

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PELOTAS
Programa de Pós-Graduação em Meteorologia



Dissertação

Assimilação 3DVAR no WRF e a Previsão do Tempo no Sul do Brasil

Vinicius Carvalho Beck

Pelotas, 2013

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Meteorologia da Universidade Federal de Pelotas, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Meteorologia.

Área de concentração:
Meteorologia de Mesoescala.

ORIENTADOR: Prof. Fabrício Pereira Härter
CO-ORIENTADOR: Prof. Yoshihiro Yamasaki

Pelotas, 2013

Dados de catalogação na fonte:
Ubirajara Buddin Cruz – CRB-10/901
Biblioteca de Ciência & Tecnologia - UFPel

B393e Beck, Vinicius Carvalho

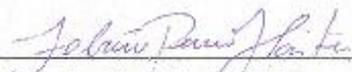
Assimilação 3DVAR no WRF e a previsão do tempo no sul do Brasil / Vinicius Carvalho Beck. – 188f. ; il. – Dissertação (Mestrado). Programa de Pós-Graduação em Meteorologia. Universidade Federal de Pelotas. Faculdade de Meteorologia. Pelotas, 2013. – Orientador Fabrício Pereira Härter ; co-orientador Yoshihiro Yamasaki.

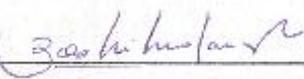
1.Meteorologia. 2.Assimilação de dados. 3.3DVAR. 4.WRF. 5.Mesoescala. I.Härter, Fabrício Pereira. II.Yamasaki, Yoshihiro. III.Título.

CDD: 551.50112

Assimilação 3DVAR no WRF e a Previsão do Tempo no Sul do Brasil

Esta dissertação foi julgada adequada e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora.

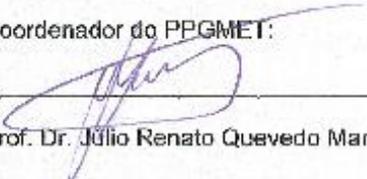
Orientador: 
Prof. Dr. Fabício Pereira Härter, UFPEL.

Co-orientador: 
Prof. Dr. Yoshihiro Yamasaki, UFPEL.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Fabício Pereira Härter, UFPEL
Prof. Dr. Yoshihiro Yamasaki, UFPEL
Prof. Dr. Jonas da Costa Carvalho, UFPEL
Prof. Dr. Dirceu Luís Herdies, INPE.

Coordenador do PPGMET:


Prof. Dr. Julio Renato Quevedo Marques

Pelotas, Maio de 2013.

DEDICATÓRIA

Dedico esta dissertação à minha namorada, Taiane Carrilho Rosa e à minha vó (*in memoriam*), Zulma da Silva Carvalho.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao Programa de Pós-Graduação em Meteorologia pela oportunidade de desenvolver este trabalho;

Ao meu orientador Fabrício Pereira Härter e ao meu co-orientador Yoshihiro Yamasaki pela orientação;

Aos meus colegas pela amizade e apoio ao longo do curso;

Aos funcionários do CPPMET-DPC que contribuíram para realização do trabalho;

Aos amigos e familiares que me apoiaram nesta importante etapa de minha formação;

À agência de fomento CAPES pela concessão da bolsa de estudos, necessária para o desenvolvimento do projeto no qual o trabalho está inserido.

RESUMO

BECK, Vinicius Carvalho. **Assimilação 3DVAR no WRF e a Previsão do Tempo no Sul do Brasil**. 2013. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Meteorologia. Universidade Federal de Pelotas, Pelotas-RS, Brasil. 188f.

O procedimento de combinar modelos matemáticos com dados imprecisos e que apresentam ruídos, para melhorar a previsão do tempo por método estatístico, constitui uma importante e desafiadora linha de pesquisa em meteorologia, conhecida como assimilação de dados. O método 3DVAR, que é uma das técnicas que representam o estado da arte em assimilação de dados, é aplicado neste estudo. O objetivo do presente trabalho é avaliar os resultados da assimilação dos dados observados das estações automáticas do INMET e de radiossondagens da Região Sul do Brasil na previsão do modelo WRF com assimilação 3DVAR, analisando em cada caso processado, se os prognósticos reproduzem o cenário sinótico observado e melhoram a previsão do WRF sem assimilação. O objetivo específico é avaliar o procedimento de assimilação em dois eventos de precipitação ocorridos no ano de 2012. O estudo é especialmente importante, visto que os dados das estações automáticas do INMET não são transmitidos no GTS; portanto, não são assimilados pelos sistemas de previsões geradas por modelos globais, como o GFS, que proporcionam as condições iniciais e de contorno de modelos regionais, como o WRF. Os resultados mostram que o WRF com assimilação de dados reproduziu satisfatoriamente o cenário sinótico observado nos dois casos analisados e produziu prognósticos melhores do que os do WRF sem assimilação. As análises termodinâmicas mostraram que o WRF com assimilação de dados produziu perfis verticais de temperatura do ar e temperatura do ponto de orvalho bem próximos dos perfis observados, com pequena melhora na previsão em relação ao WRF sem assimilação. Experimentos adicionais indicam que a assimilação de dados de outras fontes, além das estações automáticas do INMET e radiossondagens, bem como o aumento da resolução espacial na integração do WRF com a inclusão de um subdomínio, resultam em melhora significativa na previsão dos campos meteorológicos.

Palavras-chave: assimilação de dados. 3DVAR. WRF. mesoescala.

ABSTRACT

BECK, Vinicius Carvalho. **3DVAR Assimilation in WRF and the Weather Prediction in the South of Brazil**. 2013. Dissertation (Master) - Graduate Program in Meteorology. Pelotas Federal University, Pelotas-RS, Brazil. 188p.

The procedure to combine mathematical models with noise data, in order to improve numerical weather forecasting by statistical methods, is an important and challenging meteorology research field, known as data assimilation. The 3DVAR approach, state of art in data assimilation technique, is applied in this study. The aim of present development is to evaluate the results of the data assimilation from INMET automatic stations and soundings in Southern Region of Brazil in the weather forecasts of the WRF model with data assimilation via 3DVAR method, analyzing in each processed case, if the forecasting reproduces the synoptic scenario observed, with better prediction then the WRF without data assimilation. The specific aim is to evaluate the assimilation procedure of two precipitation events occurred in the year 2012. This study is especially important, because the INMET automatic weather stations data are not transmitted by GTS. Therefore, these data were not assimilated by prediction systems generated by global models, such as GFS, which provides initial and boundary conditions for regional models, such as WRF. The results show that the WRF with data assimilation procedure, reproduces satisfactorily the true synoptic scenario observed in the two cases evaluated and produces better forecasts then WRF without data assimilation. The thermodynamic analysis showed that the WRF with data assimilation producing vertical profiles of air temperature and dew point temperature very close to the observed profiles, with small improvement in prediction as compared with the WRF without assimilation. Additional experiments indicate that data assimilated from other sources, in addition to the INMET automatic weather stations and soundings stations, as well as the increases of horizontal resolution in the integration of the WRF with inclusion of subset, provide significant improvements in weather forecasting fields.

Keywords: data assimilation. 3DVAR. WRF. mesoscale.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Sistema de Coordenada η	33
Figura 2	Grades do Tipo C de Arakawa.....	35
Figura 3	Processamento do WPS.....	37
Figura 4	Processamento do WRF.....	38
Figura 5	Sistema ARWpost.....	38
Figura 6	Sistema WRFDA.....	42
Figura 7	Domínio da Previsão.....	45
Figura 8	Campos do GFS às 06:00UTC do dia 18/09/2012 em superfície e 850hPa: (a) PNM em hPa e temperatura potencial em graus Kelvin na superfície (b) Campo de linhas de Corrente em 850hPa	51
Figura 9	Campos de Linhas de Corrente e Altura Geopotencial do GFS às 06:00UTC de 18/09/2012 em (a) 500hPa e (b) 250hPa	53
Figura 10	Imagens de satélite do dia 18/09/2012 às (a) 12:15UTC e (b) 18:00UTC, e do dia 19/09/2012 às (c) 00:00UTC.....	55
Figura 11	Locais com dados processados pelo OBSPROC na análise das 00:00UTC de 18/09/2012: (a) estações do INMET (b) radiossondagens da RSB.....	58
Figura 12	Diferença entre análise do WRFVAR e <i>first-guess</i> do WRF para a componente U do vento às 00:00UTC de 18/09/2012 em (a) 845,15hPa (b) 479,40hPa (c) 230,50hPa	60
Figura 13	Diferença entre análise do WRFVAR e <i>first-guess</i> do WRF para a componente V do vento às 00:00UTC de 18/09/2012 em (a) 845,15hPa (b) 479,40hPa (c) 230,50hPa	62
Figura 14	Diferença entre análise do WRFVAR e <i>first-guess</i> do WRF para Temperatura Potencial Perturbada às 00:00UTC de 18/09/2012 em (a) 845,15hPa (b) 479,40hPa (c) 230,50hPa	64
Figura 15	Campos de PNM previstos pelo WRFVAR para (a) 12:00UTC	

