



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

sid.inpe.br/mtc-m21b/2016/11.06.07.22-TDI

ESTUDO DO IMPACTO DA INJUNÇÃO DE UMIDADE DO G3DVAR NA QUALIDADE DA ANÁLISE

Claudio Montalvão Rodrigues

Dissertação de Mestrado do
Curso de Pós-Graduação em
Meteorologia, orientada pelo Dr.
Luiz Fernando Sapucci, aprovada
em 03 de outubro de 2016.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP3W34P/3MNTH88>>

INPE
São José dos Campos
2017

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE

Gabinete do Diretor (GB)

Serviço de Informação e Documentação (SID)

Caixa Postal 515 - CEP 12.245-970

São José dos Campos - SP - Brasil

Tel.:(012) 3208-6923/6921

Fax: (012) 3208-6919

E-mail: pubtc@inpe.br

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

Presidente:

Maria do Carmo de Andrade Nono - Conselho de Pós-Graduação (CPG)

Membros:

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

Dr. André de Castro Milone - Coordenação de Ciências Espaciais e Atmosféricas (CEA)

Dra. Carina de Barros Melo - Coordenação de Laboratórios Associados (CTE)

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

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

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

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

BIBLIOTECA DIGITAL:

Dr. Gerald Jean Francis Banon

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

REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:

Simone Angélica Del Duca Barbedo - Serviço de Informação e Documentação (SID)

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

EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:

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

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



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

sid.inpe.br/mtc-m21b/2016/11.06.07.22-TDI

ESTUDO DO IMPACTO DA INJUNÇÃO DE UMIDADE DO G3DVAR NA QUALIDADE DA ANÁLISE

Claudio Montalvão Rodrigues

Dissertação de Mestrado do
Curso de Pós-Graduação em
Meteorologia, orientada pelo Dr.
Luiz Fernando Sapucci, aprovada
em 03 de outubro de 2016.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP3W34P/3MNTH88>>

INPE
São José dos Campos
2017

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Rodrigues, Claudio Montalvão.

R618e Estudo do impacto da injeção de umidade do G3DVAR na
qualidade da análise / Claudio Montalvão Rodrigues. – São José
dos Campos : INPE, 2017.

xx + 63 p. ; (sid.inpe.br/mtc-m21b/2016/11.06.07.22-TDI)

Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Instituto Nacional
de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2016.

Orientador : Dr. Luiz Fernando Sapucci.

1. Assimilação de dados. 2. Injeção. 3. G3DVAR. I.Título.

CDU 551.509.313



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

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

Aluno (a): **Claudio Montalvão Rodrigues**

Título: "ESTUDO DO IMPACTO DA INJUNÇÃO DE UMIDADE DO G3DVAR NA QUALIDADE DA ANÁLISE"

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

Dr. Dirceu Luis Herdies



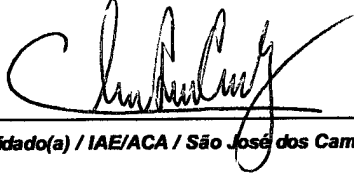
Presidente / INPE / Cachoeira Paulista - SP

Dr. Luiz Fernando Sapucci



Orientador(a) / INPE / Cachoeira Paulista - SP

Dr. Cleber Souza Correa



Convidado(a) / IAE/ACA / São José dos Campos - SP

Este trabalho foi aprovado por:

maioria simples

unanimidade

São José dos Campos, 03 de outubro de 2016

“A lógica pode te levar de A a B, mas a imaginação te leva a qualquer lugar”.

Albert Einstein.

A minha esposa Andreia, a meus filhos Daniel e Renan que me apoiaram com amor, carinho e compreensão nesta difícil jornada.

AGRADECIMENTOS

Esta dissertação de mestrado é fruto de muitas horas de trabalho e é importante exprimir os meus sinceros agradecimentos àqueles que me ajudaram em mais uma etapa da minha vida.

Agradeço, em primeiro lugar, a Deus por ter-me concedido a oportunidade de realizar este trabalho, sem nunca descuidar de mim em nenhum momento durante toda essa longa caminhada.

Agradeço ao meu orientador, Dr. Luiz Fernando Sapucci, por sua paciência, por todo o ensinamento transmitido, cordialidade, orientação e incentivo diários sem os quais este trabalho não se concretizaria.

Ao meu amigo, Lucas Amarante Avanço, que desde o início até o encerramento deste trabalho me ofereceu seu apoio na execução dos experimentos, confecção de scripts para análise dos dados, o meu muito obrigado.

Aos doutorandos Leonardo Lima, Bruna e Thamiris pela generosidade em disponibilizar seu tempo para me ajudar em várias etapas do meu trabalho.

Ao Departamento de Controle do Espaço Aéreo (DECEA), por ter tornado possível o acesso ao Mestrado em Meteorologia. Ao INPE, pela oportunidade de agregar conhecimento que certamente serão empregados durante toda a minha carreira. Ao Instituto de Controle do Espaço Aéreo (ICEA), em especial à pessoa do Tenente-Coronel Especialista em Meteorologia José Avanir Machado Nogueira Filho, pelo apoio durante todo o período do Programa de Mestrado.

Um muito obrigado aos meus colegas de mestrado André Rocha, Bruno, Mário e Romman por seu apoio e verdadeira amizade.

Por último, quero agradecer à minha família, a quem dedico este trabalho, pois sempre me apoiou em minhas decisões, mesmo naquelas que menos compreendiam, e fez inúmeros e imensos sacrifícios para que eu pudesse atingir o objetivo de concluir esse trabalho.

RESUMO

O sistema de assimilação G3DVAR, baseado no *Gridpoint Statistical Interpolation* (GSI), acoplado ao Modelo de Circulação Global Atmosférico (MCGA), é uma iniciativa do CPTEC/INPE (Centro de Pesquisas do Tempo e Estudos Climáticos) em gerar uma condição inicial que leve em consideração os balanços do modelo e, conseqüentemente, seja aquela que também propicie a obtenção das melhores previsões de tempo com ênfase sobre a América do Sul. Para a obtenção da análise, o G3DVAR busca encontrar um estado ótimo que leve em consideração as observações e as previsões de curto prazo do modelo, e seus respectivos erros. A análise dos campos de umidade apresenta em alguns casos valores negativos ou valores de umidade acima do valor de saturação. Essas soluções são puramente numéricas e em sua maioria geradas no processo de Assimilação de Dados e na integração do modelo, ou seja, não correspondem à realidade física e precisam ser tratadas durante o processo de minimização da função custo para que não sejam amplificadas. O G3DVAR usa um termo adicional na função custo, chamado de injeção de umidade. Este termo tem a função de regular o processo de minimização, conduzindo a solução para valores de umidade mais próximos da realidade física. No entanto, este processo de regulação depende de parâmetros que controlem a atuação desse termo adicional. Com o objetivo de identificar os valores dos parâmetros da injeção de umidade usados no processo de minimização da função custo do G3DVAR que melhorem a qualidade da análise e, conseqüentemente, as previsões geradas foram realizados experimentos que variaram o valor desses parâmetros com dados para o mês de junho de 2014. A análise dos dados mostrou que os pontos de grade com valores negativos de umidade distribuem-se por toda a atmosfera simulada pelo modelo sobre as altas latitudes do hemisfério sul e tendem a se distribuir em direção as baixas latitudes quando o valor dos parâmetros de injeção aumenta.

Palavras-chave: Assimilação de dados. Injeção. G3DVAR.

STUDY OF THE IMPACT OF MOISTURE CONSTRAINT FROM G3DVAR IN THE ANALYSIS QUALITY

ABSTRACT

The G3DVAR assimilation system, based in the *Gridpoint Statistical Interpolation (GSI)*, coupled to Atmospheric General Circulation Model (AGCM), is an initiative of CPTEC/INPE (Center for Weather Forecast and Climate Studies) in generate an initial condition that takes into account the model balances and, consequently, be one that also fosters the obtainment of the best forecasts with emphasis on the South America. To obtain the analysis, G3DVAR looks for a great condition that takes into account the observations and short-term forecasts of the model, beyond their errors. The analysis of the humidity fields presents in some cases negative values and humidity values above the saturation value. These solutions are purely numerical and mostly generated in the process of data assimilation and model integration, that is, they don't correspond at the physical reality and need to be treated during the process of minimizing of the cost function so that they doesn't be amplified. G3DVAR uses an additional term in the cost function, called moisture constraint. This term has the function of regulate the process of minimizing, taking the solution to humidity values closer to the physical reality. However, this regulation process depends of parameters that control the acting of this additional term. Aiming to identify the values of the moisture constraint parameters used in the process of minimizing of the G3DVAR cost function, that improve the analysis quality and, consequently, the generated forecasts, were realized experiments that varied the value of these parameters, in the month June 2014. The data analysis showed that the grid points with negative humidity values are distributed throughout the atmosphere simulated in the model over the high latitudes of the Southern Hemisphere and tend to spread toward the low latitudes where the value of moisture constraint parameters increases.

Keywords: Data assimilation. Constraint. G3DVAR.

LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
Figura 1.1 - Pontos de grade com valores negativos de umidade na análise do G3DVAR.....	3
Figura 1.2 - Pontos de grade com valores supersaturados de umidade na análise do 3DVAR.....	4
Figura 2.1 - Ajuste da previsão de curto prazo pelas observações.....	11
Figura 2.2 - Diagrama esquemático do ciclo de assimilação.....	12
Figura 2.3 - Diagrama esquemático dos principais algoritmos de assimilação de dados usados em meteorologia e oceanografia, classificados de acordo com sua complexidade (e custo) de implementação e sua aplicabilidade em tempo real.....	13
Figura 2.4 - Representação esquemática da minimização da função custo....	17
Figura 2.5 - Esquema de diferenciação centrada no espaço e no tempo leap-frog.....	25
Figura 2.6 – Esquema da advecção vertical.....	25
Figura 5.1 - Total de soluções não físicas por horário sinótico principal (00Z, 06Z, 12Z e 18Z) entre os dias 01 e 15 de junho de 2014.....	37
Figura 5.2 - Perfil vertical médio do número de pontos de grade com soluções não físicas.....	40
Figura 5.3 - Campos de umidade do modelo com pontos de grade com umidade negativa no experimento MOD.....	41
Figura 5.4 - Campos de umidade do modelo com pontos de grade com umidade supersaturada no experimento MOD.	43
Figura 5.5 - Análise do G3DVAR com pontos de grade com umidade negativa no experimento CTL.....	44
Figura 5.6 - Análise do G3DVAR com pontos de grade com umidade supersaturada no experimento CTL.....	45
Figura 5.7 - Análise do G3DVAR com pontos de grade com umidade negativa no experimento Exp1.	46

Figura 5.8 - Análise do G3DVAR com pontos de grade com umidade supersaturada no experimento Exp1.	47
Figura 5.9 - Análise do G3DVAR com pontos de grade com umidade negativa no experimento Exp2.	48
Figura 5.10- Análise do G3DVAR com pontos de grade com umidade supersaturada no experimento Exp2.	49
Figura 5.11- Análise do G3DVAR com pontos de grade com umidade negativa no experimento Exp3.	50
Figura 5.12- Análise do G3DVAR com pontos de grade com umidade supersaturada no experimento Exp3.	51
Figura 5.13- RMS da observação menos “background” (O-B) para os experimentos CTL e Exp1.....	53
Figura 5.14- RMS de observação menos análise (O-A) para os experimentos CTL e Exp1.	53
Figura 5.15- RMS da observação menos “background” (O-B) para os experimentos CTL e Exp2.....	54
Figura 5.16- RMS de observação menos análise (O-A) para os experimentos CTL e Exp2.	55
Figura 5.17- RMS da observação menos “background” (O-B) para os experimentos CTL e Exp3.....	55
Figura 5.18- RMS de observação menos análise (O-A) para os experimentos CTL e Exp3.	56

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AGCM	Modelo de Circulação Geral Atmosférico
BUFR	Binary Universal Form for the Representation of meteorological data
COLA	Ocean, Land and Atmosphere Studies
CPTEC	Centro de Pesquisas do Tempo e Estudos Climáticos
COLA	Ocean, Land and Atmosphere Studies
DECEA	Departamento de Controle do Espaço Aéreo
GPS	Global Position System
GTS	Global Telecommunication System
G3DVAR	Análise Variacional Tridimensional
GSI	Gridpoint Statistical Interpolation
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
NCEP	National Center for Environmental Prediction
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
PreBUFR	Prepared Binary Universal Form for the Representation of meteorological data
PNT	Previsão Numérica do Tempo
RADAR	Radio Detection and Ranging
SSI	Spectral Statistical Interpolation

SUMÁRIO

	<u>Pág.</u>
1	INTRODUÇÃO 1
1.1	Objetivos..... 5
1.2	Relevância acadêmica do trabalho de pesquisa 6
1.3	Conteúdo do trabalho..... 7
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA..... 9
2.1	Assimilação de Dados..... 9
2.1.1	Noções gerais 9
2.2	Aspectos teóricos do método variacional de assimilação de dados 3DVAR..... 14
2.3	Processo de minimização da função custo do 3DVAR 16
2.4	A complexidade da análise da umidade 17
2.5	O sistema de assimilação de dados G3DVAR 22
2.6	Fonte dos valores não físicos (umidade negativa e umidade supersaturada) na análise e nas previsões.....24
3	MODELO DE PREVISÃO, CONFIGURAÇÃO DO G3DVAR E DADOS UTILIZADOS27
3.1	Modelo de Circulação Geral Atmosférico (AGCM) do CPTEC 27
3.2	Configuração do G3DVAR 29
3.3	Dados utilizados na assimilação do G3DVAR 30
4	METODOLOGIA UTILIZADA NOS EXPERIMENTOS DE ASSIMILAÇÃO E NA AVALIAÇÃO DO IMPACTO.....31
4.1	Estratégia para ajustar o parâmetro de injeção de umidade 31
4.2	Experimentos realizados 32
4.3	Análise empregada na avaliação dos dados 33
5	AVALIAÇÃO DO IMPACTO DO AJUSTE DA INJEÇÃO DE UMIDADE DO G3DVAR35

5.1	Resultado dos experimentos	35
5.2	Análise do perfil vertical médio das soluções não físicas na análise de umidade.....	39
5.3	Análise da distribuição espacial dos valores não físicos.....	41
5.4	Análise da influência do ajuste dos parâmetros da injeção de umidade sobre o ajuste da análise às observações.....	52
6	COMENTÁRIOS FINAIS, CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS FUTURAS	57
6.1	Conclusões.....	58
6.2	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	59
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	61

1 INTRODUÇÃO

A assimilação de dados atmosféricos tem como objetivo principal a produção de uma representação regular e fisicamente consistente do estado atual da atmosfera, chamada de análise. Essa representação é construída a partir do acúmulo de informação das observações, que são irregularmente distribuídas no espaço e no tempo, e de uma previsão de curto prazo. As informações usadas, observação e modelo, são combinadas, levando-se em consideração seus erros, para que seja gerada a análise com a menor incerteza (KALNAY, 2003; BOUTTIER et al.,1999). Ao término deste processo de geração da análise, conhecido como ciclo de assimilação, a mesma é empregada como condição inicial para a integração dos modelos numéricos.

Existem diversas técnicas que podem ser empregadas em Assimilação de Dados para minimizar a incerteza da condição inicial. A abordagem variacional, introduzida em meteorologia por Yoshi Sasaki (1955), é aquela que procura encontrar a melhor solução que combine, num intervalo de tempo, as observações a uma previsão de curto prazo (“background”), através da minimização de uma função custo (DERBER, 1989). No Brasil, o Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC) optou pela utilização de um esquema de análise variacional em três dimensões (3DVar) conhecido como G3DVAR que é baseado no sistema de assimilação de dados Gridpoint Statistical Interpolation (GSI). Isso tem ampliando a capacidade deste centro de produzir previsões de tempo e clima mais acuradas através da implementação de novos desenvolvimentos científicos tais como: a assimilação de novos tipos de observações e a escolha de variáveis de controle de umidade mais consistentes com a consideração do balanço não linear dessa variável.

Uma das principais vantagens do método variacional é a possibilidade de inclusão de injunções (“constraints”) na assimilação variacional de dados. O termo injunção, usado para a tradução da palavra “constraint”, é bastante difundido nas ciências geodésicas desde 1960 (GEMAEL, 1994) para traduzir o

termo da língua inglesa “constraint”, o qual se entende como sendo uma regra, exigência, expressa matematicamente através de equações, que definem a forma dos objetos. As injunções mantêm a relação entre as variáveis envolvidas e garantem que a solução encontrada preserve determinadas propriedades. Outros possíveis termos como vínculo ou restrições são tipos específicos de injunções e suas escolhas são baseadas nas características esperadas do problema de minimização analisado.

Em sua forma mais simples, uma injunção é uma relação que impõe que a solução final mantenha as propriedades desejadas de um dado objeto. Um exemplo clássico de injunção é que a soma dos ângulos internos de uma área triangular, cujos lados foram medidos diversas vezes, seja 180 graus. Nesse caso, o processo de minimização do erro da medida deve conduzir a uma solução que atenda ao que foi estabelecido pela injunção.

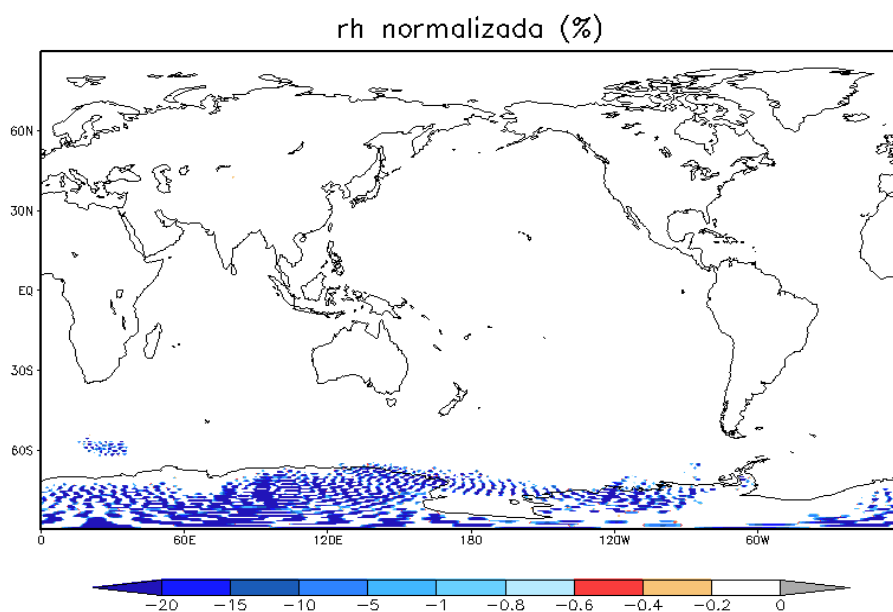
As injunções em assimilação de dados dividem-se, por suas características, em injunções fortes e injunções fracas. Injunções fortes são restrições que devem ser obrigatoriamente satisfeitas para que a análise gerada mantenha suas características, por exemplo, os campos de pressão e da velocidade horizontal do vento em sistemas de escala sinótica devem obedecer ao balanço geostrofico. Já as injunções fracas especificam diretrizes para uma solução aceitável, mas não são obrigatoriamente satisfeitas.

