pela Equação 5.21. Para o caso dos dados recuperados a Matriz de Ganho é dada pelo produto das Equações 5.32 e 5.38, com a intervenção da Equação

5.40. Os resultados foram obtidos para 4 pontos definidos dentro da região de estudo, considerando que cada ponto representaria uma região diferente. Assim, tem-se o ponto 1 para o Hemisfério Norte, o ponto 2 para a região tropical, o ponto 3 para o Hemisfério Sul (latitudes baixas) e o ponto 4 também para o Hemisfério Sul (latitudes extratropicais), como pode ser observado na Tabela 6.2

TABELA 6.2 – LOCALIZAÇÃO DOS PONTOS PRINCIPAIS DE ESTUDO

PONTO	LATITUDE	LONGITUDE
Ponto 1	4°	-60°
Ponto 2	0°	-55°
Ponto 3	-8°	-75°
Ponto 4	-26°	-75°

Na Figura 6.7 são apresentados os resultados obtidos com 1D-VAR para geopotencial, para os pontos escolhidos. Apresenta-se também a distribuição do Erro da Análise para a Assimilação Direta de Radiâncias e para a Assimilação de Dados Recuperados, comparados com os Erros da Previsão para cada caso.

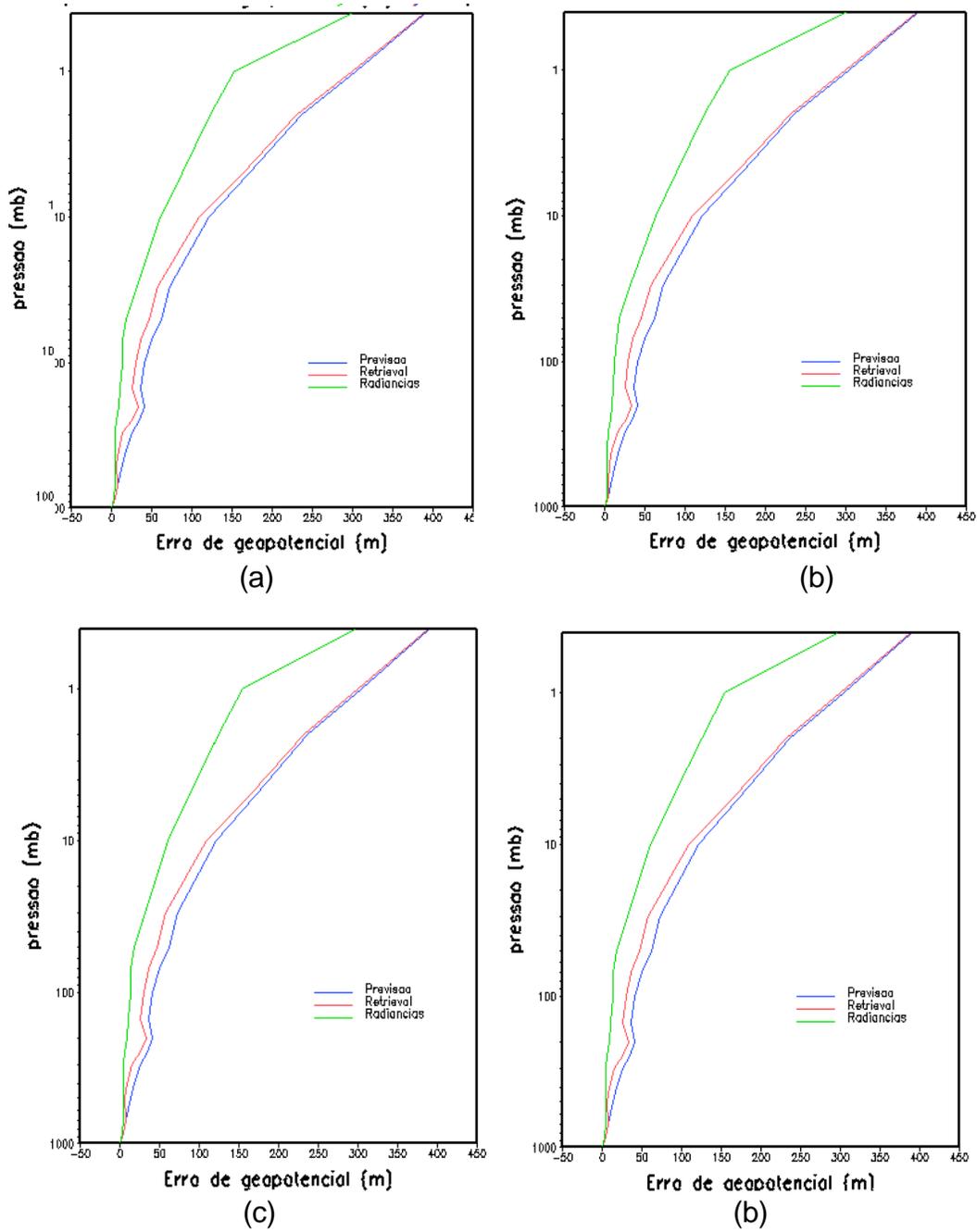


Fig. 6.7 - Desvio-Padrão do Erro da Análise de geopotencial em 1D-VAR: (a) ponto 1, (b) ponto 2, (c) ponto 3 e (d) ponto 4.

Os erros mostrados na Figura 6.7 são expressos em desvio-padrão, os quais são obtidos da raiz quadrada da diagonal da Matriz de Covariância do

Erro de Análise P^a . Os erros da previsão expressos também como desvio-padrão são também a raiz quadrada da diagonal da Matriz de Covariância do Erro de Previsão, P^f . Pode-se observar que, para todos os pontos analisados, os valores do Erro da Análise, obtidos para radiâncias, são menores que os Erros da Análise para dados recuperados, e se ambos são comparados com os Erros da Previsão são também menores. Portanto, o processo de assimilação de informação de radiâncias, que inclui, num caso, as radiâncias como variáveis a ser assimiladas e no outro os dados recuperados, melhoraria os Erros da Previsão, no mínimo, a mesma ordem em que diferem os Erros da Análise dos Erros da Previsão, tendo em vista que os Erros da Análise, como os da Previsão são ambos expressos como desvio-padrão, o que significa que estão mostrando em quanto as análises obtidas estão afastadas do valor real. Com isto, para a análise 1D-VAR a Assimilação Direta de Radiâncias seria o mais indicado, apesar da pequena diferença com os erros de análise de dados recuperados.

Ainda no caso 1D-VAR, a análise foi feita também para a umidade, expressa em razão de mistura. Mostra-se, na Figura 6.8, os valores de desvio-padrão do Erro da Análise para radiância e para dados recuperados, comparados com os Erros da Previsão. Esta análise foi feita também para os mesmos pontos selecionados e mostrados na Tabela 6.2. Observa-se que os pontos do Hemisfério Norte (ponto 1) e os da região equatorial (ponto 2), mostram uma variação similar, assim como o que acontece nos pontos do Hemisfério sul, (ponto 3 e ponto 4).