	de 18/09/2012, (b) 00:00UTC de 19/09/2012 e (c) 12:00UTC de 20/09/2012.....	67
Figura 16	Campos de VORT500 previstos pelo WRFVAR para (a) 12:00UTC de 18/09/2012 e (b) 00:00UTC de 19/09/2012.....	69
Figura 17	Campos de LC500 previstos pelo WRFVAR para (a) 12:00UTC de 18/09/2012 e (b) 06:00UTC de 19/09/2012.....	71
Figura 18	Campos de LC200 previstos pelo WRFVAR no dia 19/09/2012 para (a) 00:00UTC e (b) 06:00UTC.....	73
Figura 19	Diferença entre WRFVAR e WRF para PREC6 no dia 19/09/2012 às (a) 00:00UTC e (b) 12:00UTC.....	75
Figura 20	Diferença entre WRFVAR e WRF para PNM às (a) 06:00UTC de 18/09/2012 e (b) 12:00UTC de 19/09/2012.....	77
Figura 21	Diferença entre WRFVAR e WRF para T2 no dia 19/09/2012 às (a) 00:00UTC e (b) 12:00UTC.....	79
Figura 22	Perfis Verticais de TD às 00:00UTC de 19/09/2012 em Curitiba: (a) observado (linha branca) e previsto pelo WRF (curva vermelha) (b) observado (linha branca) e previsto pelo WRFVAR (curva vermelha).....	81
Figura 23	Perfis Verticais de TD às 12:00UTC de 18/09/2012 em Porto Alegre: (a) observado (linha branca) e previsto pelo WRF (curva vermelha) (b) observado (linha branca) e previsto pelo WRFVAR (curva vermelha).....	82
Figura 24	Perfis Verticais de TD às 12:00UTC de 19/09/2012 em Porto Alegre: (a) observado (linha branca) e previsto pelo WRF (curva vermelha) (b) observado (linha branca) e previsto pelo WRFVAR (curva vermelha).....	83
Figura 25	Perfis Verticais de TD às 12:00UTC de 20/09/2012 em Porto Alegre: (a) observado (linha branca) e previsto pelo WRF (curva vermelha) (b) observado (linha branca) e previsto pelo WRFVAR (curva vermelha).....	84
Figura 26	PREC12 prevista pelo WRF para os dias 18/09/2012 às (a) 12:00UTC, 19/09/2012 às (c) 00:00UTC e (e) 12:00UTC, e 20/09/2012 às (g) 00:00UTC e (i) 12:00UTC, e PREC12	

	prevista pelo WRFVAR para os dias 18/09/2012 às (b) 12:00UTC, 19/09/2012 às (d) 00:00UTC e (f) 12:00UTC, e 20/09/2012 às (h) 00:00UTC e (j) 12:00UTC.....	86
Figura 27	Campos do GFS de (a) PNM em hPa e Temperatura Potencial em graus Kelvin na superfície; (b) campo de Linhas de Corrente em 850hPa às 12:00UTC de 22/11/2012 e de (c) PNM em hPa e Temperatura Potencial em graus Kelvin na superfície; (d) campo de Linhas de Corrente em 850hPa às 12:00UTC de 23/11/2012.....	90
Figura 28	Campos de Linhas de Corrente e Altura Geopotencial do GFS em 500hPa (a) às 12:00UTC de 22/11/2012 e (b) às 12:00UTC de 23/11/2012; e em 250hPa (c) às 12:00UTC de 22/11/2012 e (d) às 12:00UTC de 23/11/2012.....	93
Figura 29	Imagens de satélite do dia 22/11/2012 às (a) 15:00UTC, (b) 17:00UTC e (c) 23:30UTC; do dia 23/11/2012 às (d) 00:15UTC e (e) 12:15UTC; e do dia 24/11/2012 às (f) 00:15UTC.....	96
Figura 30	Locais com dados processados pelo OBSPROC na análise das 00:00UTC de 22/11/2012: (a) estações do INMET (b) radiossondagens da RSB.....	100
Figura 31	Diferença entre análise do WRFVAR e <i>first-guess</i> do WRF para a componente U do vento às 00:00UTC de 22/11/2012 em (a) 845,15hPa (b) 479,40hPa (c) 230,50hPa	102
Figura 32	Diferença entre análise do WRFVAR e <i>first-guess</i> do WRF para a componente V do vento às 00:00UTC de 22/11/2012 em (a) 845,15hPa (b) 479,40hPa (c) 230,50hPa	104
Figura 33	Diferença entre análise do WRFVAR e <i>first-guess</i> do WRF para Temperatura Potencial Perturbada às 00:00UTC de 22/11/2012 em (a) 845,15hPa (b) 479,40hPa (c) 230,50hPa	106
Figura 34	Campos de PNM previstos pelo WRFVAR para (a) 18:00UTC de 22/11/2012 e (b) 18:00UTC de 23/11/2012.....	109
Figura 35	Campos de VORT500 previstos pelo WRFVAR para o dia 24/11/2012 às (a) 00:00UTC e (b) 06:00UTC.....	111
Figura 36	Campos de LC500 previstos pelo WRFVAR para o dia	113

	23/11/2012 às (a) 12:00UTC e (b) 18:00UTC.....	
Figura 37	Campos de LC200 previstos pelo WRFVAR para (a) 12:00UTC de 22/11/2012 e (b) 00:00UTC de 23/11/2012.....	115
Figura 38	Diferença entre WRFVAR e WRF para PREC6 no dia 23/11/2012 às (a) 06:00UTC e (b) 12:00UTC.....	117
Figura 39	Diferença entre WRFVAR e WRF para PNM às (a) 18:00UTC de 22/11/2012 e (b) 12:00UTC de 23/11/2012.....	119
Figura 40	Diferença entre WRFVAR e WRF para T2 às (a) 18:00UTC de 22/11/2012 e (b) 18:00UTC de 23/11/2012.....	121
Figura 41	Perfis Verticais de TD às 12:00UTC de 23/11/2012 em Curitiba: (a) observado (linha branca) e previsto pelo WRF (curva vermelha) (b) observado (linha branca) e previsto pelo WRFVAR (curva vermelha).....	123
Figura 42	Perfis Verticais de TC às 12:00UTC de 23/11/2012 em Florianópolis: (a) observado (linha branca) e previsto pelo WRF (curva vermelha) (b) observado (linha branca) e previsto pelo WRFVAR (curva vermelha).....	124
Figura 43	Perfis Verticais de TC às 12:00UTC de 23/11/2012 em Foz do Iguaçu: (a) observado (linha branca) e previsto pelo WRF (curva vermelha) (b) observado (linha branca) e previsto pelo WRFVAR (curva vermelha).....	125
Figura 44	Perfis Verticais de TC às 12:00UTC de 23/11/2012 em Porto Alegre: (a) observado (linha branca) e previsto pelo WRF (curva vermelha) (b) observado (linha branca) e previsto pelo WRFVAR (curva vermelha).....	126
Figura 45	PREC12 prevista pelo WRF nos dias 23/11/2012 às (a) 00:00UTC e (c) 12:00UTC, e 24/11/2012 às (e) 00:00UTC e (g) 12:00UTC, e PREC12 prevista pelo WRFVAR nos dias 23/11/2012 às (b) 00:00UTC e (d) 12:00UTC, e no dia 24/11/2012 às (f) 00:00UTC e (h) 12:00UTC.....	127
Figura 46	PREC12 prevista pelo WRFVAR com assimilação de dados de fontes adicionais com domínio de integração definido sobre a RSB para o dia 23/11/2012 às (a) 00:00UTC, (c) 06:00UTC, (e)	

	12:00UTC e (g) 18:00UTC, e para o dia 24/11/2012 às (i) 00:00UTC, e PREC12 prevista pelo WRFVAR com assimilação de dados de fontes adicionais com domínio de integração definido sobre o RS para o dia 23/11/2012 às (b) 00:00UTC, (d) 06:00UTC, (f) 12:00UTC e (h) 18:00UTC, e para o dia 24/11/2012 às (j) 00:00UTC.....	131
Figura 47	Variáveis (a) X, (b) Y e (c) Z do Modelo de Lorenz (linha verde), modelo de Lorenz com Filtro de Kalman Estendido (linha azul) e dado sintético gerado com ruído aleatório com distribuição de densidade de probabilidade gaussiana (linha vermelha) e (d) Erro Médio Quadrático do modelo com Filtro de Kalman Estendido.....	156
Figura 48	Variáveis (a) X, (b) Y e (c) Z do Modelo de Lorenz (linha verde), Modelo de Lorenz com filtro de Kalman por <i>Ensemble</i> (linha azul) e dado sintético gerado com ruído aleatório com distribuição de densidade de probabilidade gaussiana (linha vermelha) e (d) erro médio quadrático do modelo com filtro.....	158
Figura 49	Comparação entre FKEst e FKEns (a) Comparação para a variável x do Modelo de Lorenz (b) Comparação para a variável y do Modelo de Lorenz (c) Comparação para a variável y do Modelo de Lorenz (d) EMQ FKEst e FKEns para x (e) EMQ FKEst e FKEns para y (f) EMQ FKEst e FKEns para Z.....	160
Figura 50	Evolução do geopotencial com e sem assimilação de dados através do FKEns emulado por uma PMC.....	163
Figura 51	Neurônio Biológico.....	179
Figura 52	Ilustração da Rede Perceptron de Múltiplas Camadas.....	182