A simulação de alguns processos físicos ou mesmo dinâmicos da atmosfera real nos modelos numéricos e processos numéricos usados em assimilação de dados resultam na atribuição de valores não físicos a algumas variáveis. Isso tem impacto direto sobre como as observações são assimiladas, prejudicando a qualidade da análise. A análise de umidade apresenta pontos de grade com valores negativos ou pontos com valores acima do ponto de saturação (fig. 1.1 e 1.2) que são soluções puramente numéricas, ou seja, não correspondem a nenhum estado dessa variável na atmosfera real. Embora esses valores não físicos não representem as condições físicas da atmosfera, eles estão em

equilíbrio com as outras informações contidas na análise, por isso esse problema deve ser tratado com muita cautela.

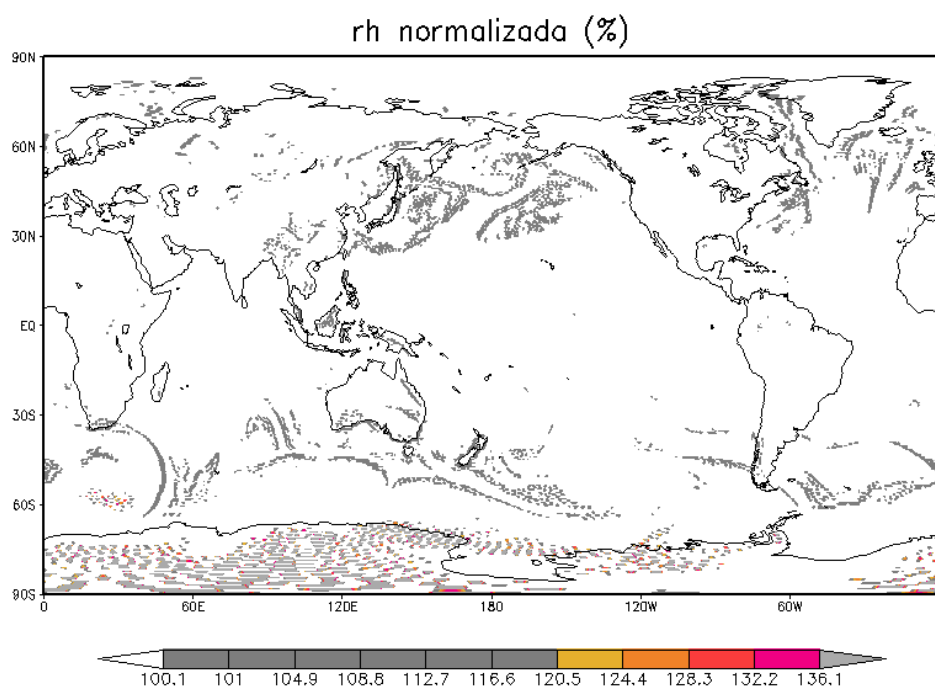
O controle ou mesmo a redução do número de pontos de grade com valores não físicos é realizado no G3DVAR, através da inclusão de um termo de injeção fraca de umidade na função custo. Ao final do processo de minimização é encontrada a análise que mantém o balanço entre as variáveis, mas que apresenta o menor número de pontos de grade com valores não físicos.

Figura 1.1 - Pontos de grade com valores negativos de umidade na análise do G3DVAR



Fonte: Produção do autor.

Figura 1.2 - Pontos de grade com valores supersaturados de umidade na análise do 3DVAR



Fonte: Produção do autor.

A função do termo de injeção de umidade é penalizar as soluções numéricas sem correspondência com a realidade física e valorizar aquelas soluções que melhor representam a realidade física da atmosfera. A atuação desse termo adicional é regulada através de parâmetros, que são pesos dados a essa injeção para controlar seu desempenho durante a minimização da nova função custo. O valor desses parâmetros deve ser devidamente avaliado para que a qualidade da análise não seja comprometida e, conseqüentemente, haja melhora na qualidade das previsões realizadas pelo modelo que usa essa condição inicial. Isso requer que testes sejam realizados para cada um dos valores utilizados com o objetivo de melhorar a qualidade da análise produzida pelo G3DVAR.

Sobre os aspectos teóricos do método variacional de assimilação de dados, destacam-se na literatura os trabalhos de Sasaki (1958; 1970), Le Dimet (1986),

Talagrand (1997), Kalnay (2003) e Daley (1993) que buscaram esclarecer a teoria em seus mais diversos aspectos, fornecendo uma base sólida para o seu entendimento.

Destacam-se também nos estudos da análise gerada pelo GSI e sobre a injeção de umidade os trabalhos de Kleist (2009), Zhu e Gelaro (2008) Yang (2009) e Treadon (2003).

1.1 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é determinar a sensibilidade da análise gerada pela versão do G3DVAR, acoplada ao Modelo de Circulação Global Atmosférico do CPTEC/INPE, à escolha dos valores dos parâmetros da injeção de umidade, identificando o impacto gerado por valores menos adequados a serem utilizados.

Esse objetivo principal pode ser subdividido nos seguintes objetivos específicos:

- a) Diagnosticar as análises de umidade atualmente geradas pela versão do G3DVAR, e caracterizar a frequência e a extensão espacial (horizontal e vertical) de valores de umidade não realísticos;
- b) Avaliar se os valores dos parâmetros de injeção de umidade habitualmente utilizado no G3DVAR são apropriados ou se com o aumento desses valores há ganhos significativos que merecem atenção;
- c) Aprofundar a compreensão das implicações do uso da injeção de umidade como termo participante no processo de minimização da função custo para a obtenção da condição inicial e seu impacto na qualidade da análise.

1.2 Relevância acadêmica do trabalho de pesquisa

A umidade atmosférica é um dos mais importantes elementos na determinação das condições de tempo. Ela atua na circulação geral atmosférica, transportando boa parte da energia da superfície para os níveis mais elevados, absorvendo o calor latente de evaporação na superfície e liberando-o durante o processo de formação de nuvens (SAPUCCI et al, 2010). Assim, a umidade está presente nos principais processos atmosféricos e por isso, sua correta representação nos modelos de previsão numérica de tempo é de fundamental importância para o sucesso da previsão de tempo.

Prever a evolução do campo de umidade através do uso de modelos de PNT é uma tarefa complexa que representa um dos grandes desafios para os modelos numéricos. Entre as dificuldades para representar essa variável em um modelo numérico pode-se destacar sua alta variabilidade temporal e espacial. Essa variabilidade pode gerar em um curto período de tempo oscilações significativas na concentração da umidade (RANDEL et al., 1996). Além disso, a representação de processos como a advecção vertical pode criar soluções não físicas no campo de umidade do modelo que, com o passar tempo de integração, diminuem a qualidade das previsões.

Espera-se que este trabalho de pesquisa possa contribuir para um melhor desempenho da previsão numérica desenvolvida pelo CPTEC/INPE, mais especificamente, contribuir com o aperfeiçoamento da assimilação de dados que gera a condição inicial para os modelos numéricos, através da compreensão do impacto do uso das injunções de umidade na assimilação variacional de dados usada no CPTEC/INPE.

1.3 Conteúdo do trabalho

Para alcançar os objetivos deste trabalho, a seguinte divisão foi adotada: O segundo capítulo contém uma revisão bibliográfica que trata da assimilação de dados de umidade, a qual apresenta uma detalhada descrição do sistema variacional de assimilação de dados 3DVAR, processo de minimização, injunções, o G3DVAR, campos de umidade e fontes das soluções não físicas no modelo. O terceiro capítulo apresenta detalhes do modelo utilizado nos experimentos, os dados disponíveis para o estudo, bem como a configuração do sistema de assimilação utilizado. O quarto capítulo detalha a metodologia utilizada para avaliar o impacto do uso da injunção de umidade na função custo do G3DVAR. O quinto capítulo apresenta os resultados obtidos nos experimentos realizados e a respectiva análise dos mesmos. O sexto capítulo encerra este trabalho, apontando as considerações finais, conclusões que o trabalho permitiu obter e as perspectivas futuras.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Nesta seção do trabalho são tratados alguns conceitos relacionados à teoria em questão com o objetivo de fundamentar os assuntos discutidos nos capítulos seguintes. Ela se propôs a fornecer ao leitor subsídio teórico para as próximas seções. Para tanto, o presente capítulo apresenta uma revisão dos principais conceitos de assimilação de dados, formulação do método de assimilação variacional 3DVAR e processos de minimização da função custo, injunções, injunções de umidade no método variacional e variável de umidade.

2.1 Assimilação de Dados

2.1.1 Noções gerais

A previsão numérica de tempo (PNT) é um problema de condição inicial, ou seja, dada uma estimativa do estado atual da atmosfera (condição inicial) o modelo numérico simula a evolução temporal da atmosfera (previsão). Na atualidade, a PNT provê a fundamentação necessária para toda previsão de tempo realizada para além de poucas horas. Nos principais centros de PNT ao redor do mundo, a partir das observações diárias, previsões são obtidas através da execução de modelos atmosféricos que simulam a evolução temporal das condições de tempo para os próximos dias. A capacidade dos modelos numéricos de tempo de realizar boas previsões está ligada diretamente à forma como o modelo representa a atmosfera real, que deve ser a mais realística possível e à acurácia da condição inicial.

O problema da determinação das condições iniciais para um modelo de previsão numérica é extremamente importante e complexo e tem se tornado, ao longo do desenvolvimento da PNT, uma ciência em si mesma (DALEY, 1991). Esta ciência, conhecida como assimilação de dados atmosféricos, emprega um conjunto de técnicas de estimação para realizar adequadamente a inclusão de dados de observação num modelo numérico.

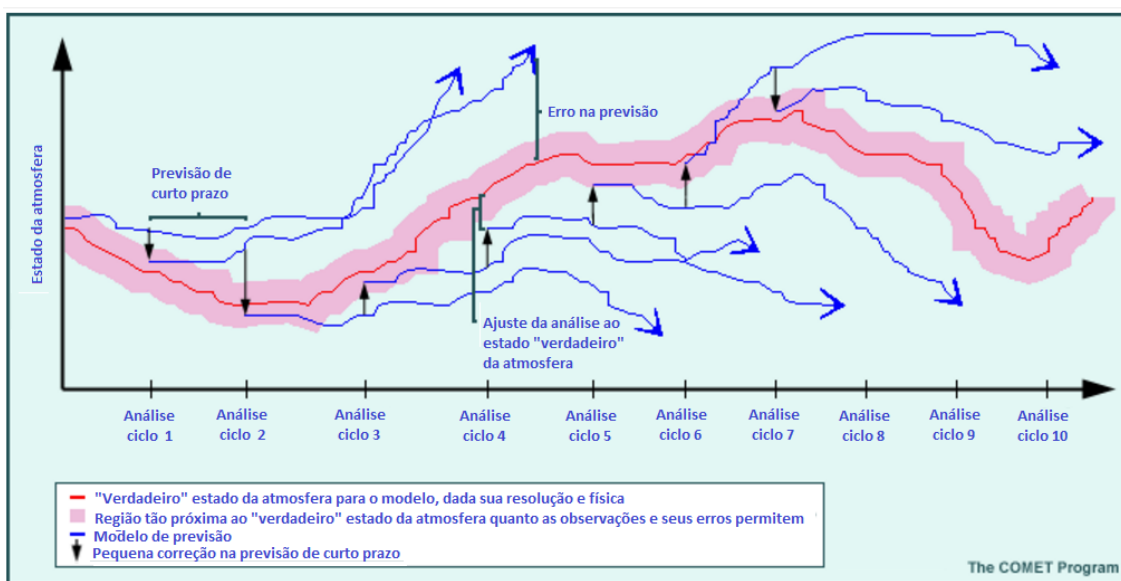
A assimilação de dados está inserida na teoria da estimação. A teoria da estimação é o ramo da estatística que permite obter estimativas de certas variáveis e parâmetros, baseadas no conhecimento de observações afetadas por erros de natureza aleatória. Os parâmetros e as variáveis de estado são reunidos, respectivamente, num vetor de parâmetros (fixo) e num vetor de variáveis de estado que caracterizam um determinado sistema.

A assimilação de dados busca resolver, dentre outros problemas, o fato de que os dados disponíveis não são suficientes para inicializar os modelos. Modernos modelos de equações primitivas tem um número de graus de liberdade da ordem de 10^7 . Por exemplo, um modelo global com resolução típica de 1° e 20 níveis na vertical terá uma quantidade de $360 \times 180 \times 20 = 1.3 \times 10^6$ pontos de grade. Cada ponto de grade deve ser carregado com os valores de pelo menos quatro variáveis prognósticas (duas componentes horizontais de vento, temperatura e umidade) e a pressão à superfície para cada coluna, resultando em mais de 5 milhões de variáveis que precisam receber um valor inicial. No entanto, para qualquer intervalo temporal de assimilação “time window” de ± 3 horas, há tipicamente de 10^4 a 10^5 observações disponíveis da atmosfera; o que claramente é duas ordens de grandeza menor que o número de graus de liberdade do modelo. Além disso, a distribuição espacial e temporal dos dados observacionais não é uniforme e há regiões do globo com baixa densidade de dados (KALNAY ,2003).

A subdeterminação do problema de assimilação de dados, vista no parágrafo anterior, impõe a necessidade de que não somente as observações participem do processo de assimilação, mas que outra informação seja usada. Dessa forma, além das observações, é usada uma previsão de curto prazo “background” a qual, por hipótese, é uma boa estimativa do estado da atmosfera, pois, além de ter sido gerada por um bom modelo, retém informações de observações passadas, possui consistência dinâmica e física; e contém consistência numérica para que o modelo possa realizar a próxima previsão.

No processo de assimilação as observações são usadas para fazer pequenas correções na previsão de curto prazo com o objetivo de deixar essa previsão mais próxima do verdadeiro estado da atmosfera, conforme pode ser observado na figura 2.1. Esse ajuste é necessário para que a condição inicial gerada fique dentro de um intervalo cuja distância em relação ao estado real da atmosfera seja a menor possível. Esse processo de ajuste é repetido em intervalos de tempo iguais, formando ciclos, tipicamente períodos de 6 horas.

Figura 2.1 - Ajuste da previsão de curto prazo pelas observações

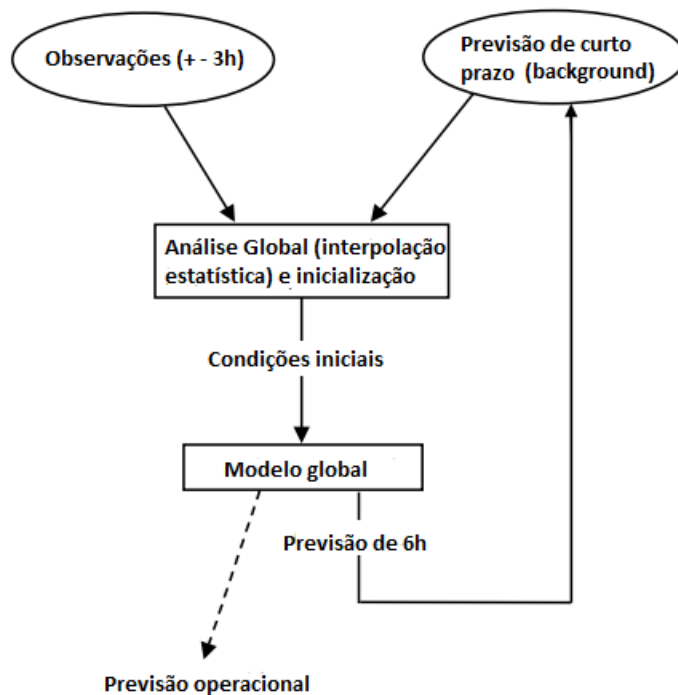


Fonte: Adaptada de COMET Program

O ciclo de assimilação para um modelo global mostrado na figura 2.2 é um ciclo típico de 6 horas, executado quatro vezes ao dia nos horários sinóticos (00 UTC, 06 UTC, 12 UTC e 18UTC). Nele todas as observações são colocadas dentro de um intervalo de ± 3 horas do horário sinótico (“time window”) e verificada sua qualidade. Obtém-se em pontos de grade o campo de “background” das variáveis de estado pela integração do modelo, usando-se a análise gerada no ciclo anterior como condição inicial. As estimativas de “background” das variáveis observadas nos pontos em que foram coletadas são obtidas usando-se

interpolação matemática. Essas estimativas de “background” nos pontos de observação são então subtraídas das observações produzindo incrementos de observação (vetor de inovação).

Figura 2.2 - Diagrama esquemático do ciclo de assimilação



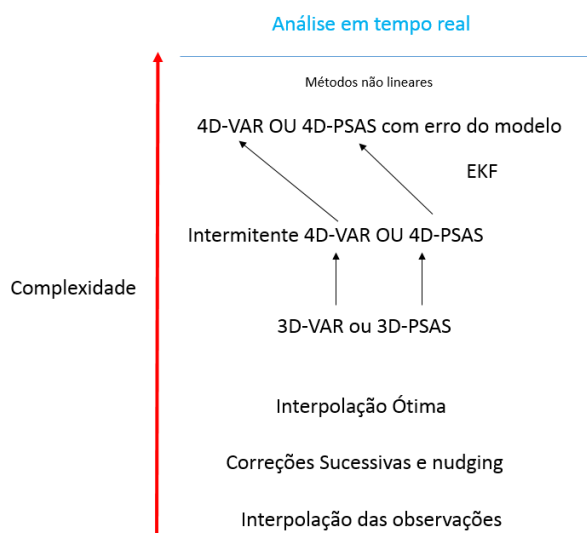
Fonte: Adaptada de KALNAY (2003, p. 139).