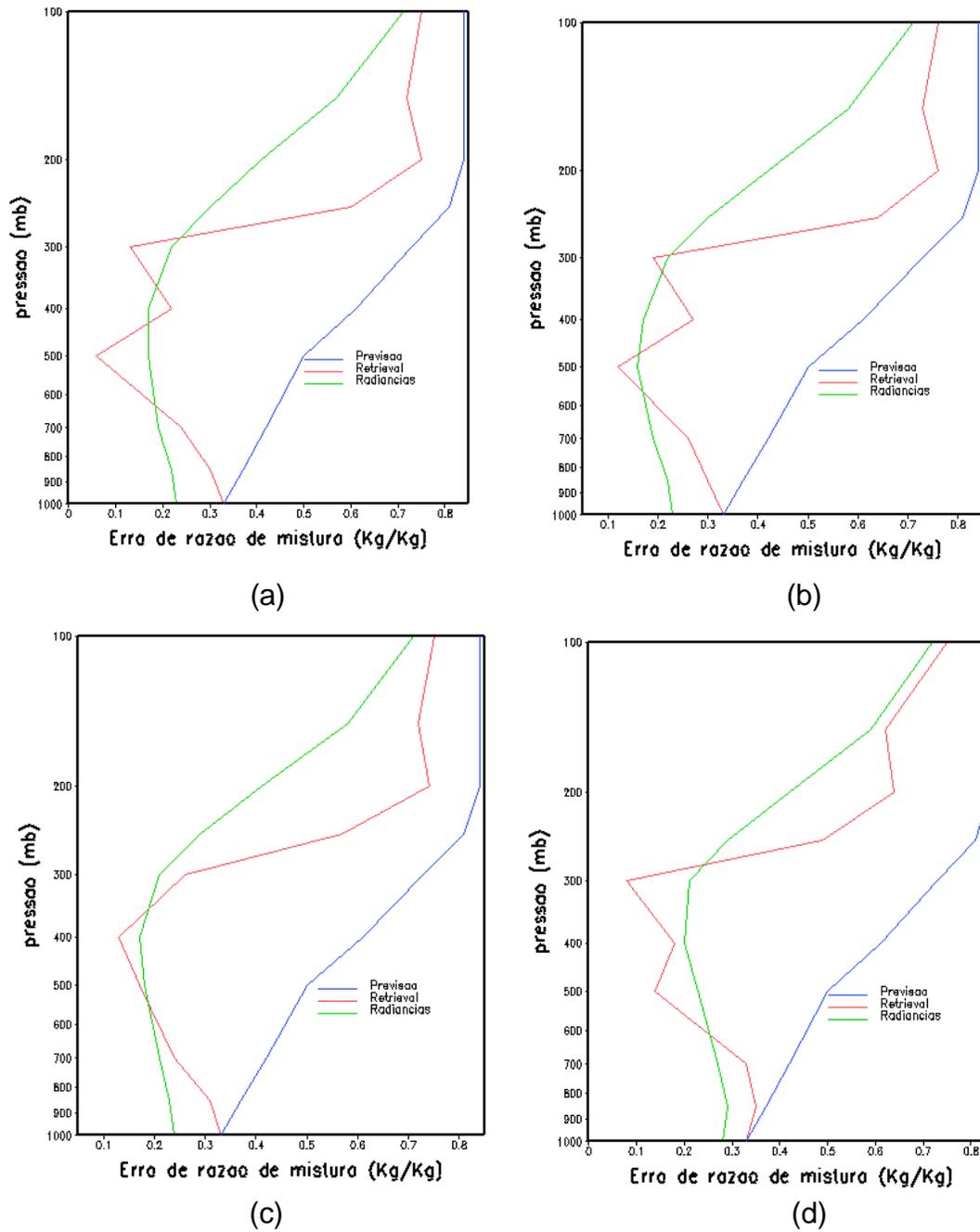


Fig. 6.8 - Desvio-Padrão do Erro da Análise de Umidade em 1D-VAR: (a) ponto 1, (b) ponto 2, (c) ponto 3e (d) ponto 4.

Para os 4 pontos escolhidos, os Erros da Análise de dados recuperados não têm um comportamento homogêneo. Este comportamento pode ser

explicado porque, para o processo de recuperação, não é considerada a correlação vertical e, por se tratar só de um ponto, não existe correlação horizontal. Os desvios-padrão tanto das radiâncias como dos dados recuperados, são mais próximos aos Erros da Previsão na superfície e nos altos níveis. Em níveis médios existe um maior afastamento, isto é, uma maior diferença. Como observado para o caso do geopotencial, de modo geral os menores valores dos Erros da Análise novamente são para o caso da Assimilação Direta de Radiâncias. Deve-se lembrar que, na obtenção da Matriz de Covariância do Erro da Previsão P^f , para geopotencial foi considerada a correlação vertical, enquanto que para umidade, a correlação vertical foi considerada nula.

6.2.2 Caso Tridimensional (3D-VAR)

Neste caso, as equações utilizadas são as mesmas que para o caso unidimensional, com a consideração de que o Jacobiano, F , é obtido em 3 dimensões para um determinado tempo, isto é, considerando todos os pontos de grade da área em estudo assim como a variação vertical em cada ponto. No caso 3D-VAR, o operador H não pode ser mais linearizado, pois ele depende das observações. Portanto, aplica-se um operador de interpolação das observações em pontos de grade em função dos Jacobianos, fazendo $H = F I$. Um dos resultados obtidos seria a variação espacial dos Erros da Análise, tanto para dados recuperados como para radiâncias, dados na Figura 6.9, onde se mostra apenas um nível para o geopotencial. Nessa figura, observa-se que existem maiores variações espaciais dos Erros da Análise para dados recuperados. Isto se deve ao fato de, neste caso, para a obtenção da Matriz de Covariância do Erro da Observação, sendo os dados recuperados o vetor observação, está-se incluindo os erros obtidos no processo de recuperação, o que significa, erros dentro do Modelo de Transferência Radiativa e os erros das próprias radiâncias. Para o caso dos dados

recuperados como para as radiâncias não foram considerados as correlações horizontais. No caso dos dados recuperados, considera-se que não existe relação entre cada ponto grade quando se faz o processo de recuperação, pois o processo é realizado em cada ponto de grade independentemente. No caso das radiâncias, devido ao fato de que o valor de radiância medido num ponto não depender do valor da radiância medida no ponto vizinho.

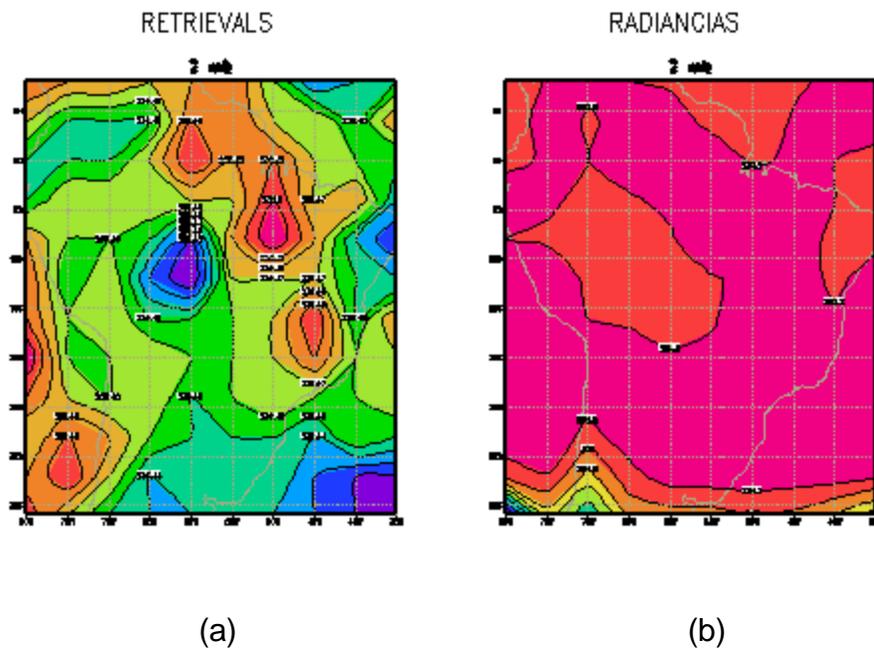


Fig. 6.9 - Distribuição espacial de desvio-padrão do Erro da Análise para Geopotencial (m), para: (a) Dados Recuperados, (b) Radiâncias.

Com a finalidade de analisar as variações verticais dos Erros da Análise obtidos em 3D-VAR, em cada ponto grade, foram selecionados, da área total pontos com as mesmas localizações utilizadas para o caso 1D-VAR. e mostradas na Tabela 6.2. Na Figura 6.10 são mostradas as distribuições para estes pontos.