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	PREC1 registrada por estações automáticas do INMET em Caçapava do Sul, Canguçu, Santa Rosa e Porto Alegre.....	57
Tabela 2	PREC12 registrada por estações automáticas do INMET em Porto Alegre, Santa Maria, Rio Grande, Joaçaba, Florianópolis, Foz do Iguaçu e Curitiba.....	85
Tabela 3	PREC1 registrada por estações automáticas do INMET em Jaguarão, Rio Grande, São Gabriel e Santa Maria.....	99
Tabela 4	PREC12 registrada por estações automáticas do INMET em Porto Alegre, Santa Maria, Rio Grande, Joaçaba, Florianópolis, Foz do Iguaçu e Curitiba.....	127
Tabela 5	Estações automáticas de superfície do INMET na Região Sul do Brasil.....	185
Tabela 6	Estações de Radiossondagem na Região Sul do Brasil.....	188

LISTA DE ABREVIATURAS

3DVAR	Método Variacional Tridimensional
4DVAR	Método Variacional Quadridimensional
AB	Alta da Bolívia
ACP	Análise de Componente Principais
ALMQ	Aproximação Linear pelos Mínimos Quadrados
AS	América do Sul
ARW	Advanced Research WRF
BC	Baixa do Chaco
CCM	Complexo Convectivo de Mesoescala
CF	Condição de Fronteira
CI	Condição Inicial
CPPMET-DPC	Centro de Pesquisas e Previsões Meteorológicas Darci Pegoraro Casarin
CPTEC	Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
EAUFPEL	Estação Agroclimatológica da UFPEL
ECMWF	European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
EM	Erro Médio
EMQ	Erro Médio Quadrático
ENOS	El Niño Oscilação Sul
FK	Filtro de Kalman
FKEns	Filtro de Kalman por Ensemble
FKEst	Filtro de Kalman Estendido
FKTEns	Filtro de Kalman Transformado por Ensemble
FKTEnsL	Filtro de Kalman Transformado por Ensemble Local
FKREns	Filtro de Kalman Regulado por Ensemble
FSL	Forecasts Systems Laboratory
FORTTRAN	IBM Mathematical Formula Translation System

GDAS	Global Data Assimilation System
GFS	Global Forecasting System
GPSAS	Global Physical-Space Analysis System
GRADS	Grid Analysis and Display System
HN	Hemisfério Norte
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IO	Interpolação Ótima
JBN	Jatos de Baixos Níveis
JP	Jato Polar
JS	Jato Subtropical
LC200	Linhas de Corrente em 200hPa
LC500	Linhas de Corrente em 500hPa
MA	Modelo Adjunto
MCS	Método das Correções Sucessivas
MTL	Modelo Tangente Linear
MMQ	Método dos Mínimos Quadrados
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NCAR	Numerical Center for Atmospheric Research
NCEP	National Centers for Environmental Prediction
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
NCEP FNL	NCEP Final Analysis
NNRP	NCEP/NCAR Reanalysis
OMM	Organização Mundial de Meteorologia
PMC	Rede Perceptron de Múltiplas Camadas
PNM	Pressão Reduzida ao Nível Médio do Mar
PNT	Previsão Numérica de Tempo
PREC1	Precipitação Horária
PREC6	Precipitação Acumulada em 6 Horas
PREC12	Precipitação Acumulada em 12 Horas
PSAS	Physical-Space Analysis System
PSU	Pennsylvania State University
RK3	Runge Kutta 3 ^o Ordem

RN	Redes Neurais Artificiais
RS	Rio Grande do Sul
RSB	Região Sul do Brasil
SC	Santa Catarina
SCM	Sistema Convectivo de Mesoescala
T2	Temperatura em 2 metros
TC	Temperatura do Ar
TD	Temperatura do Ponto de Orvalho
UFPEL	Universidade Federal de Pelotas
VCAN	Vórtices Ciclônicos de Altos Níveis
VORT500	Vorticidade Relativa em 500hPa
WPS	WRF Pre-Processing System
WRF	Weather Research and Forecasting Model
WRFDA	Weather Research and Forecasting Model Data Assimilation System
WRF-3DVAR	Modelo WRF com Assimilação de Dados 3DVAR
WRFVAR	Modelo WRF com Assimilação de Dados Variacional

SUMÁRIO

1 Introdução.....	20
2 Revisão de Literatura.....	23
3 Materiais e Métodos.....	32
3.1 Sistema WRF.....	32
3.1.1 Equações do modelo.....	33
3.1.2 Discretização temporal e espacial.....	34
3.1.3 Parametrizações do WRF.....	35
3.1.4 Processamento do WRF.....	36
3.2 Sistema WRFDA.....	39
3.2.1 Método Variacional Tridimensional.....	39
3.2.1.1 Solução exata do problema variacional 3DVAR.....	39
3.2.1.2 Solução numérica do problema variacional 3DVAR.....	41
3.2.2 Processamento do WRF-3DVAR.....	42
3.3 Dados utilizados.....	44
3.4 Caracterização da área de estudo.....	45
3.5 Casos de precipitação ocorridos na Região Sul do Brasil.....	46
3.6 Descrição sinótica.....	47
3.7 Análises Termodinâmicas.....	47
3.8 Análise da precipitação acumulada em 12 horas.....	48
4 Resultados e Discussões.....	49
4.1 Estudo do caso 1.....	49

4.1.1 Descrição do caso 1.....	49
4.1.2 <i>First-guess</i> X Análise.....	57
4.1.3 Previsão do WRFVAR.....	65
4.1.4 Comparação entre WRF e WRFVAR.....	74
4.1.5 Precipitação acumulada em 12 horas.....	85
4.2 Estudo do caso 2.....	88
4.2.1 Descrição do caso 2.....	88
4.2.2 <i>First-guess</i> X Análise.....	99
4.2.3 Previsão do WRFVAR.....	107
4.2.4 Comparação entre WRF e WRFVAR.....	116
4.2.5 Precipitação acumulada em 12 horas.....	126
5 Conclusão.....	134
Referências.....	138
Apêndices.....	151
Apêndice A - FKEst aplicado ao Modelo de Lorenz.....	152
Apêndice B - Teste com FKEst aplicado ao Modelo de Lorenz.....	156
Apêndice C - Teste com FKEns aplicado ao Modelo de Lorenz.....	158
Apêndice D - FKEst <i>versus</i> FKEns aplicados ao Modelo de Lorenz..	160
Apêndice E - Análise de Componentes Principais e FKEst.....	162
Anexos.....	164
Anexo A - Método das Correções Sucessivas.....	165
Anexo B - Nudging.....	167
Anexo C - Método dos Mínimos Quadrados.....	168
Anexo D - Método dos Mínimos Quadrados Ponderados.....	170
Anexo E - Método dos Mínimos Quadrados Recursivos.....	171
Anexo F - Interpolação Ótima.....	172
Anexo G - Filtro de Kalman.....	173
Anexo H - Filtro de Kalman Estendido.....	174
Anexo I - Filtro de Kalman por Ensemble.....	175

Anexo J - O Modelo de Lorenz.....	176
Anexo K - Redes Neurais.....	179
Anexo L - Método Variacional Quadridimensional.....	184
Anexo M - Estações do INMET na Região Sul do Brasil.....	185
Anexo N - Estações de Radiossondagem na Região Sul do Brasil...	188

Introdução

A evolução das técnicas de integração numérica e dos sistemas computacionais no século XX impulsionou o desenvolvimento da Previsão Numérica do Tempo (PNT) nas últimas décadas. Atualmente, os centros operacionais utilizam modelos numéricos como ferramenta básica e fundamental na elaboração de análises e previsões de tempo. Várias metodologias vem sendo desenvolvidas para melhorar a previsão, dentre as quais parametrizações físicas; parametrizações *cumulus*; métodos de discretização das equações diferenciais; métodos de inicialização e técnicas de previsão por conjuntos. Uma metodologia desenvolvida desde os anos 1950, para reduzir os erros dos modelos de PNT, consiste em introduzir dados de observação na dinâmica destes modelos, fazendo com que as variáveis tendam a assumir valores melhor correlacionados com a realidade física observada. Este procedimento, de combinar dados observacionais e modelos matemáticos, para reduzir o erro da previsão e de análise é denominado assimilação de dados.

A assimilação de dados é uma linha de pesquisa multidisciplinar, visto que pode ser aplicada a muitas áreas, tais como robótica - correção de rotas, engenharia de satélites - correção de órbitas, oceanografia e meteorologia - redução do erro na previsão de variáveis.

A assimilação de dados meteorológicos surgiu da necessidade de elaborar análises precisas, visto que a simples interpolação dos dados do espaço físico para a grade dos modelos numéricos de equações primitivas não é suficientemente representativa, pois tais modelos possuem um elevado número de graus de liberdade, se comparado à quantidade de observações disponíveis.