Esses incrementos de observação passam por um processo de análise objetiva para se obter incrementos de análise (vetor de correção). Os valores analisados são obtidos da soma dos incrementos de análise com as estimativas de “background” nos pontos de grade. O processo de inicialização “balancing” é realizado, antes da execução do modelo de previsão. A inicialização melhora o equilíbrio em escalas que o modelo pode resolver, garantindo que ele funcione sem problemas. A partir desse estado inicializado, o modelo de previsão é executado para produzir 6 horas de previsão, que é então usada como campo de “background” para a próxima análise, e para produzir as previsões de rotina.

Diferentes técnicas de assimilação foram desenvolvidas para a Meteorologia e

para a Oceanografia (figura 2.3). Elas diferenciam-se por seu custo computacional, acurácia e na sua capacidade para assimilar dados não convencionais. Neste texto serão tratados apenas aspectos teóricos do método de interpolação estatística 3DVAR. O leitor interessado em obter informações sobre outros métodos de assimilação pode consultar o livro “Atmospheric Modeling, Data Assimilation and Predictability” (KALNAY,2003).

Figura 2.3 - Diagrama esquemático dos principais algoritmos de assimilação de dados usados em meteorologia e oceanografia, classificados de acordo com sua complexidade (e custo) de implementação e sua aplicabilidade em tempo real.



Fonte: Adaptado de Bouttier e Coutier (1999, p. 5).

2.2 Aspectos teóricos do método variacional de assimilação de dados 3DVAR

Introduzido em meteorologia por Yoshi Sasaki (1958), em termos gerais, o método de interpolação estatística 3DVAR envolve encontrar a análise através da minimização de uma função custo a qual em termos teóricos mede a distância entre a análise e as observações, ponderada pelo inverso da covariância dos erros das observações, e entre a análise e o “background”, ponderada pelo inverso da covariância dos erros de “background” (KLEIST et al, 2009). A função custo do 3DVAR é obtida a partir do critério de estimação de máxima verossimilhança em que a análise é o estado mais provável da atmosfera, uma vez que duas medidas independentes (observações e “background”) tenham ocorrido. Este estado mais provável da atmosfera corresponde ao mínimo global da função custo $J(\mathbf{x})$ (KALNAY, 2003).

$$2J(\mathbf{x}) = (\mathbf{x} - \mathbf{x}_b)^T \mathbf{B}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{x}_b) + [\mathbf{y} - \mathbf{H}(\mathbf{x})]^T \mathbf{R}^{-1} [\mathbf{y} - \mathbf{H}(\mathbf{x})] \quad (2.1)$$

Onde \mathbf{x} é o vetor de estado do modelo que representa a variável de controle para a minimização, ou seja, a variável sobre a qual será realizada a minimização da função custo $J(\mathbf{x})$. O vetor \mathbf{x}_b é o vetor de “background”, \mathbf{B} a matriz de covariância dos erros de “background”, \mathbf{y} é o vetor das observações, $\mathbf{H}(\cdot)$ é o operador que leva o “background” ao espaço das observações e \mathbf{R} é a matriz de covariância dos erros das observações.

No mínimo de $J(\mathbf{x})$, o gradiente da função custo é zero.

$$\nabla_{\mathbf{x}} J(\mathbf{X}_a) = 0 \quad (2.2)$$

$$\nabla_{\mathbf{x}} J(\mathbf{X}_a) = \mathbf{B}^{-1} (\mathbf{X}_a - \mathbf{X}_b) + \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{H}(\mathbf{X}_a) - \mathbf{y}_0) = \mathbf{0} \quad (2.2)$$

Considerando-se o operador $H(\cdot)$ linear, obtém-se da Equação 2.3:

$$X_a = X_b + (B^{-1} + H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1} \{y_0 - H(x_b)\} \quad (2.3)$$

O vetor de análise X_a encontrado é o vetor de mínima variância pois a função de distribuição de probabilidade dos erros (das observações, “background” e análise) é, por hipótese, Gaussiana (LORENC, 1986).

Uma importante vantagem do 3DVar é a possibilidade de serem acrescentadas injunções (penalidades), tais como propriedades de balanço, na função custo (COURTIER, 1995).

O método de interpolação estatística 3DVAR, usado para resolver o problema de análise, permite o uso de injunções à função custo durante a procura pelo mínimo dessa função. Essas injunções impõem certas condições que devem ser satisfeitas pela análise.

A inclusão de injunções na função custo adiciona informação ao problema de análise, seja através do balanço de leis físicas ou de correlações dos campos físicos, melhorando a performance do método variacional de assimilação (LORENC 1986; XIE et al. 2002).

A injunção fraca é expressa na função custo pela adição de um novo termo J_c aos termos da Equação 2.1. O termo J_c tem a seguinte formulação geral:

$$J_c = (x_a - x_c)^T P_c^{-1} (x_a - x_c) \quad (2.4)$$

Onde x_c é o vetor de injunção e P_c^{-1} é a matriz que descreve o balanceamento da penalidade da injunção em relação aos outros termos da função custo. A inclusão de injunções de análise altera a forma de minimização da função custo. O termo de injunção J_c pode ser formulado para funcionar como um termo regularizador ou atenuador, obtendo-se dessa forma uma solução especial com

propriedades desejáveis.

2.3 Processo de minimização da função custo do 3DVAR

O método de interpolação estatística 3DVAR não calcula o vetor de análise X_a diretamente da Equação 2.4. O mínimo da função custo é encontrado através de um processo de minimização numérica de forma iterativa.

O processo iterativo típico de minimização numérica da função custo $J(\mathbf{X})$ ocorre da seguinte maneira: inicia-se calculando a função custo (Equação 2.1) para X_b (vetor de “background”). Calcula-se o gradiente da função custo para a variável de controle:

$$\nabla_x J(\mathbf{X}) = \mathbf{B}^{-1}(\mathbf{X} - \mathbf{X}_b) + \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{H}(\mathbf{X}) - \mathbf{y}_0) \quad (2.6)$$

O método de gradiente conjugado recebe os valores calculados anteriormente para determinar a correção para \mathbf{X} , tal que:

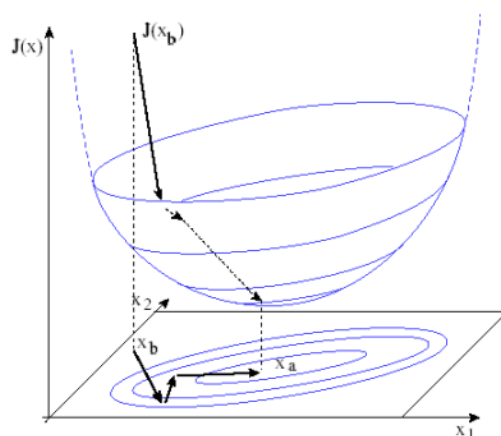
$$\mathbf{X}^{n+1} = \mathbf{X}^n + \alpha \mathbf{f}(\nabla J) \quad (2.7)$$

Onde n é o valor na sequência de iteração e α é o fator ótimo. O termo $\mathbf{f}(\nabla J)$ é a direção ótima descendente, calculada com o método de gradiente conjugado. Devemos ter que:

$$J(\mathbf{X}^{n+1}) \leq J(\mathbf{X}^n) \quad (2.8)$$

É verificado se a solução ideal foi encontrada, calculando a norma do gradiente ou o valor do próprio $J(\mathbf{X})$ os quais serão comparados com limites predefinidos para o final do processo iterativo.

Figura 2.4 Representação esquemática da minimização da função custo.



Fonte: Adaptado de Bouttier e Courtier (1999, p. 31).

2.4 A complexidade da análise da umidade

A análise de umidade atmosférica é fortemente afetada pela dinâmica de mesoescala e por processos físicos não-lineares que são mal resolvidos pelos modelos de circulação geral. Erros nos campos de umidade dos modelos de previsão podem envolver desde a deformação e deslocamento de características sinópticas até a perda da capacidade de representar fontes e sumidouros de pequena escala. A maioria dos modelos apresentam erros sistemáticos, tal como uma tendência a ser constantemente secos em certas áreas, entretanto esses erros variam com a época do ano (DEE; SILVA, 2003).

A Obtenção de uma melhor estimativa (análise) do campo de umidade atmosférico é uma tarefa complexa que requer, dentre outras considerações, uma adequada escolha da variável de controle que representará a umidade atmosférica no processo de assimilação. Segundo Courtier (1997) a importância da escolha da variável de controle fundamenta-se na noção de “distância”, empregada na maioria dos métodos de análise que são formulados em uma estrutura variacional como um processo para minimizar a distância entre modelo

e observações. Isto significa que os modelos de covariância dos erros, que determinam o peso relativo das informações na análise, são alimentados por essas variáveis de controle.

A capacidade de executar uma extrapolação significativa de informação observacional na análise exige que as mudanças esperadas na magnitude dos erros entre quaisquer dois locais sejam representadas com precisão nas covariâncias de erro. Há representações do campo de umidade que são mais adequados para esse processo de assimilação do que outras, pois nessas representações mais adequadas o grau de homogeneidade estatística dos erros é maior e a distribuição dos erros se aproxima mais da distribuição Gaussiana. Essas características são pré-requisitos básicos para qualquer tentativa de formular modelos de covariância dependentes do fluxo desenvolvidos atualmente (DEE; SILVA, 2003).

Os campos de umidade, representados pela razão de mistura ($w = \frac{m_v}{m_d}$) ou equivalentemente pela umidade específica ($q = \frac{m_v}{m_v + m_d}$) apresentam grandes mudanças nas escalas dos erros ao longo de curtas distâncias no espaço e no tempo. Erros grandes podem resultar da especificação de covariâncias localmente imprecisas obtidas pela extrapolação de incrementos de razão de mistura através de gradientes intensos, especialmente na direção vertical (DEE; SILVA, 2003). O problema pode ser agravado se o esquema de análise contém um mecanismo que garanta estimativas de umidade não-negativas, uma vez que a distribuição dos erros de extrapolação irá então ser assimétrica, resultando em uma tendência para produzir excesso de umidade na análise.

A distribuição dos erros da razão de mistura não é bem representada por uma distribuição Gaussiana com estatística mensal. Em termos práticos, isso significa que espacialmente e/ou temporalmente as estimativas da variância média podem não ser muito significativas como estatísticas dos erros de razão de mistura (DEE; SILVA, 2003).

A umidade atmosférica representada no processo de assimilação pelo logaritmo da umidade específica ($s = \log q$) possui uma importante característica para a análise, pois a umidade específica no vetor de estado de análise é sempre positiva, visto que $q = e^s > 0 \forall s \in \mathbb{R}$. A variabilidade espacial dos erros em $\log q$ é considerável, no entanto, menor que a da umidade específica e sua distribuição não se aproxima da distribuição lognormal. A variável de análise s possui uma singularidade importante em $q = 0$ que pode ser explicada, considerando a análise q_i^a de uma única observação q_i^o no ponto de grade i do modelo. A análise linear de $\log q$ é:

$$\log q_i^a = \log q_i^b + \kappa(\log q_i^o - \log q_i^b) \quad (2.9)$$

assim,

$$e^{\log q_i^a} = e^{\log q_i^b + \kappa(\log q_i^o - \log q_i^b)} \quad (2.10)$$

Portanto,

$$q_i^a = (q_i^b)^{1-\kappa} (q_i^o)^\kappa \quad (2.11)$$

Considerando-se que $\epsilon < \kappa < 1 - \epsilon$ para algum $\epsilon > 0$, isto significa que a análise de umidade em um dado local irá aproximar-se de zero quando a estimativa de “background” ou as observações naquele local estiverem próximas de zero. Esta singularidade pode ser removida analisando-se $\log(c + q)$ para algum $c > 0$, no entanto, eliminará a vantagem da garantia de não se obter análises de umidade com valores negativos.

A umidade relativa é um parâmetro dinâmico muito eficiente para descrever a física da umidade na atmosfera. É definida da seguinte forma:

$$UR = \frac{w}{w^s(T, p)} \quad (2.12)$$

Onde w^s é a razão de mistura saturada, que é uma conhecida função da temperatura T e da pressão p ; para mais detalhes consultar Wallace e Hobbs (1977). Seus valores são afetados por todos os processos dinâmicos que resultam na mudança de temperatura, tais como convecção, subsidência, absorção de radiação e liberação de calor latente. As parametrizações de modelos de formação de nuvens e previsões de precipitação são particularmente sensíveis a mudanças na umidade relativa.

A umidade relativa como variável de controle apresenta mudanças na magnitude das estatísticas dos erros com a pressão, latitude e sazonalidade mas que são relativamente modestas quando comparadas as mudanças na magnitude das estatísticas dos erros da umidade específica e logaritmo da umidade específica. A distribuição dos erros da umidade relativa se aproxima mais da distribuição Gaussiana do que a distribuição de umidade específica ou seu logaritmo (DEE; SILVA, 2003).

Os campos de temperatura e umidade específica da análise podem ser afetados pela observação de temperatura ou umidade quando a umidade relativa é a variável de controle da análise. Para ilustrar essa afirmação, seja considerado o exemplo em que não há observações de umidade e uma observação de temperatura T_i^o no ponto de grade i :

$$T_i^a = T_i^b + k[T_i^o - T_i^b] \quad (2.13)$$

$$(UR)_i^a = (UR)_i^b \quad (2.14)$$

Como a razão de mistura saturada depende da temperatura e $T_i^a \neq T_i^b$, isso implica uma mudança na razão de mistura naquele local:

$$w_i^a \neq w_i^b \quad (2.15)$$

Assim, qualquer mudança na temperatura, provocada pelas observações, fará com que a razão de mistura seja ajustada de forma que as estimativas de “background” permaneçam inalteradas (DEE; SILVA, 2003).

A pseudo umidade relativa é definida como:

$$\tilde{w} = \frac{w}{w^{sb}} = \frac{w}{w^s(T^b, p)} \quad (2.16)$$

Onde T^b representa o campo de temperatura do ar do “background”. Os campos da pseudo umidade relativa e da umidade relativa do “background” coincidem, pois:

$$\tilde{w} = \frac{w}{w^{sb}} = (rh)^b \quad (2.17)$$

Na Equação 2.17, $(rh)^b$ representa o campo de umidade relativa do “background”. No entanto, no espaço das observações, os campos de pseudo umidade relativa observada e a umidade relativa observada não coincidem, pois:

$$\tilde{w} = \frac{w}{w^s(T^b, p)} \quad (2.18)$$

$$(rh)^o = \frac{w}{w^s(T^o, p)} \quad (2.19)$$

A pseudo umidade relativa prediz a quantidade de vapor d’água presente na atmosfera razoavelmente bem, dependendo da precisão da estimativa de

temperatura de “background”.

2.5 O sistema de assimilação de dados G3DVAR

O G3DVAR foi acoplado ao Modelo de Circulação Global Atmosférico do CPTEC em 2011, numa iniciativa desse centro em gerar uma condição inicial que leve em consideração os balanços do modelo e, conseqüentemente, seja aquela que também propicie a obtenção de melhores previsões de tempo para a América do Sul.

Este esquema de assimilação de dados obtém estimativas ótimas do estado atual da atmosfera usando informação das observações e de uma previsão de curto prazo (“background”) através de um processo iterativo de minimização de uma função custo. Os termos dessa função custo são o termo de “background”, o termo das observações e termo de injunções.

O G3DVAR apresenta as seguintes configurações (KLEIST et al., 2009): desenvolvido para ser executado em diferentes plataformas computacionais, cria análises para os mais diversos modelos numéricos da atmosfera; possui flexibilidade suficiente para suportar futuros desenvolvimentos científicos tais como incorporação de novos tipos de observações ao conjunto de dados, melhora na seleção de dados e novas variáveis de análise; horizontalmente, o domínio global é dividido em 3 partes de modo que os filtros recursivos de espaço possam ser usados para difundir informação dos pontos de observação; a análise é formulada em pontos de grade, permitindo maior flexibilidade no uso da covariância dos erros de “background” que pode ser definida localmente como anisotrópica e não homogênea através do uso de filtros recursivos (PURSER et al., 2003) .

Segundo Kleist (2009) há duas escolhas para a variável de análise de umidade no G3DVAR que incluem pseudo umidade relativa (DEE; SILVA, 2003) e umidade relativa normalizada (HOLM, 2003). A variável de análise de umidade

usada na versão do G3DVAR acoplada ao AGCM do CPTEC/INPE é a umidade relativa normalizada e a análise é obtida da minimização da função abaixo descrita:

$$J(x) = (x - x_b)^T B^{-1} (x - x_b) + [y - H(x)]^T R^{-1} [y - H(x)] + J_{q1} + J_{q2} \quad (2.20)$$

Os termos J_{q1} e J_{q2} , acrescentados à função custo, são as injunções de umidade, ou seja, termos de penalização adicionados à função custo que tem como objetivo corrigir as soluções (análises) que apresentem valores negativos de umidade ou soluções que apresentem valores de umidade acima do valor de saturação, respectivamente. Estes termos são altamente não-lineares, e operam na análise por inteiro durante cada iteração.

Esses termos, na grade de análise 3D, tem a seguinte formulação:

$$J_{q1} = \begin{cases} 0 & \text{se } U \geq 0 \\ \lambda_1 U^2 & \text{se } U < 0 \end{cases} \quad (2.21)$$

$$J_{q2} = \begin{cases} 0 & \text{se } U \leq U_s \\ \lambda_2 (U - U_s)^2 & \text{se } U > U_s \end{cases} \quad (2.22)$$

Onde U pode ser a umidade relativa normalizada ou a pseudo umidade relativa. Existem parâmetros de ponderação definidos através do “namelist” do G3DVAR para controlar a quantidade desses valores não físicos e tentar remover esses valores (factqmin e factqmax). Os dois parâmetros λ_1 e λ_2 representam fatores de ponderação que dimensionam os termos de penalização de umidade negativa e umidade supersaturada. Quanto maior for o valor do parâmetro, maior a atuação do termo de injunção no processo de obtenção da análise através da minimização da função custo do G3DVAR. Definir esses parâmetros de forma

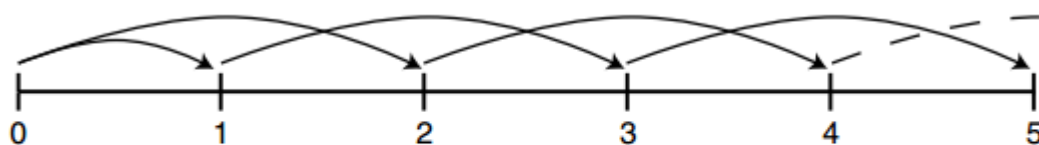
que $\lambda_1 = \lambda_2 = 0$ desativa os termos de penalidade de umidade. Na versão do G3DVAR acoplada ao AGCM do CPTEC os valores usados para os parâmetros são $\lambda_1 = 0,005$ $\lambda_2 = 0,95$, que são valores que pouco exploram o termo de injeção de umidade.