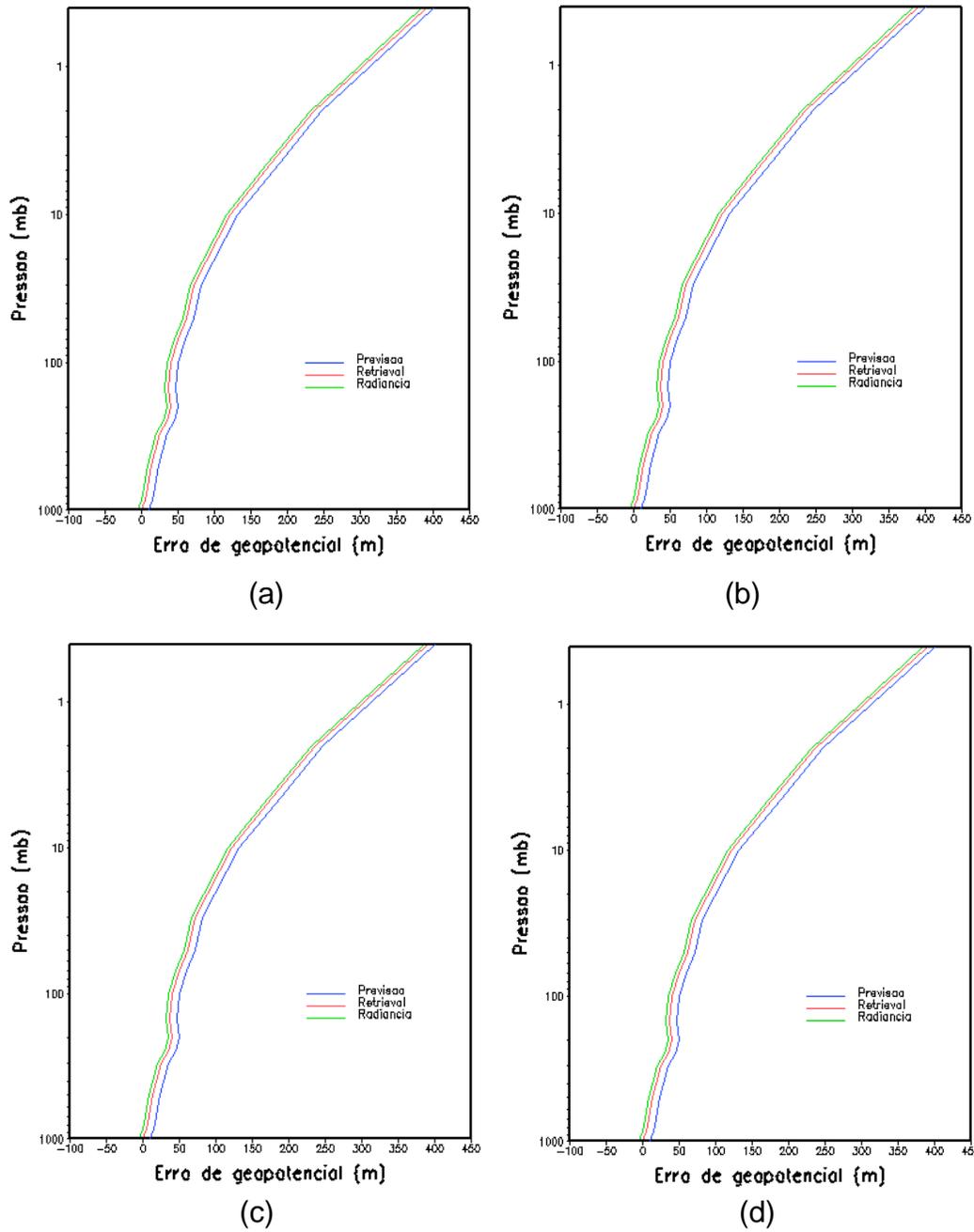


Fig. 6.10 - Desvio-Padrão do Erro da Análise para Geopotencial (m), em 3D-VAR: (a) ponto 1, (b) ponto 2, (c) ponto 3 e (d) ponto 4.

Pode-se observar que, semelhante ao caso 1D-VAR não existe muita diferença entre os perfis para os diferentes pontos analisados. Esta diferença e

muito pequena de ponto a ponto, o que será mostrado nas Tabelas do Apêndice A, onde pode-se observar que os valores dos Erros de Análise, tanto para radiância, como para dados recuperados, não são os mesmos em todos os pontos de grade. No caso 3D-VAR, pode-se notar também que, em termos de desvio-padrão, os Erros da Análise são menores para o Processo de Assimilação Direta de Radiâncias. Observa-se ainda que existe maior proximidade entre os Erros de Análise de Dados Recuperados e das Radiâncias Diretamente que no caso 1D-VAR.

O caso da umidade é mostrado na Figura 6.10, para os pontos selecionados, mostrados na Tabela 6.2. Nesse caso, pode-se observar que a diferença do caso 1D-VAR, o caso 3D-VAR, apresenta uma distribuição homogênea dos desvios-padrão do Erro da Análise em toda a estrutura vertical. Isto se deve ao fato de, no caso 3D-VAR, ser considerada a correlação horizontal para a obtenção da Matriz de Covariância do Erro da Previsão P^f , tanto para o caso da umidade, como para o do geopotencial. Observa-se também que os Erros da Análise de dados recuperados e radiâncias são muito próximos entre si e, ao mesmo tempo menores que os Erros da Previsão.