As primeiras técnicas de assimilação de dados foram desenvolvidas com base em parâmetros empíricos para estimar a covariância dos erros de observação

e estimativa dos modelos de PNT. As técnicas atuais de assimilação são baseadas no método gaussiano dos mínimos quadrados para estimar estas covariâncias.

Uma das técnicas de assimilação de dados que representa o estado da arte é baseada no Método Variacional Tridimensional (3DVAR). As primeiras aplicações deste método na meteorologia foram realizadas no *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts* (ECMWF) em meados da década de 1990. Desde então, o método tem sido amplamente estudado e aplicado.

O *Weather Research and Forecasting Model* (WRF) é um modelo de PNT bastante utilizado tanto para fins operacionais quanto para pesquisas meteorológicas. Atualmente, várias instituições de pesquisa e agências governamentais contribuem para o seu desenvolvimento. O WRF apresenta um módulo de assimilação de dados 3DVAR, que é utilizado no desenvolvimento do trabalho.

O objetivo do trabalho é avaliar os resultados da assimilação de dados das estações automáticas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) e das estações de radiossondagem, feita através do método 3DVAR, na previsão do modelo WRF. Esta avaliação é procedida verificando se o WRF com assimilação reproduz o cenário sinótico observado e produz prognósticos melhores do que os do modelo sem assimilação. A avaliação é feita de forma subjetiva, comparando-se os campos da análise e das previsões, com e sem assimilação de dados. Como objetivo específico avalia-se o procedimento de assimilação na previsão de dois eventos de precipitação ocorridos no ano de 2012 na Região Sul do Brasil.

São assimilados dados registrados pelas estações automáticas de superfície, disponibilizados em INMET (2012), e dados de radiossondagens disponibilizados na página *web* da Universidade de *Wyoming* (WYOMING, 2012), para o domínio correspondente à Região Sul do Brasil, bem como os dados disponíveis no *Global Telecommunication System* (GTS), núcleo da Organização Mundial de Meteorologia (OMM) responsável por disponibilizar dados meteorológicos de seus países membros.

O estudo é especialmente importante, visto que os dados das estações automáticas do INMET não são transmitidos pelo GTS. Portanto, estes dados não são assimilados pelas previsões geradas pelo *Global Forecast System* (GFS), modelo global que fornece as condições inicial e de fronteira para modelos regionais

como o WRF. Além disso, como a resolução espacial do modelo WRF é maior do que a do GFS, a assimilação proporciona meios para melhorar a condição inicial.

Com o objetivo de avaliar o desempenho do modelo WRF com Assimilação de Dados Variacional (WRFVAR), são realizadas análises sinóticas, de perfis termodinâmicos da atmosfera, bem como da precipitação.

No capítulo 2 é feita uma revisão sobre a utilização dos métodos de assimilação de dados, e também são apresentados alguns resultados obtidos com aplicações do WRF para a Região Sul do Brasil. No capítulo 3 é descrita a metodologia utilizada: detalhes sobre o método 3DVAR, o sistema WRF e o WRFVAR. O fluxograma de programas utilizados no processamento do WRF, com e sem assimilação de dados, é também apresentado no capítulo 3. No capítulo 4 são apresentados e discutidos os resultados obtidos e no capítulo 5 são feitas as conclusões e proposições para futuras investigações.

Revisão de Literatura

No início do século XX, Bjerknes (1911) aborda matematicamente a previsão do tempo como um problema de valor inicial. Segundo o autor, dadas as condições iniciais e de fronteira apropriadas e leis físicas que representem com precisão os movimentos atmosféricos, pode-se prever o estado futuro da atmosfera. Com base no trabalho de Bjerknes (1911), Richardson (1922) fez a primeira tentativa de PNT para um caso real. Ele integrou, manualmente, as equações do movimento. Neste experimento, a Condição Inicial (CI) também foi elaborada manualmente, com interpolação dos dados observados para a grade do modelo de equações primitivas. O modelo registrou variações de até 146hPa em locais onde não houve alteração alguma na pressão atmosférica. Apesar dos grandes erros de estimativa, o experimento desempenhou um papel fundamental para o desenvolvimento da PNT, pois serviu de referência para subseqüentes trabalhos de pesquisa.

Tendo em vista que o procedimento manual de elaboração da CI, denominado análise subjetiva, demandava muito tempo para ser realizado, ficou clara a necessidade da elaboração automática para pontos de grade de modelos de equações primitivas. Na década de 1950, os pesquisadores chamaram este novo processo de análise objetiva. Panofsky (1949) interpolou automaticamente os campos de pressão e vento, e calculou numericamente a divergência do vento, introduzindo a análise objetiva na PNT. Gilchrist e Cressman (1954), através da análise objetiva, obtiveram uma representação da estabilidade vertical, com maior precisão do que aquela que vinha sendo obtida anteriormente pela análise subjetiva.

Devido à grande diferença entre o número de observações disponíveis para interpolação e o número de variáveis livres dos modelos de equações primitivas, Bergthorsson e Döös (1955) na Suécia, e posteriormente Cressman (1959) nos Estados Unidos, propuseram o Método das Correções Sucessivas (MCS) para a

assimilação de dados. As equações do método proposto são descritas no anexo A. Barnes (1964, 1978) utilizou este método para assimilar dados reais de radar, e obteve previsões precisas para os campos de pressão na superfície, comparando-os com os observados.

Devido ao alto custo computacional do MCS, muitos pesquisadores trabalharam no desenvolvimento de métodos computacionalmente mais econômicos. Kistler (1974), Hoke e Anthes (1976) apresentaram um método empírico de assimilação de dados, conhecido como *Nudging*. Ele consiste em adicionar às equações prognósticas um termo, que força a solução do modelo na direção das observações (ANEXO B). Stauffer e Seaman (1990) assimilaram dados sinóticos de temperatura e vento, utilizando o método *Nudging* em um modelo desenvolvido pela *Pennsylvania State University* (PSU) e *Numerical Center for Atmospheric Research* (NCAR). Os autores relataram um impacto positivo na aplicação do método para sistemas de mesoescala e de escala sinótica. No Brasil, uma das primeiras aplicações do método *Nudging* foi realizada por Gonçalves e Innocentini (1999), que assimilaram dados de temperatura inferidos por satélite. Foi estimado o impacto da assimilação destes dados, no Modelo Japonês de Área Limitada (FERREIRA, 1991). Os autores concluíram que a assimilação de temperatura foi suficiente para se obter melhoras significativas na previsão, com aumento do custo computacional de no máximo 5%; indicando a viabilidade na utilização da técnica *Nudging* para uso operacional.

Os métodos empíricos de assimilação de dados foram amplamente utilizados até a década de 1980, quando foram substituídos por métodos de correção direta de parâmetros ajustáveis dos modelos. Esta abordagem baseia-se no Método dos Mínimos Quadrados (MMQ), criado pelo matemático Karl Friedrich Gauss (SORENSEN, 1970). O MMQ, também referenciado na literatura como Regressão Linear, consiste em aproximar sequências de dados de observação por funções, através da determinação de parâmetros que podem ser ajustados ao longo do tempo (ANEXO C).

Os avanços da Teoria de Estimação possibilitaram algumas extensões do MMQ, tais como o MMQ Ponderado, que leva em consideração os pesos das observações (ANEXO D), e o MMQ Recursivo, no qual ocorre atualização automática dos parâmetros utilizados na construção da função que modela os dados (ANEXO E).

A generalização do MMQ para campos vetoriais, denominada Interpolação Ótima (IO), foi apresentada primeiramente por Eliassen e Bessemoulin (1960). No entanto, independentemente, Gandin (1963) também derivou as equações para múltiplas variáveis e as aplicou como método de análise objetiva (ANEXO F). Pesquisadores e meteorologistas operacionais utilizaram amplamente o esquema de análise desenvolvido por Gandin, sobretudo nas décadas de 1980 e 1990 (KALNAY, 2003).

Atualmente as técnicas que representam o estado da arte em assimilação de dados são metodologias fundamentadas na teoria do filtragem de Kalman e no cálculo variacional. Existem muitas versões de cada uma destas técnicas, além dos métodos híbridos, que combinam os fundamentos dos métodos básicos e seus derivados.

A seguir, são apresentados alguns resultados obtidos com o Filtro de Kalman (FK). A versão original do FK (KALMAN, 1960) apresenta a solução ótima para a minimização dos erros de modelos de dinâmica linear e distribuição gaussiana (ANEXO G). À problemas não-lineares, aplica-se uma versão do FK chamada Filtro de Kalman Estendido (FKEst), que é utilizada em modelos meteorológicos e outros tipos de modelos não-lineares (ANEXO H). Beck, Härter e Yamasaki (2012c) utilizaram o FKEst para assimilar dados sintéticos gerados a partir do Modelo de Lorenz (1963, ANEXO J), obtendo melhora na previsão das variáveis deste modelo (APÊNDICE A, APÊNDICE B). Outra técnica amplamente utilizada, sobretudo após a década de 1990, é o Filtro de Kalman por *Ensemble* (FKEns). Ela consiste na implementação simultânea de k ciclos de assimilação de dados através do FK, onde cada membro do conjunto recebe uma perturbação distinta para calcular a covariância dos erros de estimativa (ANEXO I). Ressalta-se que, ao contrário do FKEst, o FKEns não exige a linearização do modelo de PNT.