2.6 Fonte dos valores não físicos (umidade negativa e umidade supersaturada) na análise e nas previsões.

Diversas razões podem ser apontadas como responsáveis pela geração de valores não físicos (umidade negativa e supersaturada) no campo de umidade da análise e do modelo. É um problema multifatorial que tem suas componentes no modelo, na transformação do espaço espectral para pontos de grade e na própria assimilação de dados (KLEIST; YANG, 2009).

No modelo, dois processos são identificados como sendo responsáveis por este erro. Um é a transformação do espaço espectral para pontos da grade. O outro é a advecção vertical. A contribuição do primeiro é desprezível e é inevitável em todos os modelos espectrais. O processo de advecção vertical usa um esquema de diferenciação centrada no espaço e no tempo, conhecido como salto do sapo “leap-frog”. O esquema “leap-frog” é centrado em três pontos de diferenciação no tempo e o valor da derivada é calculado num tempo que está centrado entre tempo inicial e tempo final da extrapolação (WARNER, 2010; KANAMITSU, 1989; KALNAY et al, 1990; MOORTHY et al, 2001). A Figura 2.5 ilustra este método de diferenciação no tempo em que a reta horizontal representa o tempo e as flechas indicam a diferenciação centrada no tempo.

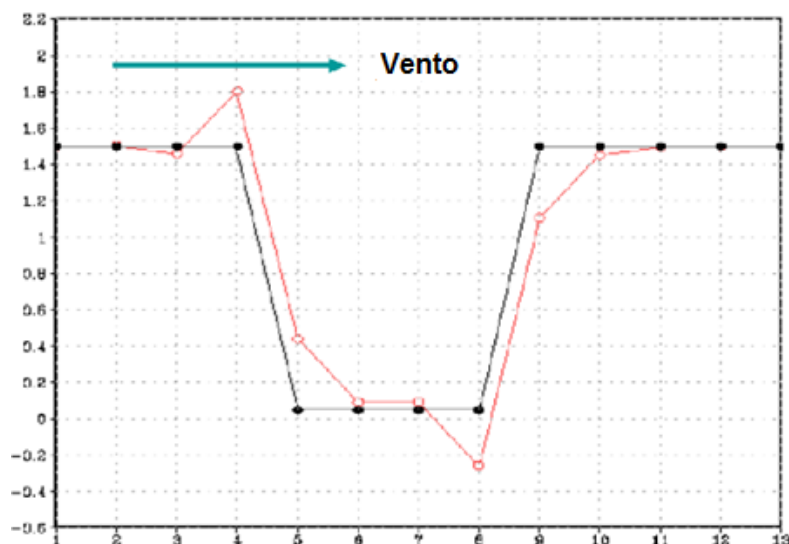
Figura 2.5 - Esquema de diferenciação centrada no espaço e no tempo leap-frog



Fonte: Adaptada de Warner (2010, p. 19).

O regime de advecção vertical assim definido não é definido positivo e pode produzir marcadores negativos de umidade. Este processo é a principal fonte da umidade negativa no modelo (YANG, 2009). A Figura 2.6 ilustra como após algumas iterações, o processo de advecção vertical produz umidade negativa. A linha de cor negra representa o processo de advecção vertical definido positivo, já a linha de cor vermelha representa o processo de advecção vertical que não é definido positivo, que após algumas iterações gera valores negativos de umidade.

Figura 2.6 – Esquema da advecção vertical



Fonte: Adaptada de Yang (2009, p. 13)

A assimilação de dados gerada pelo G3DVAR gera traços de umidade negativa e supersaturada. Na assimilação de dados, a existência desses traços negativos de umidade tem profundo impacto sobre como observações de quantidades úmidas são assimiladas no sistema de previsão. Uma penalização tem de ser aplicada para traços supersaturados e negativos no processo de minimização para a obtenção da análise. No entanto, essa injunção não retira todos os valores não físicos da análise (DERBER et al., 1998).

3 MODELO DE PREVISÃO, CONFIGURAÇÃO DO G3DVAR E DADOS UTILIZADOS

Constam nesta secção informações sobre o modelo de circulação geral atmosférico (AGCM), usado para gerar as simulações numéricas utilizadas neste trabalho. A seguir, são descritos o sistema de assimilação de dados G3DVAR, acoplado ao AGCM e usado para gerar a condição inicial para as previsões e, por fim, os dados utilizados nesta pesquisa.

3.1 Modelo de Circulação Geral Atmosférico (AGCM) do CPTEC

O modelo de circulação geral atmosférico do CPTEC é uma versão modificada do modelo espectral implementado no Center for Ocean, Land and Atmosphere Studies (COLA), adaptado da versão do NCEP AGCM. Dentre as principais mudanças introduzidas pelo CPETC no COLA AGCM estão relacionadas ao tipo de truncamento, processos dissipativos, performance computacional, esquema de pós-processamento e aumento do número de níveis verticais (CAVALCANTI et al. 2002).

O núcleo dinâmico do AGCM possui formulação espectral com método de integração “leapfrog time-stepping”. A resolução horizontal equivale a um truncamento triangular espectral com número de onda igual a 299 com coordenada vertical sigma de 64 níveis de resolução. Modelos espectrais representam as variações espaciais das variáveis meteorológicas como uma série finita de ondas de diferentes comprimentos. Essa formulação espectral do modelo confere a ele uma propriedade bastante desejável que é a extrema precisão no cálculo da maior parte das derivadas horizontais, calculadas diretamente das ondas. O grau de truncamento para um determinado modelo espectral está associado a escala da menor onda representada pelo modelo. O truncamento triangular é uma configuração bastante usada nos modelos operacionais por sua resolução nas direções zonal e meridional serem aproximadamente iguais.

Os processos dinâmicos e as parametrizações físicas são as mesmas usadas no modelo COLA AGCM (CAVALCANTI et al. 2002). Os principais esquemas de parametrização física incluem: esquema de convecção profunda Kuo (KUO 1974), processos turbulentos tratados pelo esquema de Mellor-Yamada (1974 e 1982), modificado por Kubota (2012); a radiação de onda curta pelo esquema CLIRAD desenvolvido por Chou e Suarez (1999) e modificado por Tarasova e Fomin (2007); radiação de onda longa pelo esquema de Harshvardhan et al. (1987); onda de gravidade pelo esquema de Alpert et al. (1988); fração de nuvens pelo esquema de Slingo (1987); superfície pelo esquema biosférico simples SSIB. A tabela 3.1 resume as configurações do AGCM, usado nas pesquisas.

Tabela 3.1 - Configuração do modelo T299L64.

Itens configurados	OPERACIONAL
Dinâmica espectral	Euleriana com grade Reduzida
Radiação de onda Curta	CLIRAD (Tarasova et al. 2007)
Radiação de onda Longa	HASHVANADAN (1987)
Camada Limite	MELLOR YAMADA 2.0 (1982)
Esquema de Superfície	SSiB (1991)
Convecção Profunda	KUO (Kuo, 1965)
Convecção Rasa	TIEDKE (1983)
Precipitação de larga escala	Precipitação de larga escala
Onda de Gravidade	ALPERT (1998)
Fluxo sobre o oceano	Bucket model (COLA)

3.2 Configuração do G3DVAR

A nova estimativa do estado da atmosfera (análise) é obtida a cada 6h para inicializar uma nova previsão de 9h do modelo global. Embora o “background” utilizado para gerar cada análise seja uma previsão anterior de 6h, uma previsão de 9h é necessária para permitir que a interpolação temporal das observações não sinóticas sejam assimiladas em uma janela de tempo de análise de 6h, ou seja, a interpolação temporal do “background” é realizada entre 3, 6 e 9h de previsão que cobrem a janela de dados de 6h centrada no tempo de análise. As análises são então usadas como condição inicial para as previsões subsequentes e o ciclo continua.

O vetor de controle, usado na minimização da função custo do G3DVAR, possui as seguintes componentes: função de corrente, velocidade potencial não balanceada, temperatura não balanceada, pressão à superfície não balanceada, umidade relativa normalizada, razão de mistura do ozônio e total de água de nuvem condensada.

É necessário que a condição inicial tenha uma relação adequada de balanço massa-vento de modo a minimizar a quantidade de “spinup” ou o tempo de “spindown” do modelo de previsão. A função de corrente é usada como variável de controle de análise para maximizar a eficiência (KLEIST, 2009).

O G3DVAR usa como variável de controle para a umidade, a umidade relativa normalizada pois ela permite um acoplamento multivariado dos incrementos de umidade, temperatura e pressão (KLEIST, 2009).

O G3DVAR resolve o problema de análise iterativamente, utilizando um algoritmo de minimização chamado de gradiente conjugado, em que a solução é pré-condicionada pela covariância dos erros de “background”. A versão do GSI implementada no G3DVAR utiliza no processo de minimização um loop com 100 iterações.

3.3 Dados utilizados na assimilação do G3DVAR

Para este trabalho de pesquisa foram usados dados convencionais e não convencionais do pacote PreBUFR (*Prepared Binary Universal Form for the Representation of meteorological data*) do NCEP, dados de GPS (Global Position System) e de radiância do pacote BUFR (*Binary Universal Form for the Representation of meteorological data*).

Encontram-se disponíveis nesses pacotes de dados diversos tipos de observações convencionais e não convencionais, tanto de superfície como de altitude. As observações de superfície são realizadas por estações meteorológicas, sensores instalados em boias oceânicas e a bordo de navios. As observações de altitude são provenientes de estações de radiossondagem e dropsonagens, balões piloto e sensores a bordo de aviões, perfiladores de vento, vetores de movimento atmosférico; pressão à superfície de estações terrestres. Os dados não convencionais incluirão dados de observação de radiância obtidos dos satélites NOAA-15,16,17,18,19; MetOp-A e Aqua. As observações convencionais são provenientes, em sua maioria, de estações terrestres. Sendo assim, apresentam uma distribuição espacial muito irregular, favorecendo as áreas continentais que possuem alta densidade de estações.

4 METODOLOGIA UTILIZADA NOS EXPERIMENTOS DE ASSIMILAÇÃO E NA AVALIAÇÃO DO IMPACTO

Nesta secção do trabalho de pesquisa será descrita a metodologia empregada para avaliar o impacto da variação dos parâmetros de injeção de umidade do G3DVAR sobre qualidade da análise de umidade. A metodologia empregada foi dividida em três etapas: caracterização da contribuição do modelo na geração de pontos com valores não físicos nos campos de umidade, caracterização da contribuição do processo de assimilação na produção de pontos com umidade negativa e supersaturada e a avaliação do emprego de termos de injeção de umidade na função custo com diferentes parâmetros.

4.1 Estratégia para ajustar o parâmetro de injeção de umidade

Considerando que os objetivos deste trabalho de pesquisa foram o diagnóstico da análise de umidade, através da caracterização da frequência e extensão espacial dos valores de umidade não realística e a verificação do impacto que esse ajuste causa na análise de umidade, foram executadas as seguintes etapas de caracterização durante a realização do trabalho:

- a) Inicialmente, foi realizada uma avaliação diagnóstica dos campos de umidade do modelo no que diz respeito aos valores não físicos (umidade negativa e supersaturação). Essa avaliação buscou determinar a contribuição do modelo no processo de geração desses valores;
- b) Em seguida, num processo semelhante ao realizado na primeira etapa, foi avaliada a contribuição do ciclo de assimilação sem a injeção de umidade. Buscou-se compreender nessa etapa como a quantidade de soluções não físicas era afetada pela realização da assimilação;

- c) Na terceira etapa do estudo, realizou-se uma avaliação da eficiência da injeção da umidade para minimizar a influência do ciclo de assimilação na geração desses pontos não físicos e também definir qual é o valor mais adequado para o caso do G3DVAR.

Em todas essas fases foram realizadas avaliações da qualidade das análises em relação à valores observados bem como avaliação comparativa entre as análises geradas nas demais etapas. Para bem caracterizar o campo de umidade do modelo pela integração do mesmo no tempo foi levado em consideração não somente a frequência dos pontos com umidade negativa e supersaturada, mas também a extensão de áreas com agrupamento de pontos com essa característica. Essa forma de caracterização objetivou isolar padrões de comportamento do campo de umidade do modelo quando ele gera resultados não físicos.

4.2 Experimentos realizados

Para a realização do presente trabalho foram realizados cinco experimentos para o mês de junho de 2014. Os experimentos compuseram-se de diferentes rodadas assim denominadas:

- a) “MOD”, realizada na etapa de caracterização dos campos de umidade. Esse experimento constituiu-se de uma rodada de 15 dias do modelo global sem a assimilação de dados, utilizando como condição inicial uma análise do NCEP. Essa rodada foi realizada independente do ciclo de assimilação;
- b) “CTL”, realizada na segunda etapa para avaliar a contribuição do ciclo de assimilação para a geração de resultados não físicos nos campos de umidade do modelo. Esse experimento foi realizado para o mesmo período da rodada da primeira etapa, nele o ciclo de assimilação de 6 horas foi acionado e todas as fontes de dados habitualmente utilizadas

na operação foram utilizadas. A injeção de umidade foi desligada nessa rodada (termo de injeção configurado para valores nulos);

- c) “Exp1”, realizada na terceira etapa, este experimento foi semelhante ao experimento da segunda etapa, no entanto, a injeção de umidade foi acionada, fracamente, com os parâmetros iguais aos usados na rodada habitual do G3DVAR ($factmin = 0,005$ e $fatmax = 0,95$). As análises geradas em comparação com os resultados obtidos na segunda etapa permitiram avaliar o papel da injeção em minimizar a influência da assimilação cíclica na qualidade da análise de umidade;
- d) “Exp2”, realizada na terceira etapa, este experimento também foi semelhante ao experimento realizado na segunda etapa. A injeção de umidade foi acionada com os parâmetros ajustados para $factmin = 1$ e $fatmax = 3$;
- e) “Exp3”, neste experimento, semelhante aos outros experimentos com assimilação de dados da terceira etapa, a injeção de umidade foi acionada com parâmetros de injeção ajustados para $factmin = 10$ e $factmax = 10$.

O período de tempo escolhido para a integração do modelo global baseia-se na premissa de que até quinze dias a previsão numérica de tempo pode ser considerada e que o modelo rodado no modo de tempo não tenha problemas de instabilidade numérica e venha a dar problemas na integração longa sem o ciclo de assimilação.

4.3 Análise empregada na avaliação dos dados

Para bem caracterizar as respostas dos experimentos em cada fase apontada neste estudo, foram elaborados gráficos com os totais de pontos de grade com valores não físicos (umidade negativa e umidade supersaturada) nos horários sinóticos principais das 00Z, 06Z, 12Z e 18Z. Essa caracterização buscou isolar os padrões de comportamento dessas soluções não físicas nos experimentos,

tornando possível a identificação dos períodos em que o ajuste dos parâmetros de injeção de umidade reduziu a quantidade de pontos com essas características.

Para a avaliação da distribuição dos valores não físicos no perfil vertical foram elaborados gráficos com as médias por nível de pressão ao longo do período em que foram executados os experimentos anteriormente elencados. Através dessa análise foi possível identificar os níveis em que essas soluções estão mais presentes e também identificar como o ajuste dos parâmetros de injeção influencia o perfil vertical dessas soluções.

Para se caracterizar a distribuição espacial dos pontos com valores não físicos foram elaborados mapas das análises de umidade e mapas de umidade do modelo. Essa distribuição espacial permitiu compreender como essas soluções se comportam ao longo do período de integração.

A avaliação da qualidade da análise de umidade foi verificada através da elaboração de gráficos contendo o a raiz do erro médio quadrático de O-B (observação menos “background”) e de O-A (observação menos análise) ao longo do período de integração.

5 AVALIAÇÃO DO IMPACTO DO AJUSTE DA INJUNÇÃO DE UMIDADE DO G3DVAR

Este capítulo destina-se a apresentação dos resultados dos experimentos realizados, cujo objetivo principal foi de avaliar o impacto do ajuste dos parâmetros da injunção de umidade na qualidade da análise de umidade gerada pelo G3DVAR, em operação no CPTEC. A apresentação dos resultados foi dividida em três partes. A primeira parte destinou-se a apresentação dos resultados comparativos que buscaram identificar a melhor resposta à inclusão da injunção de umidade na assimilação de dados e a contribuição do modelo global em cada um dos seguintes experimentos: experimento em que o modelo global foi executado sem ciclo de assimilação (MOD); experimento em que a assimilação de dados foi executada, mas a injunção estava desligada (CTL); experimento com assimilação de dados e injunção de umidade (Exp1, Exp2 e Exp3). Na segunda parte são apresentados os resultados da distribuição espacial dos pontos de grade do modelo e análise com valores não físicos. Na terceira parte são confrontados os valores do r.m.s de O-B (observação menos “background”) e de O-A (observação menos análise) dos experimentos CTL, Exp1, Exp2 e Exp3.