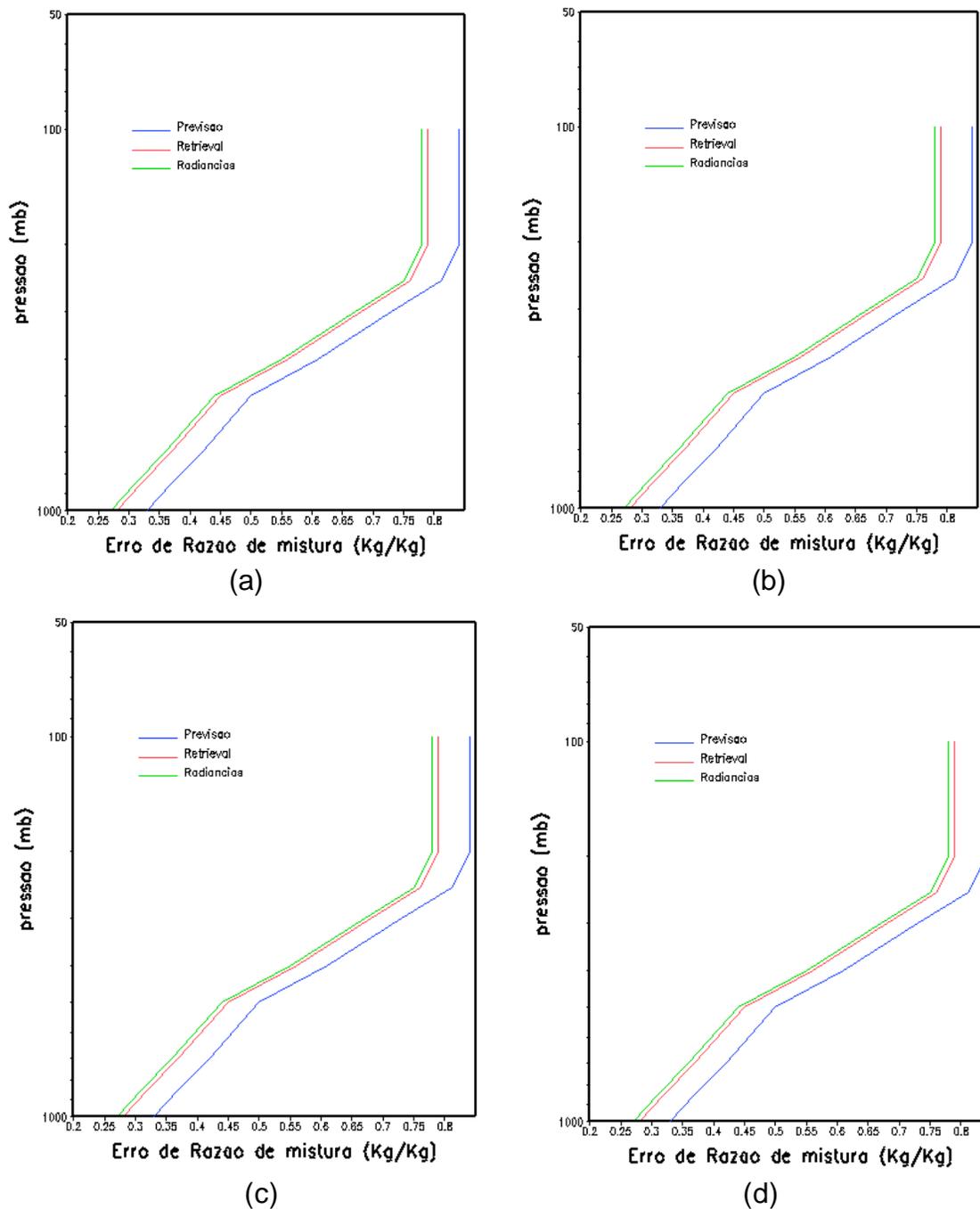


Fig. 6.11 - Desvio-Padrão do Erro da Análise, para Umidade (Kg/Kg), em 3D-VAR: (a) ponto 1, (b) ponto 2, (c) ponto 3 e (d) ponto 4.

Como no caso do geopotencial os Erros da Análise para Assimilação Direta das Radiancias e menor que os Erros da Análise para Assimilação de Dados Recuperados.

Compararam-se também os Erros da Análise de Dados Recuperados e os Erros de Análise de radiâncias nos pontos selecionados na área de estudo, mostrados na Tabela 6.2, para o caso 1D-VAR e para 3D-VAR, separadamente. Mostra-se na Figura 6.12 para os pontos escolhidos, a distribuição dos Erros da Análise para Assimilação Direta de Radiâncias. Pode-se observar que os valores do Erro da análise obtidos em 1D-VAR são menores que os obtidos com a análise 3D-VAR em todos os pontos analisados. Isto se deve ao fato de, no caso 1D-VAR a análise ser considerada linear, o que significa que não existe a interpolação do Vetor Estado com relação às observações. Portanto, é usada a Equação 5.21 como se fossem observações convencionais, e o operador H é o mesmo. O caso 3D-VAR, é um caso não-linear, tanto no Modelo de Transferência Radiativa, quanto na inclusão dos parâmetros que fazem a interpolação e mapeamento das observações em 3 dimensões. Assim considera-se o operador $H = F I$.

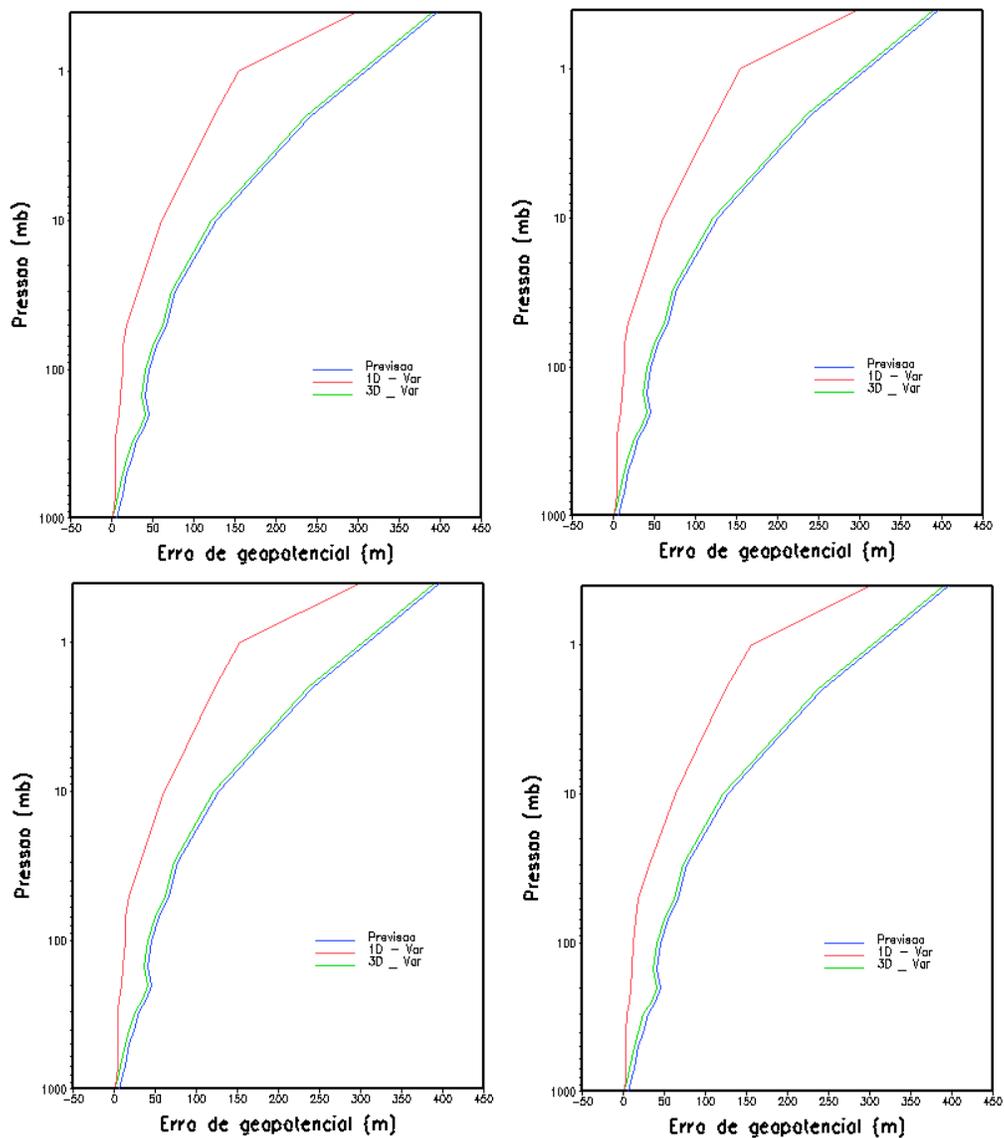


Fig. 6.12 - Desvio-Padrão do Erro da Análise, para Assimilação Direta de Radiâncias usando, 1D -VAR e 3D-VAR para geopotencial (m).

A comparação foi realizada também para o caso da Umidade (razão de mistura), encontrando-se que os Erros de Análise em 1D-VAR são menores que os de 3D-VAR, como o verificado para o caso do geopotencial,

Do mesmo modo, mostra-se, para o caso de Assimilação de Dados Recuperados na Figura 6.13, a distribuição dos Erros da Análise de Dados Recuperados obtidos em 1D-VAR e 3D-VAR.