Evensen (1997) apresenta um exemplo de aplicação do FKEns nas equações de Lorenz (1963) com um impacto positivo da assimilação dos dados sintéticos, gerados a partir do modelo para as três variáveis. Com base no trabalho de Evensen (1997), Pham (2001) utilizou o FKEns em uma aplicação com o atrator de Lorenz (1963), obtendo melhores resultados do que os anteriormente obtidos com o FKEst. Kivman (2003) utilizou o FKEns para estimar parâmetros de um sistema de Lorenz não-linear e estocástico. Ele constatou que o FKEns obteve melhor performance para as variáveis do modelo em relação a outras técnicas de

assimilação utilizadas anteriormente. Beck, Härter e Yamasaki (2012a, 2012b) realizaram experimentos e comparações entre o FKEst e o FKEns aplicados ao modelo de Lorenz (1963), concluindo melhor performance do FKEns (APÊNDICE C, APÊNDICE D).

Mesmo com o grande avanço dos métodos de assimilação, ainda existem muitas dificuldades na assimilação de dados meteorológicos. Uma alternativa para melhorar a representação dos fenômenos de escala subsinótica é assimilar dados de radar. Snyder e Zhang (2003) utilizaram o FKEns para assimilar dados sintéticos de radar em um modelo não-hidrostático. Os resultados indicaram que o FKEns conseguiu controlar as não-linearidades da dinâmica do sistema. Dowell et al. (2004), com base no trabalho de Snyder e Zhang (2003), testaram a assimilação de dados reais de radar, obtendo melhora na previsão das variáveis analisadas.

Como a assimilação de dados meteorológicos é um problema de instabilidade e dimensão, Härter (2007) apresentou um estudo utilizando redes neurais artificiais (ANEXO K), para emular um FK no contexto de assimilação de dados. Esta metodologia possibilitou a redução do custo computacional do procedimento de assimilação. Também com o intuito de reduzir o custo computacional, Härter e Campos Velho (2008) utilizaram uma rede neural para emular um FKEst aplicado ao modelo de equações primitivas DYNAMO-1D, obtendo redução do custo computacional na implementação do método. Beck, Marques e Härter (2011) obtiveram redução de custo computacional ao utilizar a técnica de componentes principais no treinamento de uma rede neural emuladora de um FKEst aplicado ao modelo DYNAMO-1D (APÊNDICE E).

Ao longo dos anos, têm sido propostos na literatura algumas variações do FK. O detalhamento destas variações está além do presente escopo, mas entre elas cabe citar o Filtro de Kalman Regulado por *Ensemble* (FKREns), apresentado por Anderson (2001); o Filtro de Kalman Transformado por *Ensemble* (FKTEns) introduzido por Bishop, Etherton e Majumdar (2001); e o Filtro de Kalman Transformado por *Ensemble* Local (FKTEnsL), descrito por Ott et al. (2004). Takemasa e Kunii (2012), aplicaram o FKTEnsL em uma importante implementação no modelo meteorológico WRF para assimilar dados reais de pressão reduzida ao nível médio do mar, magnitude do vento em 850hPa e precipitação acumulada em 6 horas. Eles relataram melhora na previsão destas variáveis em relação a previsão do WRF sem assimilação de dados.

No Brasil, alguns trabalhos foram desenvolvidos com a utilização do FKTEnsL na previsão do tempo. Medeiros et al. (2010) relataram melhora na previsão de temperatura utilizando medidas diretas de radiâncias de satélite no sistema de assimilação operacional do Centro de Previsões e Estudos Climáticos (CPTEC) do INPE, que utiliza o FKTEnsL como método de assimilação de dados. Aravéquia et al. (2010) descreveram os avanços obtidos no CPTEC/INPE com a utilização do FKTEnsL, particularmente em regiões com baixos índices de acerto na previsão do modelo sem assimilação.

Os métodos de assimilação de dados baseados no cálculo variacional foram desenvolvidos a partir do trabalho de Sasaki (1958). A idéia básica de tais métodos é minimizar uma função custo, diretamente proporcional aos erros de observação e de estimativa dos modelos. A versão tridimensional do método de Sasaki (1958) ficou conhecida como 3DVAR. A seguir, são relatados alguns resultados obtidos com os métodos variacionais nas últimas décadas.

Lorenc (1986), analisando aspectos probabilísticos da assimilação variacional proposta por Sasaki (1958), concluiu que, como a função de densidade de probabilidade do erro de *background* - suporte - e a função dos erros de observação são gaussianas, logo, com base na Teoria das Probabilidades de Bayes, a função custo deveria ser um funcional quadrático.

Andersson et al. (1995/1996) apresentaram as características principais do sistema 3DVAR. Este sistema começou a ser implementado, a partir de 1996, no ECMWF substituindo um sistema baseado em IO, o qual era utilizado operacionalmente desde 1979. Andersson et al. (1998) apresentaram resultados de experimentos, concluindo que o método 3DVAR produziu impacto positivo na previsão de vento e temperatura na troposfera extratropical do Hemisfério Norte (HN) e na análise do campo de vento na superfície do oceano; particularmente na vizinhança de tempestades tropicais. Barker et al. (2004) implementaram o método 3DVAR no modelo de PNT MM5, relatando melhora significativa na previsão da magnitude do vento, e uma pequena melhora na previsão de temperatura e umidade relativa.

Ao longo dos anos, surgiram versões híbridas do 3DVAR com outros métodos, exemplo disto é o *Physical-space Statistical Analysis System* (PSAS). Conforme descrito por Cohn et al. (1997), o PSAS é um sistema de assimilação de dados desenvolvido pela Divisão de Assimilação de Dados do Centro de Vãos

Espaciais *Goddard*, da agência norte-americana *National Aeronautics and Space Administration* (NASA). Segundo Courtier (1997), o PSAS é uma combinação de IO e 3DVAR. Este sistema é utilizado operacionalmente no *National Center for Environmental Prediction / National Oceanic and Atmospheric Administration* (NCEP/NOOA), diferindo dos sistemas de análise variacionais convencionais, pelo fato de utilizar o espaço físico ao invés do espaço espectral na sua integração. Courtier (1997) demonstrou que o PSAS e o 3DVAR são algebricamente equivalentes.

Moura et al. (2010) avaliaram as previsões de precipitação e pressão reduzida ao nível médio do mar, utilizando o modelo de previsão do tempo ETA, com duas entradas distintas de dados: a análise do PSAS do CPTEC/INPE e a análise do sistema operacional do NCEP, com tempo de integração de 120 horas. Foram analisados o Erro Médio (EM) e o Erro Médio Quadrático (EMQ) para o período de dezembro de 2007 a fevereiro de 2008. Segundo os autores, as duas análises tenderam a superestimar a precipitação sobre a Região Norte do Brasil. Foi observada uma melhora significativa na análise da pressão reduzida ao nível médio do mar da análise gerada pelo PSAS implementado no CPTEC/INPE, em relação à análise do NCEP. Posteriormente, o PSAS foi acoplado ao modelo de circulação geral da atmosfera do CPTEC/INPE (HERDIES et al., 2002; ARAVÉQUIA et al., 2008), gerando o sistema que passou a ser denominado *Global Physical-space Statistical Analysis System* (GPSAS). No trabalho de Azevedo et al (2011), os autores concluíram que existe uma forte relação, entre o número de dados assimilados e a melhora na qualidade das análises, no período compreendido entre 2007 e 2010, sendo que os maiores impactos foram devido à inclusão de dados de satélites do Hemisfério Sul (HS).

Rabier e Courtier (1992) apresentaram as principais características do Método Variacional Quadridimensional (4DVAR), que vem a ser uma versão do método 3DVAR aplicado a uma janela de assimilação, isto é, para o intervalo de tempo decorrido entre duas análises (ANEXO L), subdividido em vários subintervalos. Na versão inicial deste método, era exigido que o modelo deveria ter alto grau de precisão em toda janela de assimilação, atribuindo maior peso ao modelo. Este problema, no entanto, foi resolvido por Trémolet e Fischer (2010), que propuseram uma variante do 4DVAR implementado no sistema previsor do ECMWF. No método descrito por estes autores, pode-se dispensar a forte condição, exigida

desde a primeira implementação do 4DVAR em 1997, de que o modelo deve ter alto grau de precisão em toda janela de assimilação. Esta condição foi substituída pela condição de que o modelo deve ser preciso apenas em cada subintervalo da janela. Por isto tal versão do 4DVAR ficou conhecida como *Weak Constraint* 4DVAR (WC-4DVAR).