5.1 Resultado dos experimentos

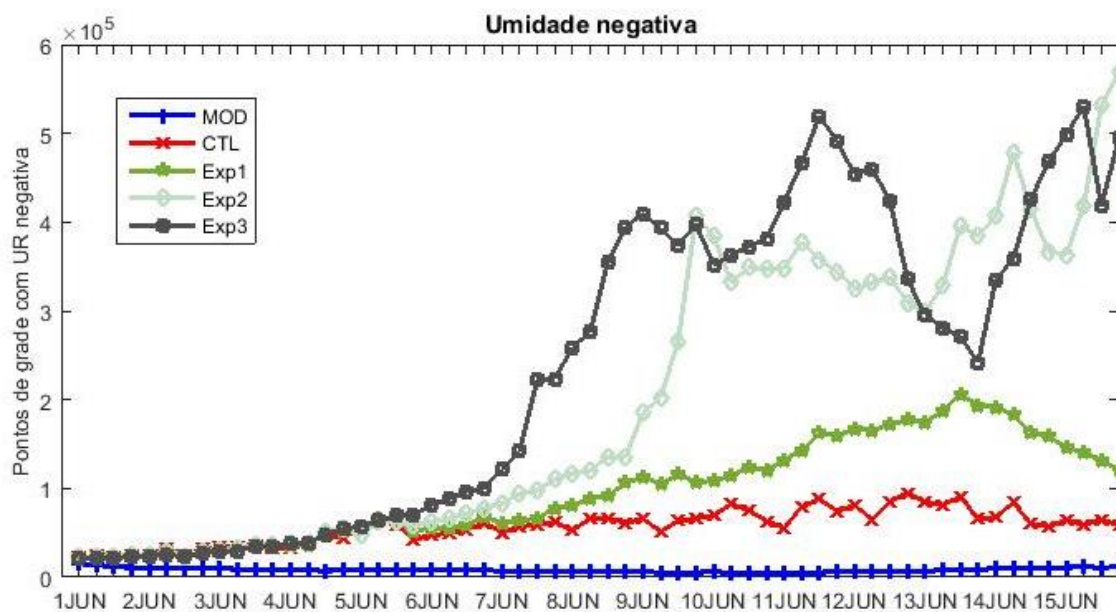
A figura 5.1 (a) e (b) apresenta respectivamente o número de pontos de grade com umidade negativa e o número de pontos de grade com umidade supersaturada, nos horários sinóticos principais (00Z, 06Z, 12Z e 18Z) entre os dias 01 e 15 de junho de 2014 para as simulações numéricas com e sem ciclo de assimilação. Estão indicadas nessa figura as curvas referentes aos seguintes experimentos: experimento sem assimilação em que se buscou verificar a contribuição do modelo na geração de soluções não físicas (na legenda, experimento MOD); experimento com assimilação de dados, mas sem inclusão de termos de injunção de umidade (na legenda, experimento CTL); experimento

com assimilação, incluindo-se os termos de injunção com parâmetros ajustados para $factmin = 0,005$ e $factmax = 0,95$ (na legenda, Exp1); experimento com assimilação, incluindo-se termos de injunção com parâmetros ajustados para $factmin = 1$ e $factmax = 3$ (na legenda, Exp2); experimento com assimilação, incluindo-se termos de injunção com parâmetros ajustados para $factmin = 10$ e $factmax = 10$ (na legenda, Exp3).

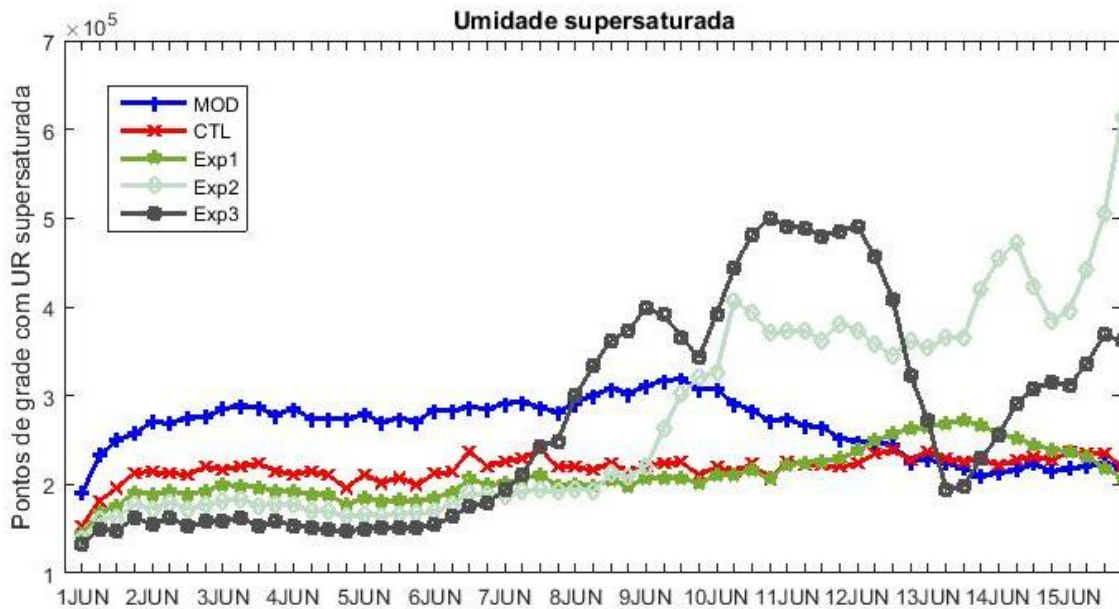
Os resultados mostraram que com relação a umidade negativa (fig. 5.1(a)) apenas o modelo sendo integrado no tempo sem passar pelo processo de assimilação de dados, o número de pontos de grade é pequeno mesmo depois de 15 dias de integração. A versão com a assimilação de dados, sem utilizar a injunção de umidade, apresenta um aumento no número de pontos com umidade negativa, com valores significativamente maiores que somente o modelo sendo integrado. Nessa comparação, resta identificar qual é a parcela da interface para o aumento desses casos não físicos e qual é parcela do processo de assimilação. Para isso seria necessário um outro experimento onde nenhuma observação seria assimilada, e esse comparado com os demais para identificar problemas na interface do modelo com o sistema de assimilação.

Nos experimentos em que se empregou valores nos parâmetros de injunção da umidade observou-se que quanto maior os valores, maior o número de pontos com umidade negativa, principalmente após o quinto dia de integração do modelo. Depois desse dia os valores cresceram significativamente, sendo esse crescimento diretamente relacionado com os valores dos parâmetros de injunção da umidade. A versão em que se utilizou os valores dos parâmetros da injunção de umidade utilizados operacionalmente foi a que apresentou melhores resultados, mas ainda sendo inferior a versão em que a injunção de umidade não foi aplicada. Em uma análise inicial observa-se que para a umidade negativa, a injunção de umidade não apresenta resultados que indiquem que a mesma tenha atingido sua função e deva ser explorada no G3DVAR.

Figura 5.1 - Total de soluções não físicas por horário sinótico principal (00Z, 06Z,12Z e 18Z) entre os dias 01 e 15 de junho de 2014.



a) Número de pontos de grade com umidade negativa.
 Fonte: Produção do autor.



b) Número de pontos de grade com umidade supersaturada.
 Fonte: Produção do autor.

Na análise dos resultados no que se refere à umidade supersaturada (fig. 5.1(b)) a rodada onde apenas o modelo foi usado sem passar pelo ciclo de assimilação apresentou valores desde os primeiros dias de integração atingindo um máximo em 10 dias e após isso apresentou uma tendência de queda no número de casos supersaturados. A versão com a assimilação, mas sem explorar a injeção de umidade, apresentou valores menores que a versão sem assimilação em todo o período avaliado. Como já discutido na análise sobre os pontos com umidade negativa, um experimento sem inclusão de observações na assimilação também falta nessa análise para identificar a parcela da interface entre o modelo e a assimilação na geração desses casos não físicos.

Para a avaliação dos casos onde a injeção de umidade foi explorada, foi possível observar que a versão com os valores dos parâmetros usados na operação foi a que apresentou os melhores resultados, principalmente no início do período avaliado (antes do dia 07), tendo uma ligeira ampliação dos valores supersaturados próximo do dia 13, embora observa-se que no final do período os valores tendem a ser os mesmos para os três experimentos mencionados nessa análise. Com relação aos demais experimentos, observa-se que o aumento dos parâmetros de injeção de umidade apresenta claramente um ganho significativo no período inicial da avaliação, mas após o dia 7 os valores com umidade supersaturada aumentam expressivamente, com elevação diretamente associada aos valores utilizados. Em síntese, nesses resultados apresentados, pode-se afirmar que os parâmetros de injeção para a umidade supersaturada no G3DVAR cumprem sua função diminuindo o número de casos com esses valores não físicos. Além disso, cabe salientar que os valores utilizados atualmente nas rodadas convencionais do G3DVAR são os valores mais apropriados e não devem ser aumentados.

5.2 Análise do perfil vertical médio das soluções não físicas na análise de umidade.

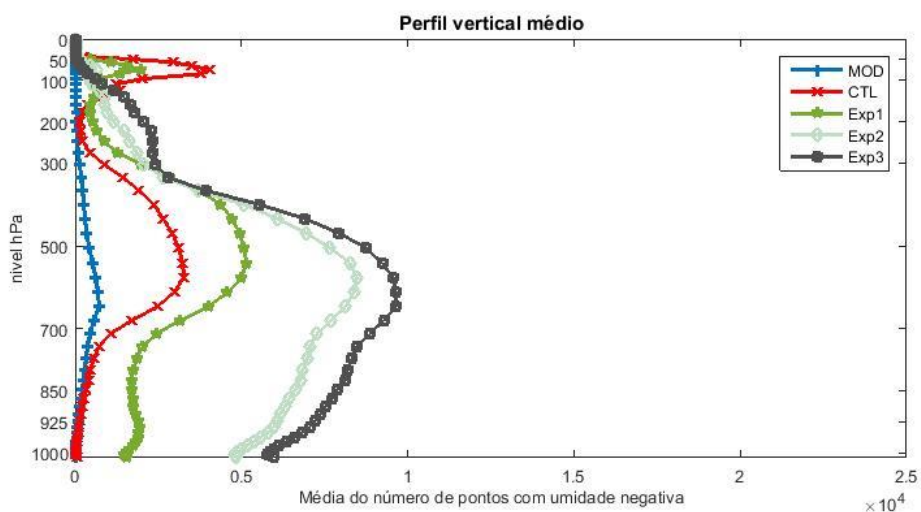
A figura 5.2 mostra o perfil vertical médio (o valor médio de todos os dias do período e para todos os pontos do campo global) para a umidade negativa (fig. 5.2 (a)) e umidade supersaturada (fig. 5.2 (b)). O eixo das abscissas marca a média ao longo do período de integração do número de pontos de grade com valores não físicos por nível de pressão, usada para caracterizar a quantidade dessas soluções. O eixo das ordenadas indica os níveis de pressão em hPa.

Em relação ao perfil vertical da umidade negativa (fig. 5.2 (a)) pode-se observar que essas soluções são encontradas em todos os níveis da atmosfera simulada pelo modelo numérico. Observou-se que o experimento de controle (na legenda, CTL) apresentou nos baixos níveis da atmosfera comportamento similar ao comportamento apresentado no experimento sem assimilação (na legenda, MOD), ou seja, poucos pontos com umidade negativa nos baixos níveis. Os experimentos Exp1, Exp2 e Exp3 aumentaram a quantidade de pontos com umidade negativa nos baixos níveis da atmosfera na ordem do aumento dos parâmetros da injeção de umidade. Percebeu-se também que entre os experimentos com assimilação de dados que houve acúmulo de pontos com umidade negativa nos médios níveis. Houve também outra região de acúmulo de pontos com umidade negativa nos altos níveis da atmosfera. Nesse segundo pico de pontos com umidade negativa, quanto maior o valor numérico dos parâmetros, menor a quantidade de pontos com valores negativos de umidade.

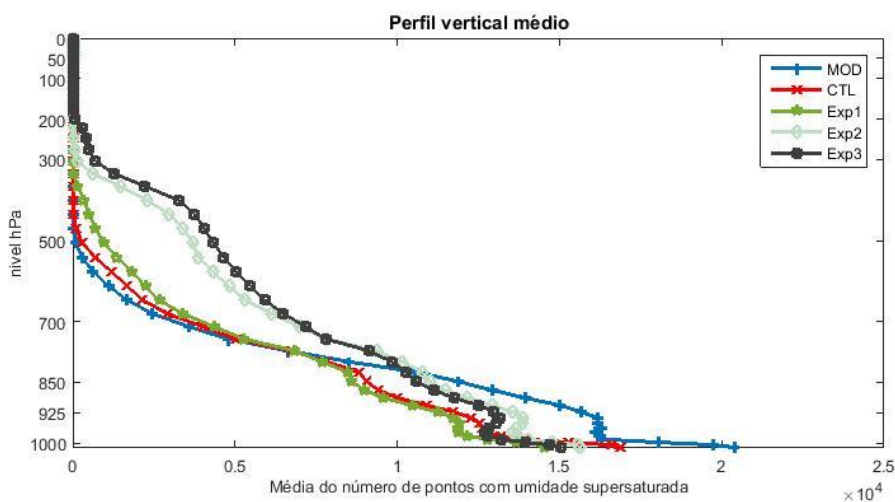
Em relação à umidade supersaturada (fig. 5.2 (b)) observou-se que a contribuição do modelo é bastante significativa nos baixos níveis e supera a contribuição dos experimentos com assimilação, sendo superado pelos experimentos com assimilação somente próximo a 700hPa. Percebeu-se também que nos baixos níveis a os experimentos com valores baixos dos parâmetros tem comportamento bastante similar (CTL e Exp1). Também pode-se destacar que os experimentos Exp2 e Exp3 possuem comportamento similar

nos baixos níveis. Diferentemente da umidade negativa, pontos com valores de umidade acima do valor de saturação somente foram encontrados até 200 hPa.

Figura 5.2 - Perfil vertical médio do número de pontos de grade com soluções não físicas.



a) Perfil vertical médio da umidade negativa.
Fonte: Produção do autor.

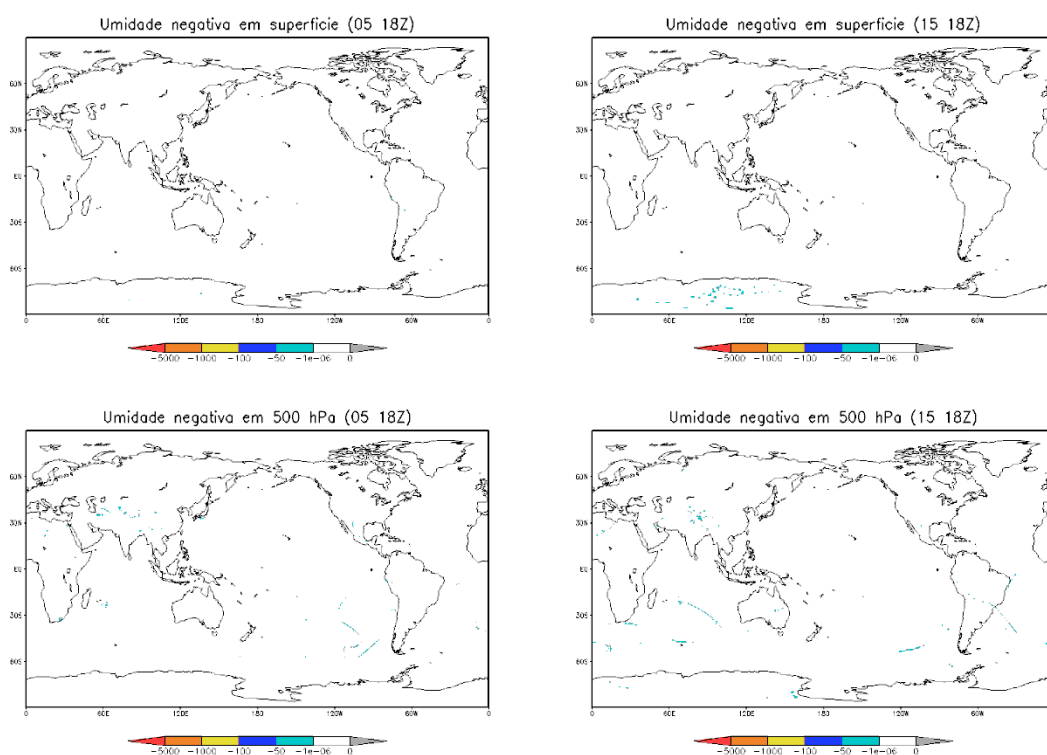


b) Perfil vertical médio da umidade supersaturada.
Fonte: Produção do autor.

5.3 Análise da distribuição espacial dos valores não físicos

A análise visual e subjetiva dos mapas da previsão e análises da variável de umidade abaixo permitiu comparar a distribuição espacial das soluções não físicas entre os experimentos realizados. A figura 5.3 abaixo mostra a disposição espacial dos pontos de grade com umidade negativa nos dias 05 e 15 de junho no horário das 18Z à superfície e em 500 hPa para o experimento sem assimilação de dados (na legenda, MOD). Essa sequência temporal permitiu identificar que os processos geradores de umidade negativa no modelo atribuem valores negativos dentro do período de balanço do modelo nas altas latitudes do hemisfério sul nos baixos níveis, enquanto que em médios níveis a distribuição espacial se desenvolve em latitudes mais baixas, sobre continentes e oceanos.

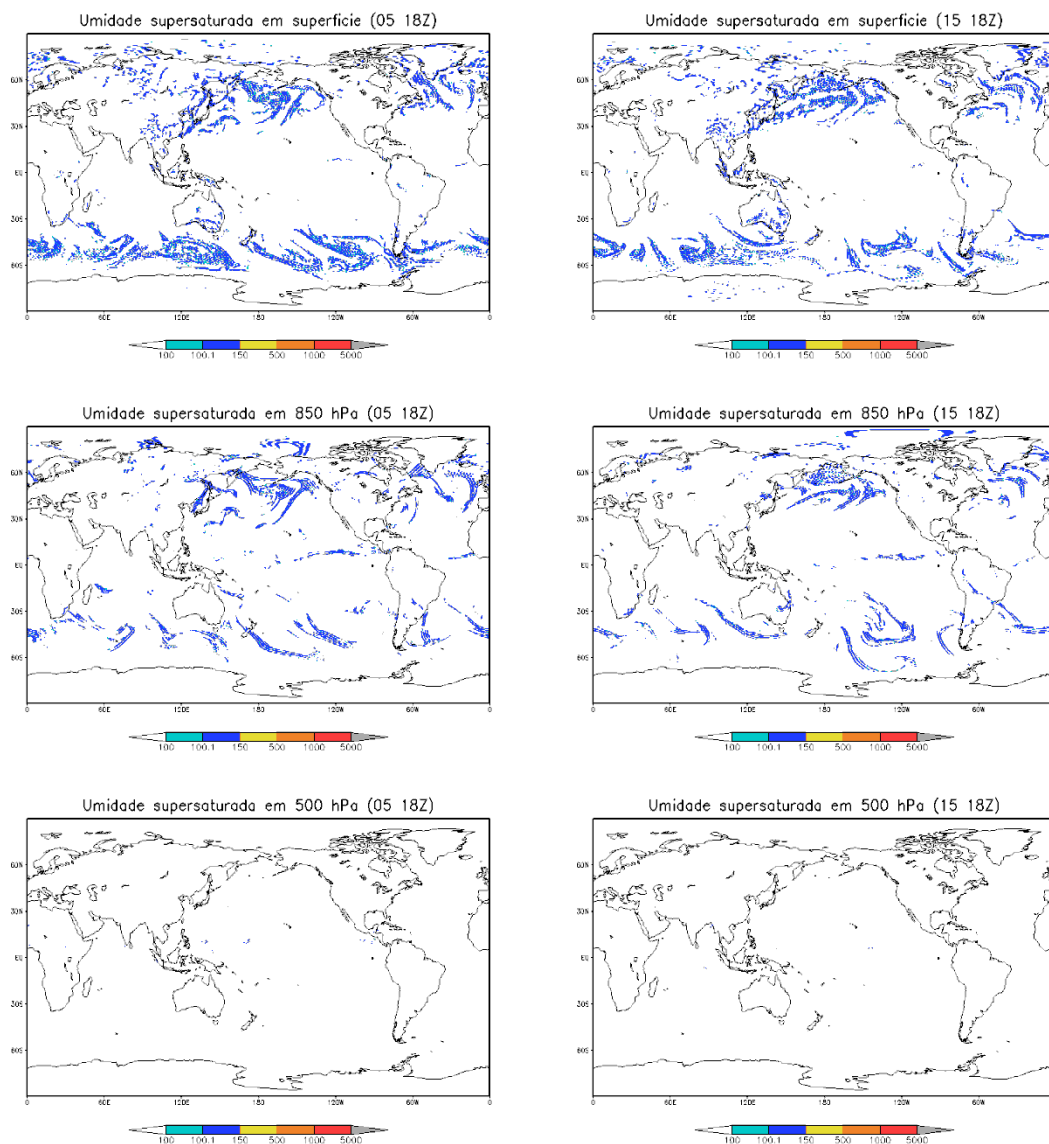
Figura 5.3 – Campos de umidade do modelo com pontos de grade com umidade negativa no experimento MOD.