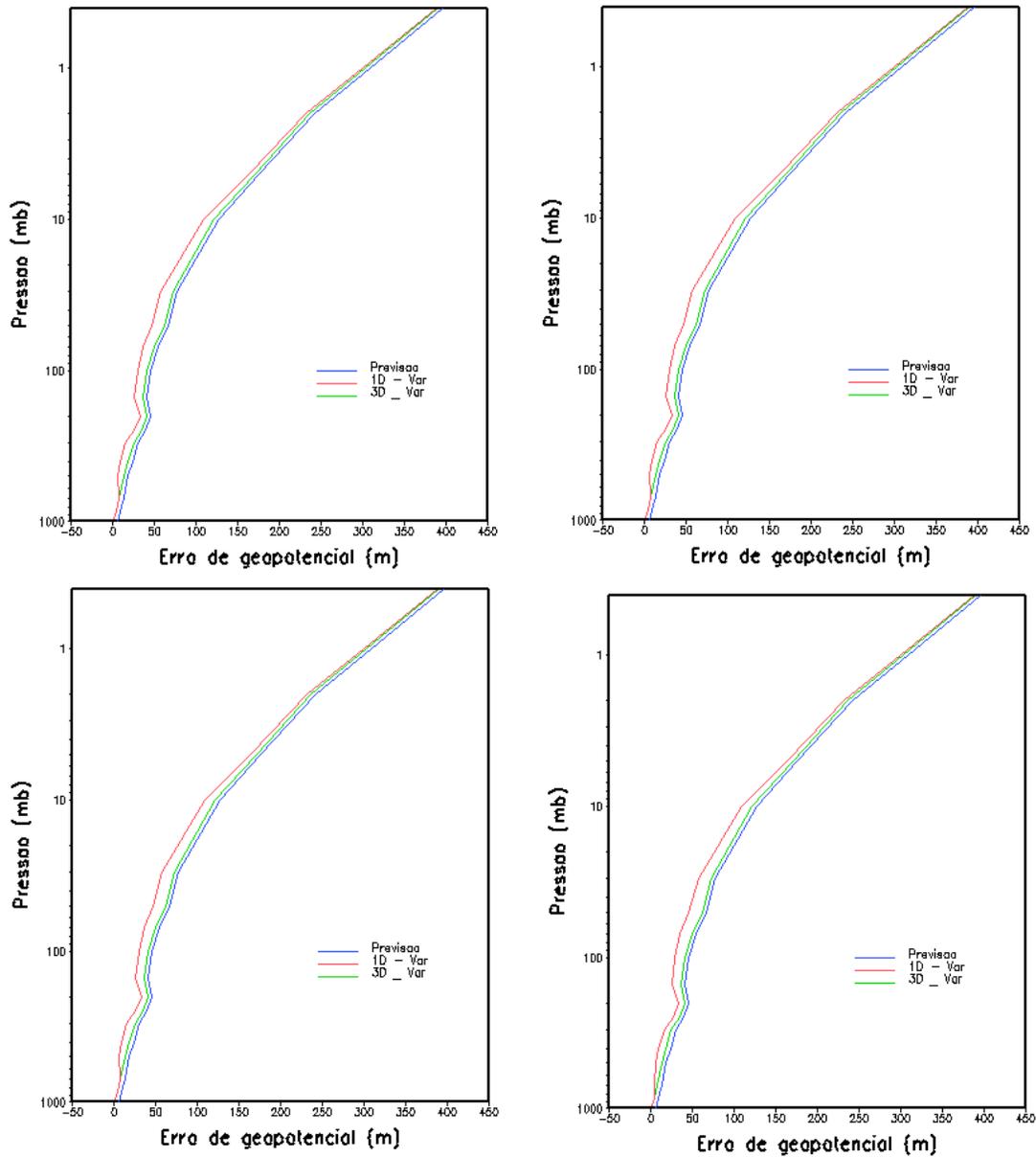


Fig. 6.13 - Desvio-Padrão do Erro da Análise, para Assimilação de Dados Recuperados usando 1D-VAR e 3D-VAR para geopotencial (m).

Para o caso de dados recuperados, observa-se que tanto no caso 1D-VAR como no caso 3D-VAR as variações dos Erros da Análise são similares, sendo que os Erros da Análise obtidos para 1D-VAR são menores que os obtidos para 3D-VAR, como foi observado no caso da Assimilação Direta de Radiâncias. Isto se deve à hipótese de que as correlações verticais e

horizontais utilizadas são as mesmas, tanto para a Assimilação Direta de Radiâncias como para a Assimilação de Dados Recuperados.

6.2.3 Caso Unidimensional para Dados Convencionais

Para este caso, utiliza-se a Equação 5.23 para o cálculo da Matriz do Erro da Análise, P^a , e a Equação 5.16 para a obtenção da Matriz de Ganho de forma linear. A Matriz de Covariância do Erro da Previsão P^f é obtida considerando que existe correlação vertical para geopotencial e não para umidade; para a obtenção da Matriz de Covariância do Erro da Observação, foi considerada a não-existência das correlações horizontais nem verticais. Com isto, mostra-se na Figura 6.14 a distribuição dos Erros da Análise comparados com os Erros da Previsão e os Erros da Observação, expressos como desvio-padrão.

Nota-se, na Figura 6.14 que os Erros da Análise obtidos numa dimensão para dados convencionais são menores que os Erros da Observação e os Erros da Previsão. O que na realidade analisa-se neste caso é o Erro da Análise e a diferença entre os Erros da Previsão e os Erros da Observação. Conclui-se que os Erros da Análise sempre são menores que os Erros da Previsão, como o esperado.

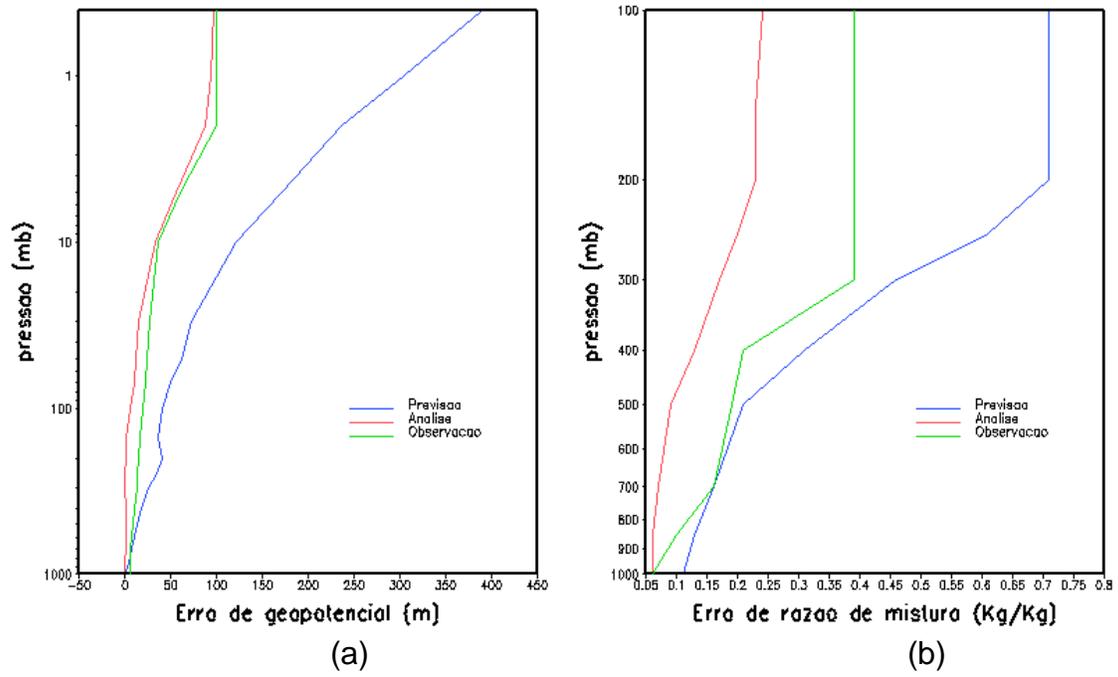


Fig 6.14 - Desvio-Padrão do Erro da Análise para Dados Convencionais:
 (a) geopotencial (m), (b) Razão de Mistura (Kg/Kg)

CAPITULO 7

CONCLUSÕES E SUGESTÕES

Para responder à principal questão proposta no trabalho, são comparadas duas maneiras diferentes de usar dados de satélite para a assimilação, ou seja, a utilização direta de radiâncias no Processo de Assimilação Direta de Radiâncias, e a utilização como dados recuperados, no Processo de Assimilação de Dados Recuperados. Portanto, utilizaram-se as técnicas variacionais de Assimilação, 1D-VAR e 3D-VAR. Para o caso 1D-VAR, as radiâncias e os dados recuperados foram geradas em unidimensionalmente, isto é, em 1D-VAR e assimiladas também em 1D-VAR. Para caso 3D-VAR, as radiâncias foram geradas tridimensionalmente, isto é, em 3D-VAR e assimiladas também em 3D-VAR. Ainda no caso 3D-VAR, os dados recuperados foram gerados em 1D-VAR e, considerando a correlação horizontal entre cada perfil, foram assimiladas em 3D-VAR. Os resultados obtidos permitem as conclusões a seguir.