Rabier et al. (1998), ao comparar o 4DVAR com o 3DVAR para ciclogêneses rápidas, concluíram que o 4DVAR foi mais eficiente. Caya, Sun e Snyder (2005), utilizando dados sintéticos, compararam o FKEns e o 4DVAR para assimilação de dados de radar em um modelo de circulação geral da atmosfera, concluindo que houve maior impacto do método 4DVAR na previsão das componentes do vento, e maior impacto do FKEns na previsão de precipitação.

A discussão sobre quais das metodologias é mais eficiente para o procedimento de assimilação de dados - filtragem de Kalman *versus* métodos variacionais - é um debate recorrente entre pesquisadores. Como consequência há uma rica literatura comparando estas duas abordagens. Meng e Zhang (2008), com o objetivo de comparar o FKEns com o método 3DVAR para o modelo WRF, assimilaram dados de pressão e perfis verticais de vento através dos dois métodos, constatando maior impacto do FKEns. Um aspecto interessante neste trabalho é que o *ensemble* utilizado no experimento foi constituído por previsões geradas por diferentes configurações de parametrizações físicas. Zhang et al. (2011), por exemplo, compararam os métodos FKEns, 3DVAR e 4DVAR aplicados a um modelo de área limitada. Os autores relataram menor erro de previsão dos campos de temperatura e vento para 12, 24 e 36 horas do FKEns e 4DVAR, ressaltando que o FKEns foi mais preciso com o aumento do horizonte de previsão para 48 e 72 horas.

Os métodos híbridos constituem uma alternativa na solução do problema de assimilação para uma grande dimensão espacial. Hamill e Snyder (2000) desenvolveram uma forma híbrida entre o 3DVAR e o FKEns, onde a matriz de covariância dos erros de estimativa é obtida através da combinação linear convexa das matrizes de covariância dos erros calculadas com o método 3DVAR e com o FKEns. Os autores concluíram que as estimativas mais precisas para a maioria das variáveis foram obtidas com maior peso atribuído ao FKEns. Hansen e Smith (2001) propuseram uma análise baseada na integração do 4DVAR e do FKEns paralelamente, onde a matriz de covariância do erro de estimativa do FKEns foi utilizada na minimização da função custo do 4DVAR, constatando-se redução do

erro de estimativa do modelo utilizado com assimilação. Wang et al. (2008) propuseram um método híbrido, utilizando o FKTEns e o 3DVAR. Neste método, as matrizes de covariância dos erros, geradas pelos *ensembles* do FKTEns, são utilizadas na minimização variacional. Os autores concluíram que este método híbrido gerou resultados na previsão de campos de temperatura e vento mais precisos do que os obtidos anteriormente utilizando apenas o 3DVAR.

Nos últimos anos foram realizadas pesquisas com o intuito de implementar a assimilação de dados de radar e satélite para o modelo WRF. Sugimoto et al. (2009) assimilaram dados de radar utilizando o modelo WRF com Assimilação de Dados 3DVAR (WRF-3DVAR), obtendo melhora para as variáveis associadas com o campo convectivo. Rakesh, Singh e Joshi (2009), avaliando o impacto do método 3DVAR na assimilação de dados de satélite utilizando os modelos WRF e MM5 sobre a Índia, observaram impacto semelhante nos dois modelos, com melhora na CI para os campos de vento, temperatura e umidade.

O modelo WRF possui uma ampla comunidade nacional e internacional de usuários, entre outros motivos, por ter o núcleo e o sistema de assimilação de dados desenvolvidos para diferentes plataformas, diretivas de paralelismo e compiladores. Por conseguinte, à medida que a assimilação de dados se torna uma linha de pesquisa cada vez mais importante para o aperfeiçoamento da PNT, mais enriquecida fica a bibliografia sobre este tema. Os principais trabalhos sobre assimilação de dados meteorológicos com o WRF são de Barker et al. (2012) e Huang et al. (2009). Vale citar também o trabalho de Routray et al. (2010), que investiga o impacto da assimilação através do método 3DVAR aplicado ao modelo WRF para eventos de precipitação intensa ocorridos na região das monções indianas. Os autores relatam que o WRF-3DVAR foi eficiente na reprodução da localização e na quantidade de precipitação.

Barker et al. (2012) apresenta os principais avanços obtidos com a utilização dos métodos variacionais em modelos de PNT, revisando os principais trabalhos na área nos últimos anos. Os autores ressaltam o surgimento dos métodos híbridos *ensemble/variacionais*, a criação dos sistemas de assimilação de dados aplicados aos modelos WRF e MM5, e o aperfeiçoamento das técnicas de assimilação de dados de satélite e radar.

Como o objetivo específico da pesquisa inclui avaliação do processo de assimilação de dados 3DVAR em casos de precipitação na Região Sul do Brasil utilizando o WRF, referencia-se a seguir, trabalhos relacionados a estes tópicos.

Homman et al. (2010a, 2010b) relatam a eficiência do WRF na reprodução do cenário sinótico sobre o RS para o evento analisado. Silva et al. (2010) constataam concordância da previsão do WRF com os dados de vento observados para um evento de ventos intensos no RS. Lima et al. (2011, 2012) apresentam estudos estatísticos validando a previsão de pressão reduzida ao nível médio do mar, temperatura em 2 metros, temperatura do ponto de orvalho, umidade relativa, precipitação e velocidade dos ventos obtidas com o WRF para a Região Sul do Brasil. A boa performance do WRF na previsão de precipitação em eventos de precipitação intensa no RS é relatada por Macedo, Tuchtenhagen e Yamasaki (2012), e também por Vargas Júnior et al. (2012). O método 3DVAR é utilizado no modelo MM5 por G. Silva, A. Silva e Yamasaki (2012) para assimilar dados de refletividade de um radar Doppler no RS, constatando-se maior precisão nas previsões do sistema com assimilação de dados.

Materiais e Métodos

Nas seções 3.1 e 3.2 são descritos, respectivamente, os procedimentos para o processamento do modelo WRF e o conjunto de componentes do sistema WRFDA. Nas seções seguintes são descritos os dados assimilados, as principais características meteorológicas da Região Sul do Brasil (RSB), os casos de precipitação estudados na pesquisa e a metodologia utilizada nas análises sinótica, termodinâmica e da precipitação em cada caso.

3.1 Sistema WRF

O sistema de modelagem *Advanced Research WRF* (ARW), doravante denotado simplesmente WRF, é um sistema de PNT de última geração, que pode ser implementado em computadores com diversas arquiteturas e suporta diferentes diretivas de paralelismo. Ele apresenta um módulo constituído pelo modelo de equações primitivas, que vem sendo desenvolvido pelo NCAR, em colaboração com o NCEP e o *Forecast Systems Laboratory* (FSL).

O WRF utiliza o sistema de coordenada vertical η (Fig. 1), expresso por:

$$\eta = \frac{p_h - p_{ht}}{p_{hs} - p_{ht}}, \quad \text{Equação 1}$$

onde p_h é a componente hidrostática da pressão, p_{ht} é a pressão hidrostática no topo da atmosfera e p_{hs} é a pressão hidrostática na superfície (WANG et al., 2012).

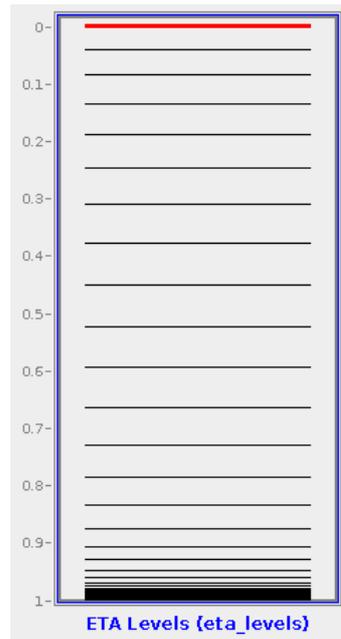


Figura 1 - Sistema de Coordenada η

3.1.1 Equações do modelo

Os processos físicos que ocorrem na atmosfera podem ser representados por um sistema de equações diferenciais parciais que regem o seu comportamento hidrotérmico (HOLTON, 1972). O modelo WRF baseia-se neste sistema de equações para calcular as grandezas meteorológicas necessárias para a previsão do tempo. No entanto, estas equações não podem ser resolvidas analiticamente; a menos que sejam admitidas várias aproximações, as quais reduziram substancialmente a física do modelo. Este sistema no WRF, leva em consideração o efeito tridimensional da força de Coriolis, a umidade do ar e a projeção cartográfica (SKAMAROCK et al., 2005). As equações efetivamente utilizadas no modelo também apresentam variáveis na forma de perturbações para reduzir os erros de truncamento no cálculo do gradiente horizontal de pressão, bem como de arredondamento no cálculo do gradiente vertical de pressão.

A notação e o significado físico das variáveis que figuram nas seguintes equações do modelo WRF - que seguem a notação usual da física - são descritas em detalhes por Skamarock et al. (2005).