Fonte: Produção do autor.

Já em relação a umidade supersaturada no experimento sem assimilação (fig. 5.4), observou-se que sua distribuição espacial está concentrada principalmente sobre as faixas entre 30° e 60° sul e entre 30° e 60° norte, tanto em superfície quanto em 850 hPa. Em superfície, no final do período de integração, sobre a região sobre o continente antártico aparecem pontos de grade com essas soluções. No nível de 500 hPa, ao longo de toda a integração, aparecem poucos pontos de grade com umidade supersaturada. Similarmente ao que foi visto na seção 5.1, o número dessas soluções em todo o domínio é maior que o número de pontos com essas características nos experimentos com ciclo de assimilação nos primeiros dias de integração, sendo superado somente pelo experimento Exp2 e Exp3 a partir do oitavo dia de integração.

Figura 5.4 – Campos de umidade do modelo com pontos de grade com umidade supersaturada no experimento MOD.

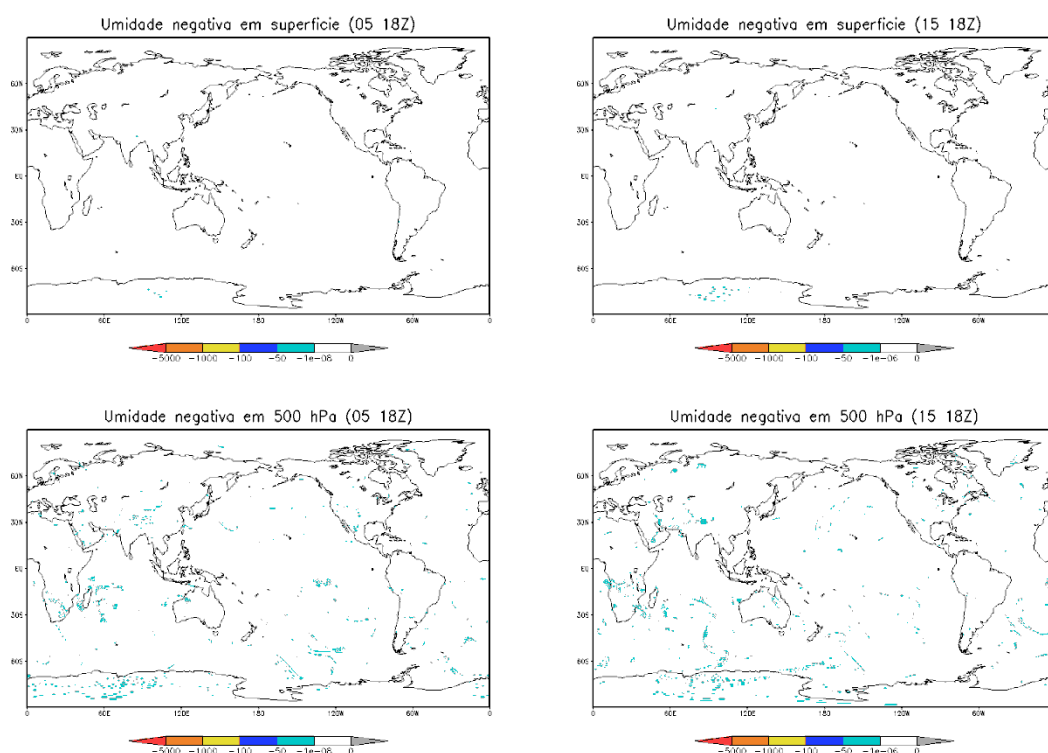


Fonte: Produção do autor.

A figura 5.5 apresenta o padrão de distribuição espacial da umidade negativa no experimento com assimilação de dados, mas sem termos de injeção (na legenda, CTL). Nessa sequência de análises entre os dias 05 e 15 no horário das 18Z, observou-se que a distribuição espacial dessas soluções manteve-se concentrada nas altas latitudes do hemisfério sul à superfície, mas em médios

níveis essas soluções não físicas distribuem-se por todo o domínio de integração. Ao longo do período avaliado houve aumento do número de pontos do domínio com umidade negativa tanto em baixos níveis quanto em médios níveis.

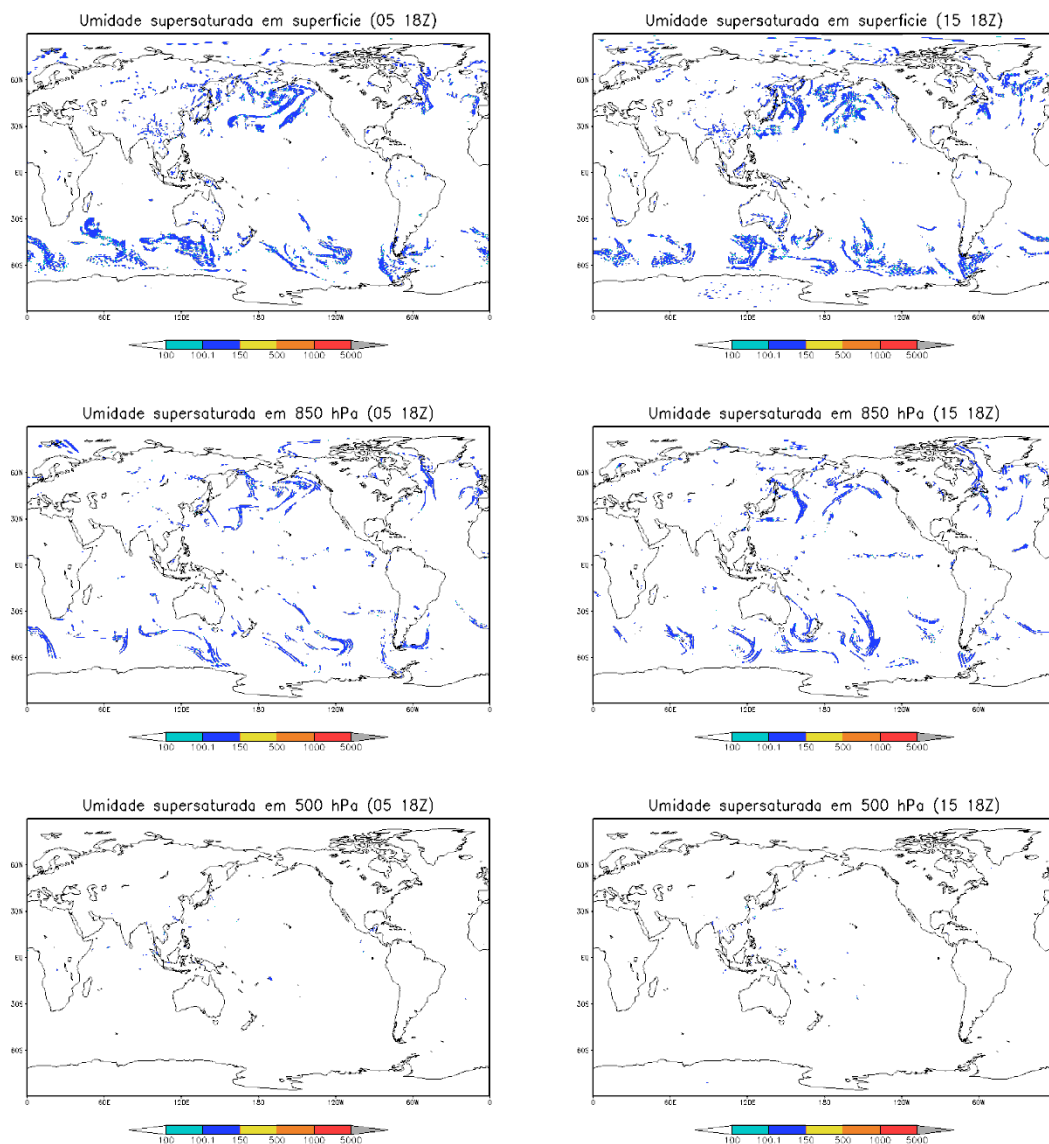
Figura 5.5 - Análise do G3DVAR com pontos de grade com umidade negativa no experimento CTL.



Fonte: Produção do autor.

Em relação a umidade supersaturada no experimento controle (fig. 5.6) observou-se que ela apresenta padrão de distribuição espacial similar ao experimento em que somente o modelo foi executado (na legenda, MOD).

Figura 5.6 - Análise do G3DVAR com pontos de grade com umidade supersaturada no experimento CTL.

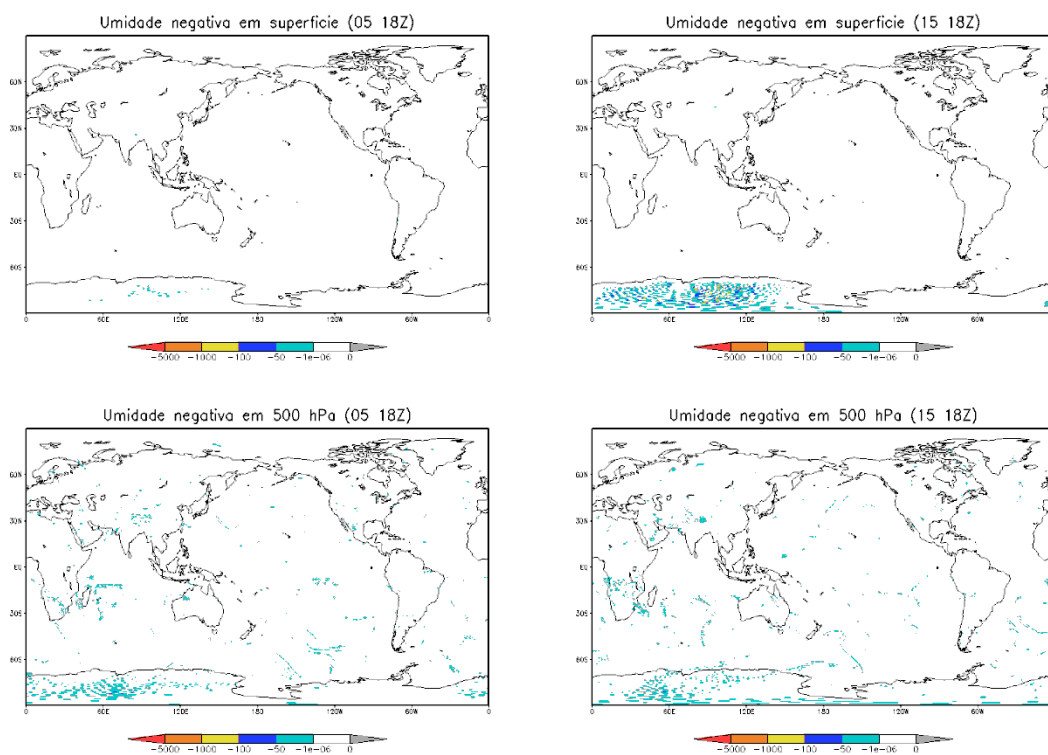


Fonte: Produção do autor.

A figura 5.7 mostra a sequência temporal das análises com umidade negativa para o experimento Exp1. Os valores dos parâmetros de injeção são os utilizados no G3DVAR em operação no CPTEC. Observou-se que dentro do período estudado, a área ocupada por esses pontos de grade com umidade negativa se amplificou tanto em superfície quanto em médios níveis em relação

a área ocupada por essas soluções nos experimentos MOD e CTL sobre o continente antártico. Dentro do período de integração, em baixos níveis, essas soluções concentraram-se nas altas latitudes do hemisfério sul, similarmente ao observado nos experimentos MOD e CTL. Em médios níveis, também houve concentração dessas soluções sobre as altas latitudes do hemisfério sul. Observou-se, também, que a magnitude do erro foi aumentada com o tempo de integração.

Figura 5.7 - Análise do G3DVAR com pontos de grade com umidade negativa no experimento Exp1.

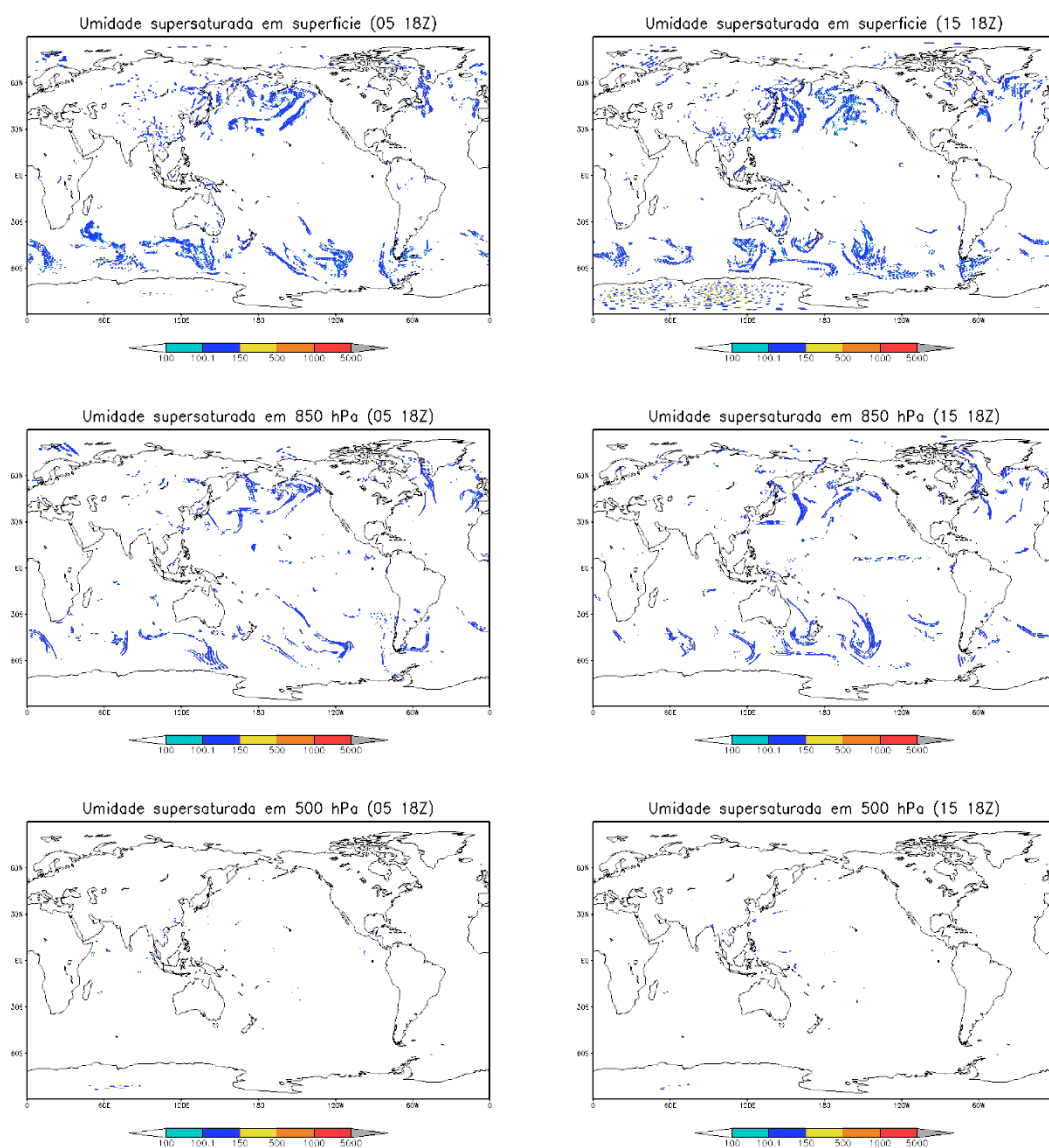


Fonte: Produção do autor.

Em relação a umidade supersaturada no experimento Exp1 (fig. 5.8), observou-se que a distribuição espacial dessas soluções sobre o domínio de integração foi similar aos outros experimentos já apresentados, no entanto, houve concentração de pontos de grade com essas soluções, em superfície, sobre o continente antártico no final do período de integração. Essa área de

concentração de pontos com umidade supersaturada no Exp1 é a mesma área em que houve concentração de pontos com umidade negativa para o mesmo experimento. Isso sugere que o acúmulo do erro sobre as altas latitudes do hemisfério sul é similar para a umidade negativa e para a umidade supersaturada.