Os valores do Erro da Análise para Assimilação Direta de Radiâncias para os casos 1D-VAR e 3D-VAR, são sempre menores que os Erros da Análise para Assimilação de Dados Recuperados, sendo que no caso 3D-VAR estes são quase iguais. Isto se deve ao fato de, que os Erros da Análise para dados recuperados são gerados a partir dos erros das radiâncias, os quais, por sua vez, estão bem especificados, e também ao fato de que em nenhum dos casos (1D-VAR, 3D-VAR) são considerados os Erros de Covariância cruzada (relação entre previsão e observação).

O cálculo do Erro da Análise para Assimilação de Radiâncias envolve principalmente a obtenção da Matriz de Ganho, a que está em função da Matriz de Covariância do Erro da Previsão e a Matriz de Covariância do Erro da

Observação, sendo estas bem especificadas com o desvio-padrão da variável a ser assimilada em cada nível de pressão. O Erro da Análise é obtido quase diretamente, aplicando as respectivas equações e o custo computacional é relativamente rápido (30 min CPU time para uma matriz de 3800x3800 aprox.)

Para o caso da obtenção do Erro de Análise para Assimilação de Dados Recuperados, a Matriz de Ganho depende dos erros dos dados recuperados que são obtidos a partir do erro das radiâncias, depende também de uma Matriz de Ganho intermediária onde não se considera nenhuma correlação horizontal da previsão, e também da própria Matriz de Ganho de dados recuperados. Com isto, a obtenção do Erro da Análise de dados recuperados leva dois passos a mais no processo o que influencia no custo computacional (55 min. CPU time para uma matriz de 3800x3800).

Então, considerando o custo computacional, a Assimilação Direta de Radiâncias leva menos tempo que a Assimilação de Dados Recuperados.

A diferença entre o Erro da Previsão e o Erro da Análise é maior para geopotencial, do que a diferença entre o Erro da Previsão e Erro da Análise para umidade. Este fato se deve a que, no caso da umidade, não são considerados as correlações verticais nem, horizontais, na obtenção da Matriz de Covariância do Erro da Observação.

Comparando os Erros da Análise para Assimilação Direta da Radiâncias obtidos em 1D-VAR e 3D-VAR, tem-se que, os valores do erro são menores no caso 1D-VAR, isto porque o processo é considerado linear, enquanto que 3D-VAR é um processo não-linear e faz com que os erros aumentem ligeiramente.

Comparando os Erros da Análise para Assimilação de Dados Recuperados em 1D-VAR e 3D-VAR, tem-se que, os valores dos erros obtidos

em 3D-VAR são muito próximos aos Erros da Previsão e os erros obtidos em 1D-VAR são menores que os Erros da Previsão. A explicação para isto é, precisamente, a não consideração do aspecto não-linear no caso 1D-Var.

Pode-se concluir que, segundo os resultados aqui obtidos, o processo de assimilação mais recomendado para a região de estudo e com possível extensão para o Hemisfério Sul seria a Assimilação Direta de Radiâncias, devido principalmente ao pouco custo computacional, e ao fato de ter os Erros da Análise, ligeiramente menores que Erros da Análise no caso dos dados recuperados.

Considerando a falta de informação de radiâncias para uma região determinada, e em vista dos resultados obtidos neste trabalho, pode-se recomendar a Assimilação de Dados Recuperados, desde que principalmente o Modelo de Transferência Radiativa seja adaptado e considerado quase perfeito, devido à pequena diferença dos erros obtidos com relação à assimilação direta de radiâncias.

Com respeito ao Modelo de Transferência Radiativa, este dá a possibilidade de gerar, através de dados uma boa previsão, valores de radiância para uma determinada área, que pode ser especificada na entrada do modelo. Os valores de radiância, obtidos neste modelo devem ser calibrados para a região de estudo.

Com respeito aos Jacobianos, estes são valores importantes, se o Modelo de Transferência Radiativa está conectado a um Sistema de Assimilação de Dados, pois destes depende a seleção dos canais a serem utilizados no processo de assimilação, assim como a determinação do Operador Forward, permitindo obter melhores resultados.

Finalmente apresentam-se as seguintes sugestões:

- a) Com a finalidade de dar prosseguimento às pesquisas, sugere-se o desenvolvimento de um trabalho similar, com a inclusão do Erro de Covariância cruzada entre a previsão e a observação principalmente para assimilação de radiâncias.
- b) A inclusão das matrizes do Erro da Previsão e Observação, variando horizontalmente, pois cada variável de estado se comporta de maneira diferente em cada ponto.
- c) A operacionalização do método de Assimilação de radiâncias em conexão com um modelo de Previsão Numérica do Tempo.
- d) Utilização do Modelo de Transferência Radiativa, com a finalidade de dar suporte às pesquisas de Meteorologia por Satélite, pois este modelo permite a obtenção das radiâncias para um perfil ou para uma determinada região.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Andersson, E.; Pailleux, J.; Thépaut, J.N.; Eyre, J.R.; McNALLY, A.P.; Kelly, G.A.; Courtier, P.. Use of cloud-cleared radiances in three/four-dimensional Variational Data Assimilation. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**, v. 120, n. 1, p. 627-653, April 1994.

Andersson, E.; Pailleux, J.; Eyre, J.R.; McNALLY, A. P.; Kelly, G. A., Courtier, P.; Rabier, F. Assimilation of satellite data by 3D-Var at ECMWF. **Developments in the use of Satellite Data in Numerical Weather Prediction**. v. 1, p. 167-188, Sept. 1993. Proceedings of a Seminar held at ECMWF.

Anderson, E.; Haseler, J.; Unden P.; Courtier P.; Kelly, G.; Brankovic, C.; Cardinali C.; Gaffard, C.; Hollingsworth, A.; Jakob, C.; Janssen, P.; Klinker, E. Lazing, A.; Miller, M.; Rabier, F.; Simmons, A.; Strauss, B.; Thepaut. J. N.; Viterbo, P. The ECMWF implementation of three dimensional Variational assimilation: Experimental results. **Data Assimilation and Non-linear aspects of Data Assimilation**. v. 1, p. 163-179, Sept. 1996. Workshop held at ECMWF.

Atlas R. Atmospheric Observation and experiments to assess their usefulness in data assimilation. **Journal of the Meteorological Society of Japan**, v 75, n 1B, p. 1-20, March, 1997.

Courtier P. Variational Methods. **Journal of the Meteorological Society of Japan**, , v 75, n 1B, p. 101-108, March, 1997.

Daley R. Atmospheric Data Assimilation. **Journal of the Meteorological Society of Japan**, , v 75, n 1B, p. 209-219, March, 1997.

Daley, R. **Atmospherics Data Analysis**, New York: Cambridge University Press, 1991.

- Derber, J.C. Variational four dimensional analysis using quasi-geostrophic Constraints. **Monthly Weather Review**, v. 115, n. 5, p. 998-1008, May 1987.
- Derber, J. C. Assimilation of TOVS data at NMC. **Developments in the use of Satellite Data in Numerical Weather Prediction**. v. 1, p. 3-18, Sept. 1993. Proceedings of a Seminar held at ECMWF.
- Derber, J., Wu, W-S., Zupanski, M., Parrish, D., Purser, J., Rogers, E., Lin, Y., DiMegro, G. Variational assimilation at NCEP. **Data Assimilation and Non-linear aspects of Data Assimilation**. v. 1, p. 195-212, Sept. 1996. Workshop held at ECMWF.
- Eyre, J.R. On systematic errors in satellite sounding products and their climatological mean values. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**, v. 113, (113), 279-292, Jan. 1987.
- Eyre, J.R. **Assimilation of TOVS Data: problems and possibilities**. United Kingdom: ECMWF, 1992, 1 p. (ECMWF. Technical Memo Nro. 186).
- Eyre, J.R. Variational Assimilation of remotely-sensed observations of the atmosphere. **Journal of the Meteorological Society of Japan**, v. 75, n. 1B p. 221-228, March., 1997.
- Eyre, J. R. ; Lorenc A C. Direct use of satellite sounding radiances in numerical Weather prediction. **Meteorological Magazine**, v. 118, n. 1398, p. 13-16, Jan. 1989.
- Eyre, J. R. **A bias correction scheme for simulated TOVS brightness** . United Kingdom: ECMWF, 1992b, 34 p. (ECMWF. Technical Memo Nro. 186).