Conservação da quantidade de movimento no WRF:

$$\partial_t U + m[\partial_x(U_u) + \partial_y(V_u)] + \partial_\eta(\Omega u) + (\mu_d \alpha \partial_x p' + \mu_d \alpha' \partial_x \bar{p}) +$$

$$(\alpha/\alpha_d)(\mu_d \partial_x \phi' + \partial_\eta p' \partial_x \phi - \mu'_d \partial_x \phi) = F_U \quad \text{Equação 2}$$

$$\partial_t V + m[\partial_x(U_v) + \partial_y(V_v)] + \partial_\eta(\Omega v) + (\mu_d \alpha \partial_y p' + \mu_d \alpha' \partial_y \bar{p}) +$$

$$(\alpha/\alpha_d)(\mu_d \partial_y \phi' + \partial_\eta p' \partial_y \phi - \mu'_d \partial_y \phi) = F_V \quad \text{Equação 3}$$

$$\partial_t W + m[\partial_x(U_w) + \partial_y(V_w)] + \partial_\eta(\Omega w) -$$

$$m^{-1}g(\alpha/\alpha_d)[\partial_\eta p' - \bar{\mu}_d(q_v + q_c + q_r)] + m^{-1}\mu'_d g = F_W \quad \text{Equação 4}$$

Conservação da energia termodinâmica no WRF:

$$\partial_t \Theta + m^2[\partial_x(U_\theta) + \partial_y(V_\theta)] + m \partial_\eta(\Omega \theta) = F_\Theta \quad \text{Equação 5}$$

Conservação da massa no WRF:

$$\partial_t \mu'_d + m^2[\partial_x(U) + \partial_y(V)] + m \partial_\eta \Omega \theta = 0 \quad \text{Equação 6}$$

Geopotencial no WRF:

$$\partial_t \phi' + \mu_d^{-1}[m^2(U \phi_x + V \phi_y) + m \Omega \phi_\eta - gW] = 0 \quad \text{Equação 7}$$

Hidrostática no WRF:

$$\partial_\eta \phi' = -\mu'_d \alpha'_d - \alpha_d \mu'_d \quad \text{Equação 8}$$

Estado termodinâmico no WRF:

$$P = P_0(R_d \theta / P_0 \alpha)^\gamma \quad \text{Equação 9}$$

3.1.2 Discretização temporal e espacial

O WRF apresenta um esquema de integração temporal que resolve as ondas longas pelo do Método Runge-Kutta de 3º ordem (RK3). As ondas acústicas horizontais são integradas com um esquema *forward-backward*, enquanto as ondas verticais e as oscilações flutuantes são integradas com um esquema vertical implícito - utilizando o mesmo passo de tempo das ondas acústicas horizontais.

A discretização espacial do WRF é feita empregando a grade do tipo C de Arakawa (ARAKAWA; LAMB, 1977). Neste tipo de grade, as variáveis termodinâmicas e de umidade são definidas no centro, enquanto as componentes horizontais do vento u , v são “estagueradas” na horizontal e a componente vertical do vento w é “estaguerada” na vertical. Elas são definidas nos pontos, conforme ilustrado na Fig. 2:

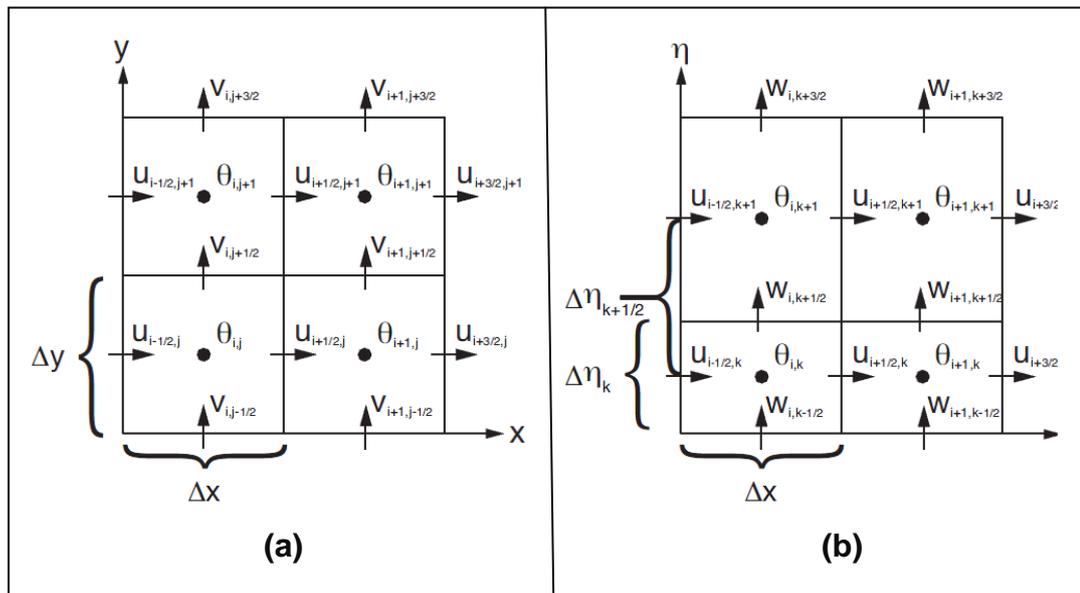


Figura 2 (a),(b) - Grades do Tipo C de Arakawa

Fonte: ARAKAWA; LAMB, 1977

3.1.3 Parametrizações do WRF

O WRF resolve explicitamente, através de esquemas de microfísica, os processos de precipitação, vapor d'água e nuvens. Para isto, são utilizadas versões simplificadas das complexas fórmulas dos modelos teóricos na resolução dos termos associados aos fluxos turbulentos de quantidade de movimento, calor e umidade, em termos das variáveis do modelo, ou seja, parametrizados. As parametrizações *cumulus* são utilizadas para levar em consideração os efeitos convectivos e de nuvens, que ocorrem em uma escala espacial menor do que a da grade definida, a qual proporciona perfis verticais de calor e umidade, além da componente convectiva da chuva na superfície. Além disso, o WRF apresenta esquemas de parametrizações da camada superficial, de superfície-terra, da física da camada limite planetária, e de radiações de ondas longas e curtas.

As parametrizações utilizadas no desenvolvimento proposto - com as respectivas numerações no *namelist* do modelo - são: esquema de microfísica de Goddard (opção 7), esquema *Rapid Radiative Transfer Model* (RRTM) para radiação

de onda longa (opção 1), esquema de Dudhia para radiação de onda curta (opção 1), esquema de camada superficial PBL de Nakanishi e Niino (opção 5), esquema de superfície de difusão termal de 5 camadas (opção 1), esquema de camada limite planetária de Mellor-Yamada Nakanishi e Niino (opção 5), e esquema de Kain-Fritsch para parametrização *cumulus* (opção 1). Todas as parametrizações disponíveis são descritas em detalhes por Wang et al. (2012).

3.1.4 Processamento do WRF

O sistema WRF é processado, basicamente, em três fases: pré-processamento, processamento e pós-processamento. Cada etapa envolve um conjunto de programas com funções específicas.

Para o processamento do modelo WRF é necessário dispor de dados para constituir os campos de inicialização. Além disso, quando o domínio de processamento é uma área limitada, é necessário dispor de uma Condição de Fronteira (CF) para que o modelo possa proceder a integração numérica. Estes dados podem ser obtidos da análise e previsão de modelos globais, como o GFS, que é utilizado no desenvolvimento proposto. O GFS - que até abril de 2002 constituía o então MRF/AVN - é um sistema de análise e previsão de tempo utilizado para fins de previsão global. Ele é constituído por um módulo de assimilação de dados - o *Global Data Assimilation System* (GDAS), e por um modelo espectral global - que assim como outros modelos espectrais, representa as variações espaciais das variáveis meteorológicas através de uma série finita de ondas de diferentes comprimentos. Ele é processado 4 vezes por dia no sistema operacional do NCEP - 00:00UTC, 06:00UTC, 12:00UTC e 18:00UTC. Em cada processamento ele produz prognósticos numéricos para cada 3 horas, com horizonte de previsão de até 384 horas. Ele possui uma resolução horizontal espectral triangular 254 (T254) que, na grade gaussiana, apresenta 768x384 pontos - com resolução espacial de aproximadamente 0,5x0,5 graus.

Os principais programas utilizados no processamento do WRF são resumidamente descritos a seguir, a fim de elucidar a forma de processamento.