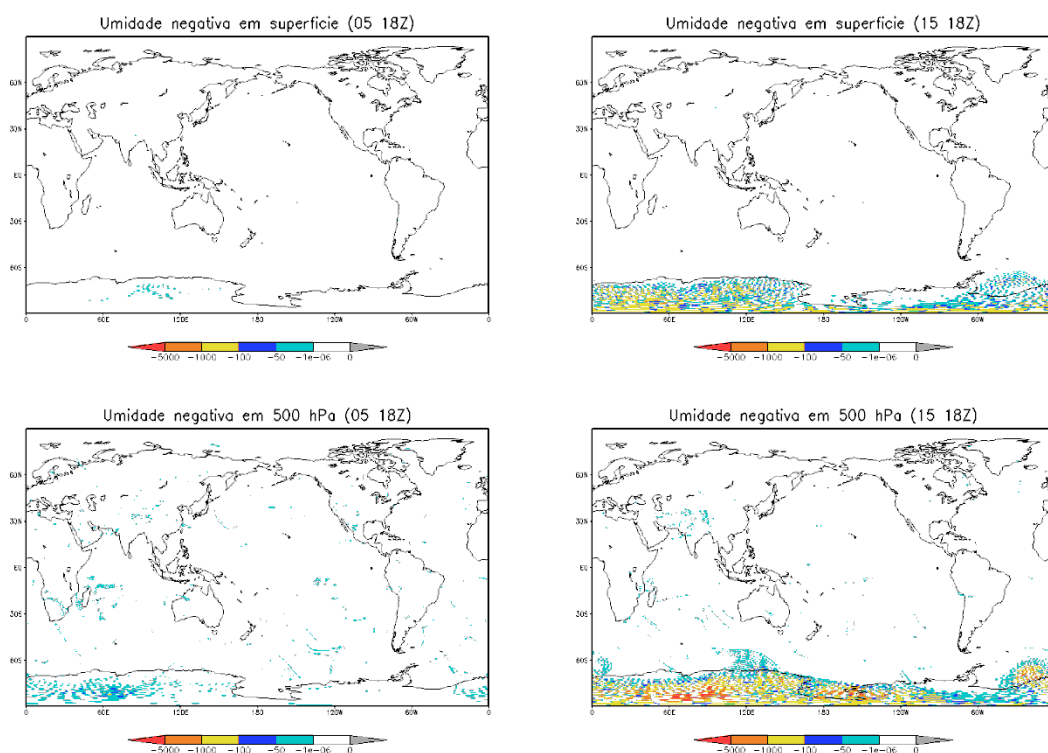
Figura 5.8 – Análise do G3DVAR com pontos de grade com umidade supersaturada no experimento Exp1.



Fonte: Produção do autor.

A distribuição espacial da umidade negativa no experimento Exp2 (fig. 5.9) é similar ao comportamento observado no Exp1 em relação ao gradativo aumento dessas soluções sobre o continente antártico tanto em baixos quanto em médios níveis. No entanto, há diferença significativa: na análise das 18Z do dia 15, há uma região de pontos de grade com umidade negativa em latitudes mais baixas que as observadas nas outras simulações já apresentadas (MOD e Exp1). Isso sugere que o aumento do erro irá se propagar para outras regiões do domínio. Também foi observado que a magnitude do erro se amplificou mais rapidamente neste experimento.

Figura 5.9 – Análise do G3DVAR com pontos de grade com umidade negativa no experimento Exp2.

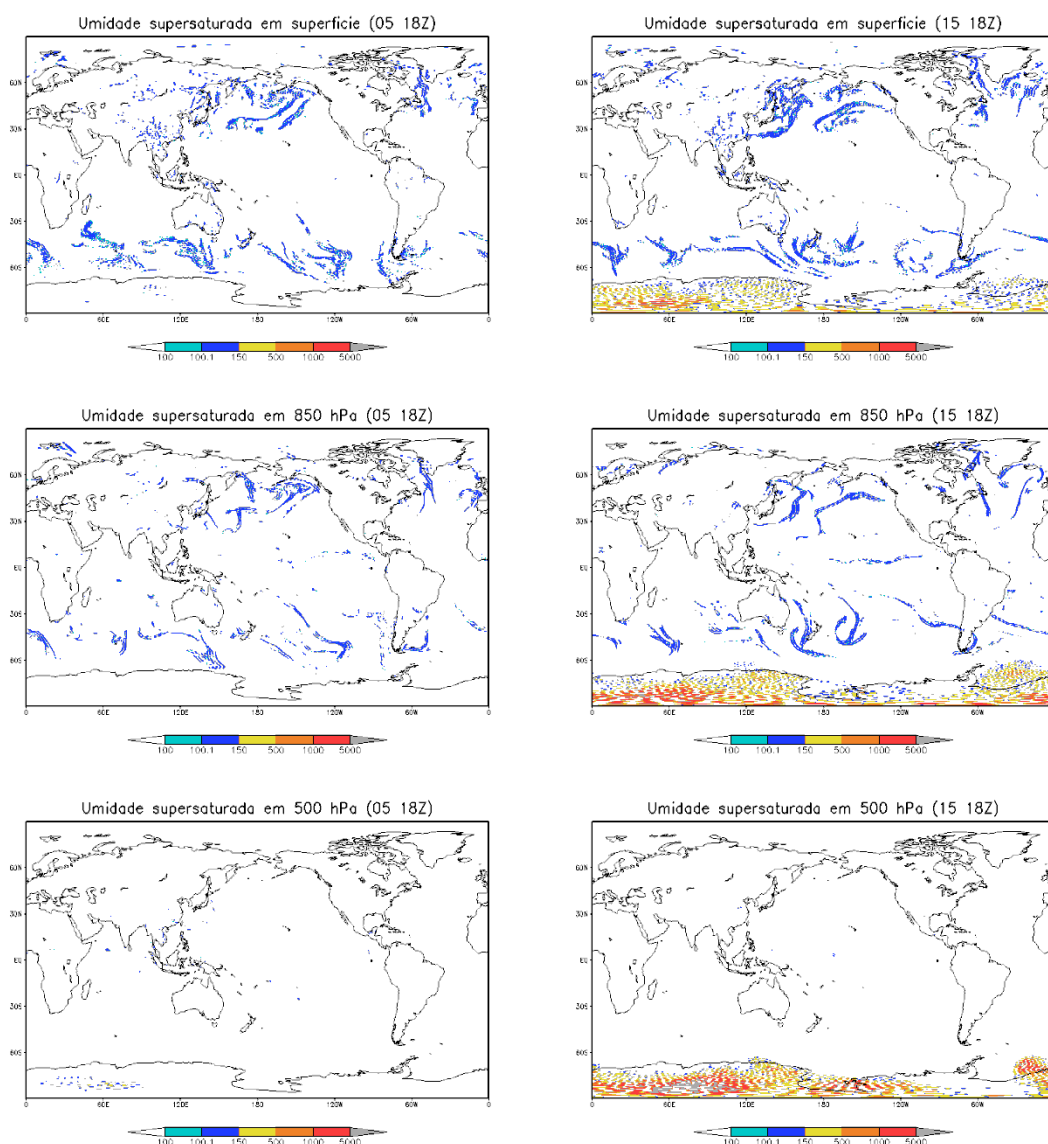


Fonte: Produção do autor.

Em relação à umidade supersaturada no experimento Exp2 (fig. 5.10) observou-se comportamento similar ao Exp1, ou seja, a área de concentração de pontos

com umidade supersaturada no Exp2 é a mesma área em que houve concentração de pontos com umidade negativa para o mesmo experimento. Corroborando a ideia de que o acúmulo do erro sobre as altas latitudes do hemisfério sul é similar para a umidade negativa e para a umidade supersaturada.

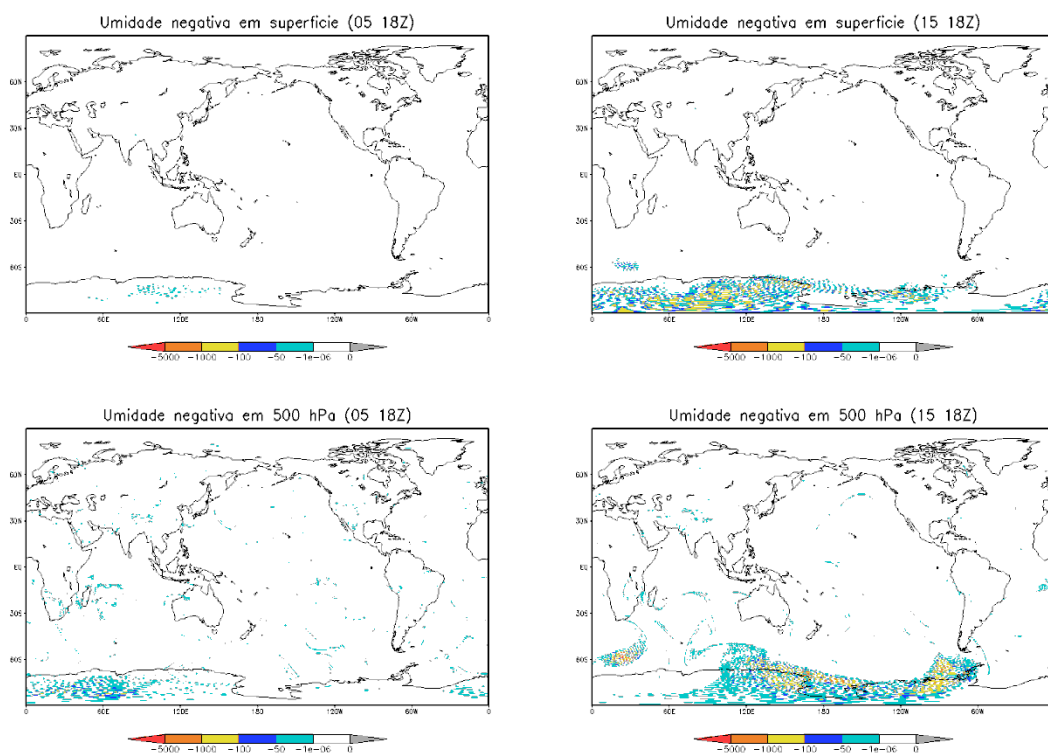
Figura 5.10 – Análise do G3DVAR com pontos de grade com umidade supersaturada no experimento Exp2.



Fonte: Produção do autor.

A avaliação da evolução espacial e temporal da umidade negativa nas análises produzidas no experimento Exp3 (fig. 5.11) apontou o mesmo padrão apresentado no experimento Exp2: aumento da área ocupada por essas soluções e a ocupação de áreas em latitudes mais baixas. Isso sugere que, com o aumento do valor numérico dos parâmetros da injeção de umidade, essas soluções tem a tendência de ocupar latitudes mais baixas mais rapidamente que quando a injeção está desligada (experimento CTL). Isso também sugere que quanto maior o valor numérico dos parâmetros de injeção usados, mais rapidamente a assimilação de dados nas baixas latitudes, irá perder sua qualidade.

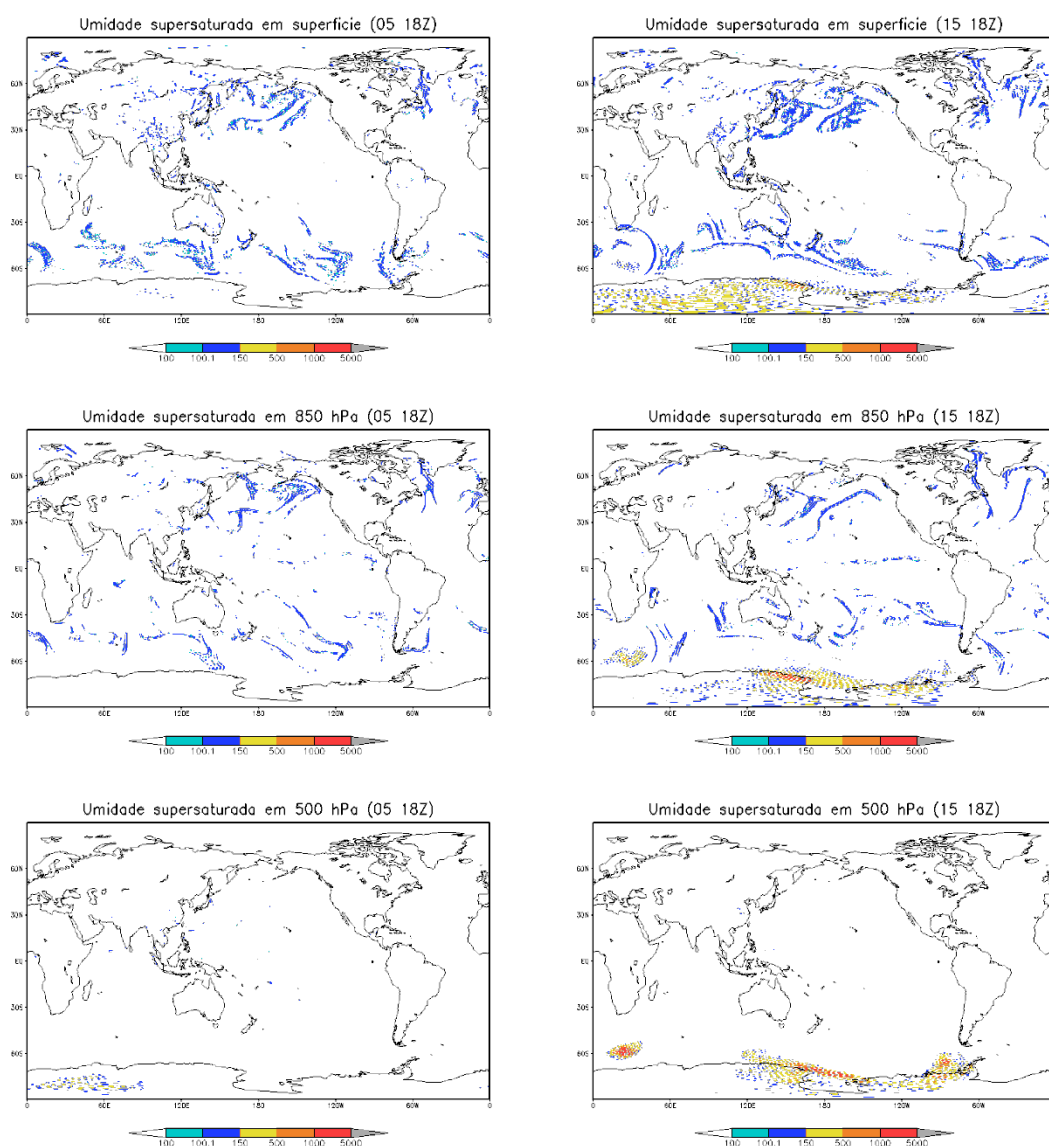
Figura 5.11 – Análise do G3DVAR com pontos de grade com umidade negativa no experimento Exp3.



Fonte: Produção do autor.

A avaliação da distribuição espacial da umidade supersaturada no experimento Exp3 possui as mesmas características já apresentadas, ou seja, há acúmulo de umidade supersaturada nas mesmas regiões em que há acúmulo de umidade negativa.

Figura 5.12 – Análise do G3DVAR com pontos de grade com umidade supersaturada no experimento Exp3.



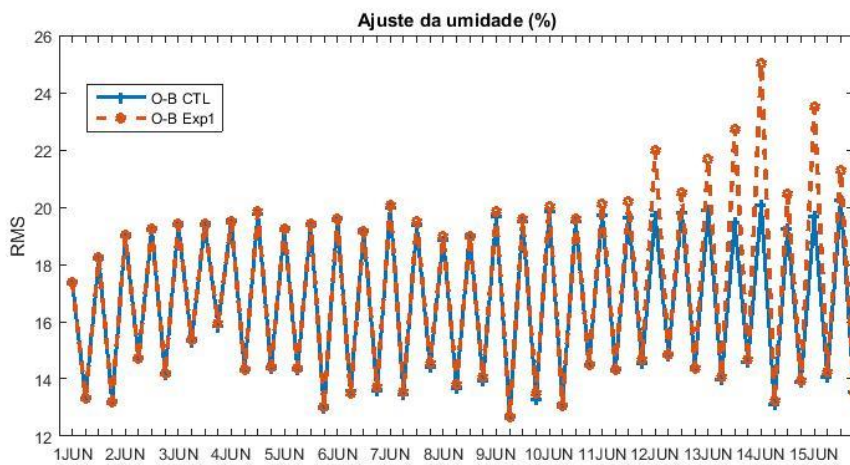
Fonte: Produção do autor.

5.4 Análise da influência do ajuste dos parâmetros da injeção de umidade sobre o ajuste da análise às observações.

A figura 5.13 apresenta a raiz do erro médio quadrático (r.m.s) da observação menos “background” (O-B) e a raiz do erro médio quadrático da observação menos análise (O-A) no período de realização dos experimentos CTL e Exp1 para o ajuste da análise de umidade às observações. A medida do r.m.s de O-B é contabilizada antes do processo de minimização. Enquanto que a medida do r.m.s de O-A é contabilizada ao final desse processo. O objetivo da assimilação de dados é que ao final do processo de minimização a medida de distância entre as observações e a análise (r.m.s de O-A) seja menor que a distância inicial entre as observações e o “background” (r.m.s de O-B). Observou-se, através da comparação entre o r.m.s de O-B dos experimentos CTL e Exp1 (fig. 5.13) e o r.m.s de O-A desses mesmos experimentos já citados (fig. 5.14), que esse comportamento esperado ocorreu no experimento controle (na legenda, CTL) e também para o experimento Exp1. A redução do r.m.s de O-A e relação ao r.m.s de O-B foi de 20% ao longo de todo o período de integração para os dois experimentos.

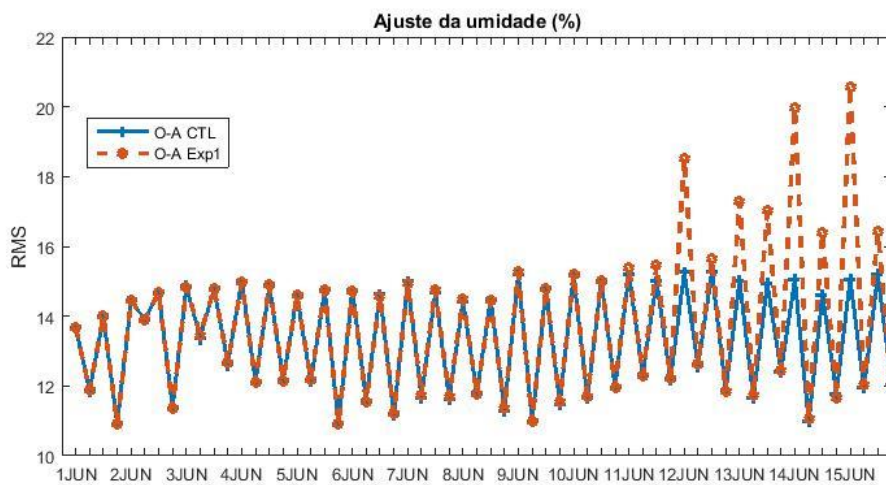
Ao final do período de integração o Exp1 apresentou discreta mudança nesse comportamento. Houve discreto aumento do r.m.s de O-B e aumento do r.m.s de O-A do Exp1. Destaca-se que essa mudança no padrão de comportamento do Exp1 ocorreu no mesmo período em que houve maior número de pontos com valores não físicos em relação ao experimento de CTL (fig. 5.1 (a) e (b)).

Figura 5.13 - RMS da observação menos “background” (O-B) para os experimentos CTL e Exp1.



Fonte: Produção do autor.