- Eyre, J.R., Kelly, A. P., McNally, A. P. Andersson, E., and A. Person.
Assimilation of TOVS radiance information through one-dimensional Variational analysis. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**, v.119, n. 514, p. 1427-1463, Oct. 1993.
- Eyre J.R. Assimilation of remotely-sensed observations. **Data Assimilation and Non-linear aspects of Data Assimilation**. v. 1, p. 31-46, Sept. 1996. Workshop held at ECMWF.
- Gadd, A. J. Assimilation of TOVS data at the UK Met Office. **Developments in the use of Satellite Data in Numerical Weather Prediction**. v. 1, p. 43-58, Sept. 1993. Proceedings of a Seminar held at ECMWF.
- Ghill, M. Meteorological data assimilation for oceanographers. Part I Description and theoretical framework. **Dynamics of Atmospheres and Oceans**., v.13, n. 3-4, p. 171-218, June.. 1989.
- Ghill M. And P. malanotte-Rizolli, Data Assimilation in Meteorological and Oceanography. **Advances In Geophysics**, v. 33, p. 141-266, Jan. 1991.
- Goldberg, M.D., Fleming H.E. Baker W.E. e Derber, J.C. **The development Of an interactive retrieval-analysis-forecast algorithm**. Austria: ECMWF, 1991. 163 p.(Technical Proceedings 7th Intl. TOVS study conference).
- Guo J. ; Da Silva A. **Documentation of the Physical-Space Statistical Analysis System (PSAS) Part. I: The Conjugate Gradient Solver Version PSAS-1.00**. Greenbelt, Maryland: DAO, 1995. 66 p.(DAO office Note 96-02).
- Guo J. ; Da Silva A. **Computacional Aspects of Goddard's Physical-Space Statistical Analysis System. (PSAS)**. Greenbelt, Maryland: DAO, 1995. 45 p.(DAO office Note 96-03).

Hotelling, H. Analysis of complex statistical variables into principle components. **Journal Educational Psychology**, v. 24, p. 417-441, March. 1933.

Joiner, J., ; da Silva, A. M. Efficient methods to assimilate Satellite remotely sensed data Based on Information Content. **Quaterly Journal of the Royal Meteorological Society**. v. 124, n. 549, p. 1669-1694, July. 1998.

Joiner, J. e Dee, P. Efficient methods to Assimilate Satellite Retrievals. Based on the Information Content, Part 2: Suboptimal Retrieval Assimilation. Submetido ao. **Quaterly Journal of the Royal Meteorological Society**, Dec. 1999.

Joiner, J. e Rokke L. Variational Cloud-Clearing with TOVS data. Submetido ao **Quaterly Journal of the Royal Meteorological Society**, Dec. 1999.

Kalman, R.E. A new approach to linear filtering and prediction problems, **Journal of Basic Engineering**, v. 82D, n. 1, p. 35-45, June. 1960.

Karhunen, K. Uber lineare methoded in der wahrscheinlichkeitsrechnung. **Annal Academy Sciencies Fennicae**. 1947, v. A137.

Koschman, A. On the filtering of nonstationary time series. **National Electronic Conference**, v. 1, p 126, Aug. 1954. Proceedings of the 1954 National Electronic Conference.

Le Dimet, F. X. e Talagrand, O . Variational Algorithms for analysis and Assimilation of meteorological observations: theoretical aspects. **Tellus**, v. 38A, n. 2, p. 97-110, March. 1986.

Lorenc, A. A Global three-dimensional Multivariate Statical Interpolation scheme. **Monthly Weather Review**, v.109, n. 4, p. 701-721, Sept. 1981.

Lorenç, A . Analysis Methods for numerical weather prediction. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**, v. 112, n. 474, p. 1177-1194, Oct. 1986.

McMillin, L.M. e Fleming H.E. Atmospheric transmittance of na absorbing Gas: A computationally fast and accurate transmittance model for absorbing gases With constant mixing ratios in inhomogeneous atmospheres. **Applied Optical** v. 15, n. 2, p. 358-363, Feb. 1976.

McNally, A P, G A Kelly, J R Eyre e Andersson E. Experiments using one-dimensional variational analysisi of TOVS data at ECMWF. United Kingdom: ECMWF, 1994. 65 p. (ECMWF. Technical Memo Nro. 188).

Pailleux, J. Assimilation of satellite data using variational techniques. **Developments in the use of Satellite Data in Numerical Weather Prediction**. v. 1, p. 129-141, Sept. 1993. Proceedings of a Seminar held at ECMWF.

Parris, D. and Derber. The National Meteorological Center's Spectral Statistical-Interpolation Analysis System. **Monthly Weather Review**, v. 120, n. 7, p. 1747-63, Aug. 1992.

Rodgers, C. D. Retrieval of atmospheric temperature and composition from Remote measurements of thermal radiation. **Reviews of Geophysics and Space Physics**, v. 14, n. 4, p. 609-624, Nov. 1976.

Rodgers, C.D., Characterization and error analysis of profiles retrieved from remote sounding measurement. **Journal of Geophysical Research**, v. 95, n. D5, p. 5587-5595, April. 1990.

da Silva, A. M., Pfaender, J., Guo, J., Sienkiewicz, M.; Cohn, S.E. Assessing

the effects of data selection with DAO's Physical-Space Statistical Analysis System. **Symposium on Assimilation of Observations in Meteorology and Oceanography**, v. 1, p. 273-278, Sept. 1995. (Technical Proceedings)

Sienkiewicz, M. **The GLATOVs rapid Algorithm Forward Radiance Models and Jacobian. Version 1.0**. Greenbelt, Maryland: DAO, 1996. 115 p.(DAO Office Note 96-08).

Smith, W.L., Woolf, H.M., Hayden, C.M., Wark, D.Q. e McMillin L.M. The TIROS-N operational vertical sounder. **Bulletin American Meteorological Society** . v. 60, n. 58, p.1177-1187, Oct. 1979.

Sullivan, J., Gandin, L., Gruber, A., and W. Baker. Observation error statistics for NOAA-10 temperature and height retrievals . **Monthly Weather Review**, v. 121, n. 9, p. 2578-2587, Sept. 1993.

Susskind J., Rosenfield J., e Reuter D. na Accurate Radiative Transfer Model For use in the direct Physical inversion of HIRS2 e MSU temperature Sounding data. **Journal of Geophysical research**, v. 88, n. c13, p. 8550-8568, Oct. 1983.

Susskind, J.; Rosenfield, J.; Reuter, D. Remote sensing of weather and climate Parameters from HIRS2/MSU on TIROS-N. **Journal of Geophysical research**, v. 89, n. ND3, p. 4677-4697, Aug. 1984.

Talagrand O. Assimilation of Observations, An introduction. *Journal Meteorological of Society of Japan* , v. 75, n. 1B, p. 191-209, March, 1997.

Thepaut, J.N. ; P. Moll. Variational inversion of Simulated TOVS radiances using the adjoint techniques. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society** ,v. 116, n. 496, p. 1425-1448, Oct. 1990.

APÊNDICE A

VALORES DE DESVIO-PADRÃO DO ERRO DA ANÁLISE PARA ALGUNS PONTOS PARA 1D-VAR E 3D-VAR

**TABELA A.1 – VALORES DE DESVIO-PADRÃO DO ERRO DA ANÁLISE
PARA DADOS RECUPERADOS EM 1D-VAR**

	NÍVEL (MB)	P-F	DESVIO-PADRÃO DO ERRO DA ANÁLISE			
			PONTO 1	PONTO 2	PONTO 3	PONTO 4
G E O P O T E N C I A L	0,4	390,26	387,87	387,86	387,95	388,05
	1	304,09	300,63	300,66	300,59	300,79
	2	237,14	231,23	231,31	231,08	231,40
	5	171,14	162,93	162,98	162,03	163,16
	10	121,75	109,27	109,32	109,33	109,66
	30	72,17	57,44	57,46	57,33	57,14
	50	61,70	46,68	46,63	46,79	45,40
	70	50,10	36,91	36,79	36,97	34,72
	100	40,70	30,10	30,09	30,07	28,27
	150	36,37	25,54	25,60	25,25	25,77
	200	40,39	32,80	32,83	32,53	33,81
	250	34,84	25,88	25,79	25,48	27,38
	300	24,95	14,52	14,45	14,18	16,18
	400	18,51	8,72	8,58	8,30	9,55
	500	13,65	6,38	6,24	5,52	5,69
	700	7,91	7,91	7,91	7,91	4,34
850	4,37	4,37	4,37	4,37	4,37	
1000	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35	
U M I D A D E	100	0,84	0,75	0,76	0,75	0,75
	150	0,84	0,72	0,73	0,72	0,62
	200	0,84	0,75	0,76	0,74	0,64
	250	0,81	0,60	0,64	0,57	0,49
	300	0,73	0,13	0,19	0,26	0,08
	400	0,61	0,22	0,27	0,13	0,18
	500	0,50	0,06	0,12	0,17	0,14
	700	0,42	0,24	0,26	0,24	0,33
	850	0,37	0,30	0,30	0,31	0,35
1000	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	

**TABELA A.2 - VALORES DE DESVIO-PADRÃO DO ERRO DA ANÁLISE
PARA RADIANCIAS EM 1D-VAR**

	NIVEL (MB)	P-F	DESVIO PADRÃO DO ERRO DA ANÁLISE			
			PONTO 1	PONTO 2	PONTO 3	PONTO 4
G E O P O T E N C I A L	0,4	390,26	295,77	295,25	298,86	299,57
	1	304,09	153,88	154,21	153,68	155,61
	2	237,14	124,52	124,95	123,12	123,66
	5	171,14	87,37	87,61	87,93	89,28
	10	121,75	60,80	61,04	60,97	63,16
	30	72,17	31,15	31,14	31,08	31,14
	50	61,70	17,58	17,60	17,54	18,31
	70	50,10	14,19	14,22	14,18	14,75
	100	40,70	12,76	12,78	12,73	12,68
	150	36,37	10,32	10,32	10,23	9,92
	200	40,39	8,99	8,99	8,87	9,05
	250	34,84	5,94	5,94	5,85	6,65
	300	24,95	3,67	3,67	3,61	4,41
	400	18,51	3,78	3,78	3,72	3,26
	500	13,65	4,29	4,28	4,22	3,05
	700	7,91	4,09	4,08	4,04	3,04
850	4,37	2,76	2,75	2,74	2,18	
1000	0,35	0,25	0,25	0,25	0,21	
U M I D A D E	100	0,84	0,71	0,71	0,71	0,72
	150	0,84	0,57	0,58	0,58	0,59
	200	0,84	0,41	0,42	0,41	0,42
	250	0,81	0,30	0,30	0,29	0,29
	300	0,73	0,22	0,17	0,21	0,21
	400	0,61	0,17	0,16	0,17	0,20
	500	0,50	0,19	0,19	0,18	0,23
	700	0,42	0,22	0,22	0,21	0,27
	850	0,37	0,23	0,23	0,23	0,29
1000	0,33	0,23	0,23	0,24	0,28	

**TABELA A.3 - VALORES DE DESVIO PADRÃO DO ERRO DA ANÁLISE
PARA DADOS RECUPERADOS EM 3D-VAR**

	NIVEL (MB)	P-F	DESVIO PADRÃO DO ERRO DA ANÁLISE			
			PONTO 1	PONTO 2	PONTO 3	PONTO 4
G E O P O T E N C I A L	0,4	390,26	389,87	389,83	389,87	389,88
	1	304,09	303,57	303,53	303,52	303,52
	2	237,14	236,50	236,47	236,45	236,44
	5	171,14	170,67	170,72	170,71	170,71
	10	121,75	121,30	121,36	121,36	121,36
	30	72,17	71,96	71,96	71,92	71,92
	50	61,70	61,49	61,48	61,48	61,48
	70	50,10	49,85	49,88	49,87	49,88
	100	40,70	40,49	40,52	40,52	40,52
	150	36,37	36,21	36,22	36,22	36,23
	200	40,39	40,21	40,23	40,24	40,23
	250	34,84	36,65	34,69	34,70	34,69
	300	24,95	24,75	24,83	24,83	24,83
	400	18,51	18,31	18,43	18,43	18,43
	500	13,65	13,46	13,61	13,60	13,60
	700	7,91	7,80	7,89	7,88	7,89
850	4,37	4,37	4,37	4,37	4,37	
1000	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35	
U M I D A D E	100	0,84	0,84	0,84	0,84	0,84
	150	0,84	0,84	0,84	0,84	0,84
	200	0,84	0,84	0,84	0,84	0,84
	250	0,81	0,81	0,81	0,81	0,81
	300	0,73	0,73	0,83	0,73	0,73
	400	0,61	0,60	0,61	0,61	0,61
	500	0,50	0,49	0,50	0,50	0,50
	700	0,42	0,42	0,42	0,42	0,42
	850	0,37	0,37	0,37	0,36	0,36
1000	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	

**TABELA A.4 - VALORES DE DESVIO PADRÃO DO ERRO DA ANÁLISE
PARA RADIÂNCIAS EM 3D-VAR**

	NIVEL (MB)	P-F	DESVIO PADRÃO DO ERRO DA ANÁLISE			
			PONTO 1	PONTO 2	PONTO 3	PONTO 4
G E O P O T E N C I A L	0,4	390,26	386,18	387,60	387,60	388,68
	1	304,09	299,99	301,57	301,07	302,16
	2	237,14	234,44	235,70	235,21	235,85
	5	171,14	169,28	170,18	169,94	170,23
	10	121,75	120,63	121,03	120,94	121,08
	30	72,17	71,59	71,86	71,82	71,87
	50	61,70	60,75	61,45	61,39	61,44
	70	50,10	48,77	49,90	49,84	49,89
	100	40,70	38,67	40,50	40,45	40,51
	150	36,37	32,82	36,11	36,08	36,13
	200	40,39	34,56	40,03	40,01	40,06
	250	34,84	28,52	34,49	34,48	34,52
	300	24,95	19,79	24,69	24,68	24,71
	400	18,51	14,31	18,32	18,30	18,34
	500	13,65	10,66	13,53	13,50	13,53
	700	7,91	6,53	7,86	7,83	7,86
850	4,37	3,76	4,35	4,33	4,35	
1000	0,35	0,31	0,35	0,35	0,35	
U M I D A D E	100	0,84	0,84	0,84	0,84	0,84
	150	0,84	0,84	0,84	0,84	0,84
	200	0,84	0,83	0,84	0,84	0,84
	250	0,81	0,80	0,81	0,81	0,81
	300	0,73	0,72	0,73	0,73	0,73
	400	0,61	0,60	0,61	0,60	0,61
	500	0,50	0,49	0,50	0,49	0,50
	700	0,42	0,41	0,42	0,41	0,42
	850	0,37	0,36	0,37	0,36	0,37
1000	0,33	0,33	0,33	0,32	0,33	