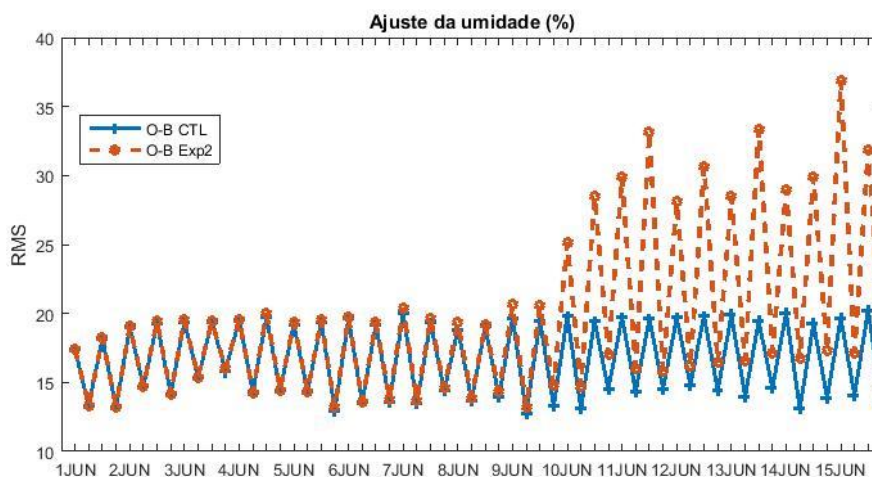
Figura 5.14 – RMS de observação menos análise (O-A) para os experimentos CTL e Exp1.



Fonte: Produção do autor.

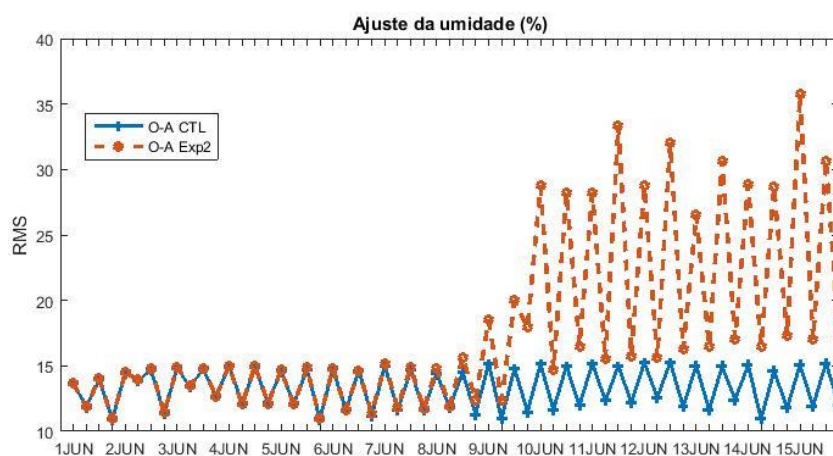
A comparação entre o RMS de O-B do experimento CTL e Exp2 (fig. 5.15) e do r.m.s de O-A do experimento CTL e Exp2 (fig. 5.16), mostrou que a redução do r.m.s de O-B (fig. 5.4.3) para O-A (fig. 5.16) foi a mesma nos dois experimentos até o dia 10, ou seja, em média 20%. A partir desse dia, o Exp2 apresentou aumento no r.m.s de O-B e no r.m.s de O-A. Nesse período a redução do r.m.s de O-A em relação ao r.m.s de O-B foi menor que 5%. Essa queda na redução do r.m.s indica que nesse período a qualidade da análise de umidade do Exp2 foi reduzida. O período em que houve queda na redução do r.m.s foi o mesmo em que no Exp2, houve aumento do número de pontos de grade com valores não físicos.

Figura 5.15 - RMS da observação menos “background” (O-B) para os experimentos CTL e Exp2.



Fonte: Produção do autor.

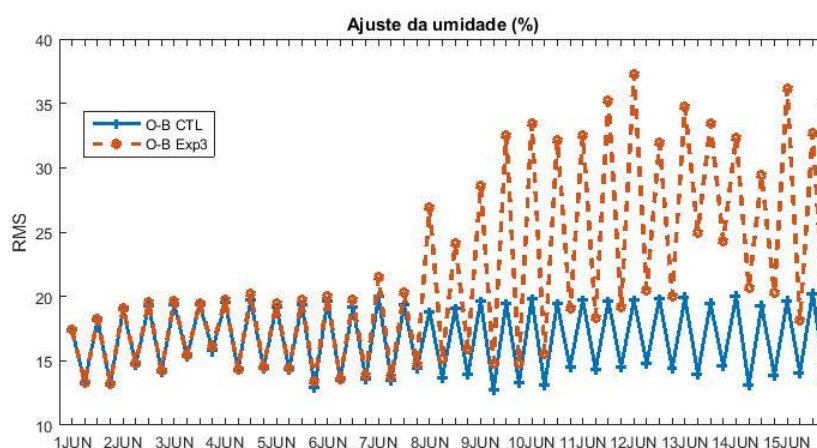
Figura 5.16 – RMS de observação menos análise (O-A) para os experimentos CTL e Exp2.



Fonte: Produção do autor.

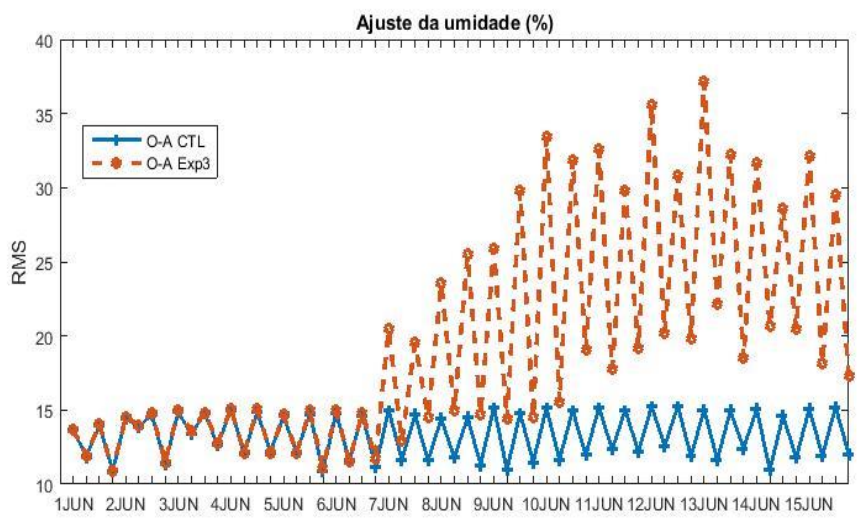
A avaliação das Figuras 5.17 e 5.18 mostra que no Exp3 a redução do r.m.s de O-A em relação ao r.m.s de O-B acompanhou a redução do experimento controle até o dia 08. A partir desse dia, houve aumento do rms de O-A e do r.m.s de O-B, ficando essas quantidades muito próximas numericamente. Esse comportamento fez com que a redução do r.m.s de O-A em relação à O-B diminuísse para valores abaixo de zero ou bastantes próximos a zero (menor que 1%).

Figura 5.17 - RMS da observação menos “background” (O-B) para os experimentos CTL e Exp3.



Fonte: Produção do autor.

Figura 5.18 - RMS de observação menos análise (O-A) para os experimentos CTL e Exp3.



Fonte: Produção do autor.

6 COMENTÁRIOS FINAIS, CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS FUTURAS

O problema das soluções não físicas presentes na análise de umidade e também nos campos de umidade do modelo é um problema multifatorial que tem suas componentes no modelo e na assimilação de dados. No modelo, processos como a advecção vertical de umidade e a transformação do espaço espectral em espaço em pontos de grade injetam esses valores na simulação da evolução temporal da atmosfera realizada pelo modelo numérico. Na assimilação variacional, o aumento do número de pontos com esses valores ocorre durante o processo de minimização da função custo em que se busca encontrar o vetor de estado que melhor represente as condições atuais da atmosfera.

Este trabalho de pesquisa buscou identificar a sensibilidade das soluções apresentadas pelo sistema G3DVAR à escolha dos valores dos parâmetros de injunção de umidade no processo de minimização para a obtenção da análise produzida pelo G3DVAR em uso no CPTEC.

De forma geral os objetivos foram atingidos, pois com esse estudo foi possível aprofundar a compreensão das implicações do uso da injunção de umidade como termo participante no processo de minimização da função custo para a obtenção da condição inicial, bem como seu impacto na qualidade da análise. A injunção usada como ferramenta de regulação dos campos de umidade, incluída na função custo durante o processo de minimização, é, conforme apontado no referencial bibliográfico, uma injunção fraca.

As injunções definem relações que mantem a forma de um objeto ou as propriedades que ele deve ter. No caso das injunções fracas, elas recebem esse adjetivo (fraco) para caracterizar a forma como essas injunções atuam. Na assimilação variacional de dados a injunção de umidade atua penalizando as soluções que apresentem valores não físicos de umidade (umidade negativa e supersaturada) em sua totalidade, através do balanceamento realizado pelos parâmetros de injunção ($factmin$ e $factmax$), e assim contribuem para a obtenção de uma solução mais aceitável.

6.1 Conclusões

A análise dos experimentos mostrou que as soluções do G3DVAR apresentam alta sensibilidade à escolha dos parâmetros da injeção de umidade no processo de minimização para a determinação da análise, de tal forma que valores elevados impactam negativamente na qualidade da análise final. Com relação aos tipos de casos de umidade não físicos dois pontos merecem destaque:

- a) A sensibilidade das soluções do G3DVAR, diante da escolha dos parâmetros da injeção de umidade, é maior para a umidade negativa do que para os casos de supersaturação;
- b) Para a umidade negativa, a injeção de umidade não apresentou resultados que indiquem que essa função deva ser explorada nessa versão do G3DVAR, enquanto que para a umidade supersaturada a injeção indicou benefícios positivos ao utilizar valores reduzidos, pois embora valores elevados apresentem resultados melhores no início do período avaliado, valores não físicos se amplificam em períodos com integração maior do modelo.

A análise da sensibilidade das soluções do G3DVAR em sua extensão vertical à escolha dos parâmetros da injeção de umidade apontou que no perfil da umidade negativa há pontos de grade com essas soluções em todos os níveis da atmosfera simulada e que o aumento do valor numérico dos parâmetros de injeção intensificou essa quantidade em todos os níveis. Com relação a umidade supersaturada, a extensão vertical dessas soluções indicou que a injeção de umidade demonstra bons resultados nos baixos níveis, mas apresenta sutis impactos negativos nos níveis médios.

Com relação a extensão horizontal dos valores não físicos nos campos de análise de umidade, foi possível identificar que valores mais altos dos parâmetros da injeção de umidade ampliam a área de ocorrência desses casos em direção as baixas latitudes mais rapidamente, ou seja, com menor tempo de

integração do modelo.

Em uma síntese dos resultados, é possível avaliar que o valor dos parâmetros normalmente utilizados pelos usuários do G3DVAR, para o caso da umidade supersaturada, é apropriado, e que o uso de valores maiores deve ser expressamente evitado. Mas, para o caso da umidade negativa, o valor nulo pode ser o mais adequado, uma vez que a injeção de umidade para esse tipo de solução não física não apresentou indicações de que ela funcione nessa versão do sistema.

6.2 Sugestões para trabalhos futuros

Propõe-se para continuidade deste trabalho que outros testes sejam realizados com os parâmetros de injeção de umidade com vistas a ampliar o entendimento dessa ferramenta como:

- a) Testes com resoluções diferentes do modelo global para verificar se há sensibilidade dos parâmetros de injeção em relação a diferentes resoluções;
- b) Repetir os testes aqui realizados em um experimentos onde nenhuma observação seja assimilada e avaliar o comportamento dos números de casos com umidade negativa e supersaturada;
- c) Testes em períodos de integração maiores para verificar se o comportamento observado durante o período de balanço do modelo se mantem para períodos de mais longo prazo;
- d) Testes que verifiquem se há relação entre a magnitude do erro e o número de pontos com valores não físicos;

- e) Testes para avaliar o impacto da variação dos parâmetros dos termos de injeção de umidade nas previsões de precipitação do AGCM.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BOUQUIER, F.; COURTIER, P. **Data assimilation concepts and methods March 1999**. [S.I.]: ECMWF, 2002. Meteorological training course lecture series. .
- CAVALCANTI, I. F.A. et al. Global climatological features in a simulation using the CPTEC-COLA AGCM. **Journal of Climate**, v. 15, n. 21, p. 2965-2988, 2002.
- CHOU, M-D; SUAREZ, M. J. **A solar radiation parameterization for atmospheric studies**. Washington: Nasa, 1999. 40p. (NASA/TM-1999-104606).. ,
- COHN, S. E. et al. Assessing the effects of data selection with the DAO physical-space statistical analysis system. **Monthly Weather Review**, v. 126, n. 11, p. 2913-2926, 1998.
- COURTIER, P. Variational methods. **Journal-Meteorological Society of Japan Series 2**, v. 75, p. 101-108, 1997.
- DALEY, R. **Atmospheric data analysis**. Cambridge UNIVERSITY PRESS, 1993.
- DEE, D P.; Da SILVA, A. M. The choice of variable for atmospheric moisture analysis. **Monthly weather review**, v. 131, n. 1, p. 155-171, 2003.
- DERBER, J. C.; WU, W-S. The use of TOVS cloud-cleared radiances in the NCEP SSI analysis system. **Monthly Weather Review**, v. 126, n. 8, p. 2287-2299, 1998.
- DERBER, J. C. A variational continuous assimilation technique. **Monthly weather review**, v. 117, n. 11, p. 2437-2446, 1989.
- DIMET, F.-X. LE; TALAGRAND, O. Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorological observations: theoretical aspects. **Tellus A**, v. 38, n. 2, p. 97-110, 1986.
- FISHER, M.; COURTIER, P. **Estimating the covariance matrices of analysis and forecast error in variational data assimilation**. European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, 1995.
- HERDIES, D. L. et al. A assimilação de dados no CPTEC/INPE. **Boletim da Sociedade Brasileira de Meteorologia**, v. 32, n. 1, 2008.
- HÓLM, E. V. Revision of the ECMWF humidity analysis: Construction of a Gaussian control variable. In: ECMWF/GEWEX Workshop on humidity analysis,

2002, Reading. **Proceedings...** Reading : European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, 2003.

YANG, F. On the negative water vapor in the NCEP GFS: sources and solution. In: CONFERENCE ON WEATHER ANALYSIS AND FORECASTING/19TH CONFERENCE ON NUMERICAL WEATHER PREDICTION, 2009, Chicago, IL. **Proceedings...** Chicago: AMS, 2009.

KALNAY, E. **Atmospheric modeling, data assimilation and predictability.** Cambridge university press, 2003.

KALNAY, E.; KANAMITSU, M.; BAKER, W. E. Global numerical weather prediction at the National Meteorological Center. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 71, n. 10, p. 1410-1428, 1990.

KANAMITSU, M. Description of the NMC global data assimilation and forecast system. **Weather and Forecasting**, v. 4, n. 3, p. 335-342, 1989.

KLEIST, D. T. et al. Introduction of the GSI into the NCEP global data assimilation system. **Weather and Forecasting**, v. 24, n. 6, p. 1691-1705, 2009.

KLEIST, D. T. et al. Improving incremental balance in the GSI 3DVAR analysis system. **Monthly Weather Review**, v. 137, n. 3, p. 1046-1060, 2009.

KUO, H-L. Further studies of the parameterization of the influence of cumulus convection on large-scale flow. **Journal of the Atmospheric Sciences**, v. 31, n. 5, p. 1232-1240, 1974.

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

MELLOR, G. L.; YAMADA, T. Development of a turbulence closure model for geophysical fluid problems. **Reviews of Geophysics**, v. 20, n. 4, p. 851-875, 1982.

MOORTHI, S.; PAN, H-L; CAPLAN, P. **Changes to the 2001 NCEP operational MRF/AVN global analysis/forecast system.** US Department of Commerce, National Oceanic and Atmospheric Administration, National Weather Service, Office of Meteorology, Program and Plans Division, 2001.

PARRISH, D. F.; DERBER, J. C. The National Meteorological Center's spectral statistical-interpolation analysis system. **Monthly Weather Review**, v. 120, n. 8, p. 1747-1763, 1992.

PURSER, R. J. et al. Numerical aspects of the application of recursive filters to variational statistical analysis. Part I: spatially homogeneous and isotropic

Gaussian covariances. **Monthly Weather Review**, v. 131, n. 8, p. 1524-1535, 2003.

RANDEL, D. L. et al. A new global water vapor dataset. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 77, n. 6, p. 1233-1246, 1996.

SAPUCCI, L. F. et al. Os últimos avanços na previsibilidade dos campos de umidade no sistema global de assimilação de dados e previsão numérica de tempo do CPTEC/INPE. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 25, n. 3, p. 295-310, 2010.

SASAKI, Y. k. Numerical variational analysis formulated under the constraints as determined by longwave equations and a low-pass filter. **Mon. Wea. Rev.**, v. 98, n. 12, p. 884-898, 1970.

SASAKI, Y. K. (Ed.). **Variational methods in geosciences**. Elsevier, 2012.

SASAKI, Y. Numerical variational analysis with weak constraint and application to surface analysis of severe storm gust. **Mon. Wea. Rev.**, v. 98, n. 12, p. 899-910, 1970.

SLINGO, J. M. The development and verification of a cloud prediction scheme for the ECMWF model. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**, v. 113, n. 477, p. 899-927, 1987.

TALAGRAND, O. Assimilation of observations, an introduction. **Journal-Meteorological Society of Japan Series 2**, v. 75, p. 81-99, 1997.

TARASOVA, T. A.; FOMIN, B. A. The use of new parameterizations for gaseous absorption in the CLIRAD-SW solar radiation code for models. **Journal of Atmospheric and Oceanic Technology**, v. 24, n. 6, p. 1157-1162, 2007.

TREADON, R. E. et al. Global and regional moisture analyses at NCEP. In: ECMWF/GEWEX workshop on humidity analysis, 2002, Reading. **Proceedings...** Reading: European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, 2003. p. 33-47.

WALLACE, J. M.; HOBBS, P. V. **Atmospheric science: an introductory survey**. Academic Press, 2006.

WARNER, T. T. **Numerical weather and climate prediction**. Cambridge University Press, 2010.

ZHU, Y.; GELARO, R. Observation sensitivity calculations using the adjoint of the Gridpoint Statistical Interpolation (GSI) analysis system. **Monthly Weather Review**, v. 136, n. 1, p. 335-351, 2008.