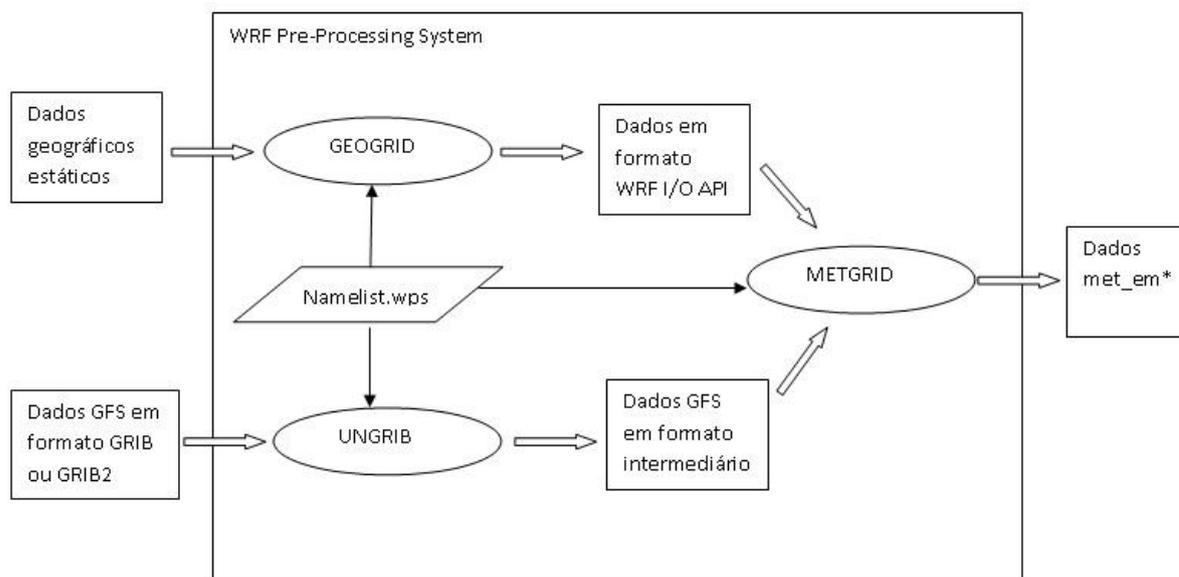


Figura 3 - Processamento do WPS

No pré-processamento, ilustrado pela Fig. 3, são processados os programas que constituem o *WRF Pre-Processing System* (WPS). O GEOGRID define o domínio da previsão e interpola os dados estáticos de superfície para os pontos de grade do modelo, gerando arquivos de dados em formato WRF I/O API. O UNGRIB “describa” os arquivos que estão no formato GRIB ou GRIB2, que apresentam campos meteorológicos dinâmicos de regiões que envolvem o domínio de integração ou global - do modelo global GFS - e cria arquivos em um formato intermediário. O METGRID gera os arquivos *met_em**, em formato NETCDF, com todos os campos interpolados sobre o domínio da previsão a partir dos dados em formato WRF I/O API e dos dados em formato intermediário (WANG et al., 2012). Os dados sobre as datas, bem como horário inicial e final de integração, são controlados pelo arquivo *namelist.wps*.

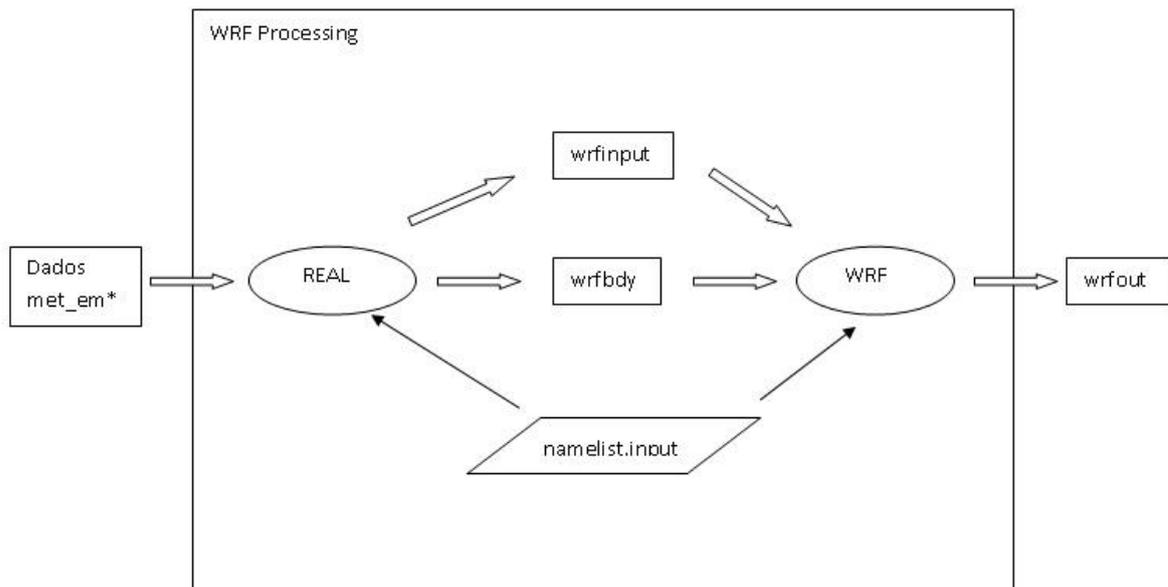


Figura 4 - Processamento do WRF

Na sequência de processamento do WRF, ilustrada na Fig. 4, os arquivos *met_em**, são utilizados pelo programa REAL para gerar a CI *wrfinput* e a CF *wrfbdy*. O processamento do modelo é feito pelo programa WRF, que fornece as previsões - em arquivo de saída *wrfout* (WANG et al., 2012). As informações sobre as parametrizações, bem como outros parâmetros de processamento como as datas e as horas são controladas por parâmetros que podem ser estabelecidos nas diretivas do *namelist.input*.

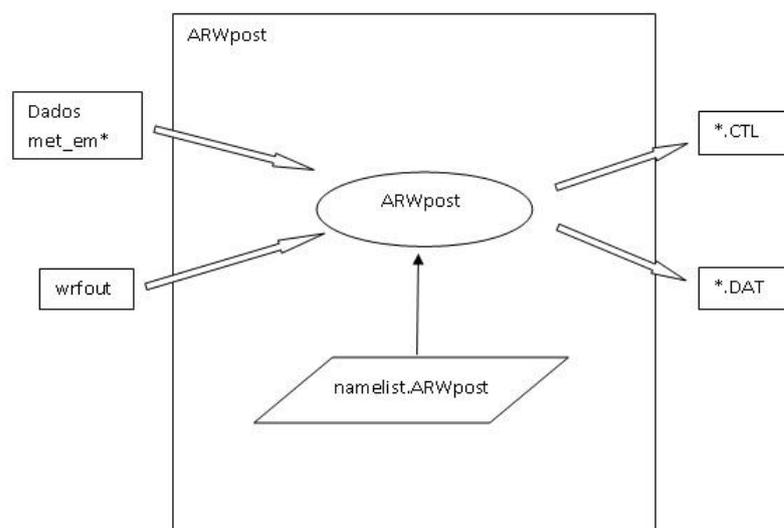


Figura 5 - Sistema ARWpost

O pós-processamento do WRF para a visualização dos campos meteorológicos dos prognósticos numéricos gerados pelo modelo pode ser feito empregando diferentes sistemas de manipulação gráfica e de análise (WANG et al., 2012). O sistema ARWpost, ilustrado pela Fig. 5, é utilizado para gerar arquivos no formato requerido pelo *Grid Analysis and Display System* (GRADS), disponível na *web* em GRADS (2012). Este sistema permite a visualização e produção de arquivos com campos meteorológicos em diferentes formatos de figuras - jpeg, tiff, gif; por exemplo. A saída *wrfout* do modelo é utilizada para o processamento do programa ARWpost - que gera dois arquivos de saída: *.DAT - arquivo de dados binários com o conteúdo da saída *wrfout* - e *.CTL - arquivo descritor do arquivo de dados *.DAT, onde o asterisco aqui substitui a informação do horário e da data da análise. A configuração dos parâmetros do sistema GRADS é feita estabelecendo as diretivas do processamento no *namelist.ARWpost*.

3.2 Sistema WRFDA

A seguir é apresentada a descrição das manipulações matemáticas necessárias para a obtenção das soluções exata e numérica para o problema variacional 3DVAR. Na sequência são apresentados os procedimentos computacionais necessários para o processamento do sistema WRFDA.

3.2.1 Método Variacional Tridimensional

O método 3DVAR consiste, basicamente, na minimização de uma função custo J , diretamente proporcional à diferença entre observação e estimativa do modelo, com o objetivo de se obter a análise ótima (FISCHER, 2001a).

3.2.1.1 Solução exata do problema variacional 3DVAR

A função custo descrita por Lorenc (1986), com base na teoria de probabilidades bayesiana, é dada por

$$J(x) = \frac{1}{2}(x - x_b)^T B^{-1}(x - x_b) + \frac{1}{2}(y_0 - H(x_b))^T R^{-1}(y_0 - H(x_b)) \quad \text{Equação 10}$$

onde x é a observação, x_b é o campo de *background* (integração curta do modelo ou climatologia, que pode ser conotado como campo suporte), y_0 é a estimativa inicial, H é um operador que age sobre a dimensão da observação possibilitando a comparação desta com a estimativa inicial do modelo, B é a matriz de covariância dos erros de estimativa e R é a matriz de covariância dos erros de observação.

Definindo o mínimo de $J(x)$ como $x = x_a$, tem-se que $\nabla_x J(x_a) = 0$ é uma solução exata para o problema de minimização.

Supondo que H seja linear (ou uma linearização de um operador não-linear) e que x é suficientemente próximo da análise final x_a , pode-se calcular

$$y_0 - H(x) = y_0 - H(x_b + (x - x_b)). \quad \text{Equação 11}$$

Da equação 11, como H é linear, tem-se que

$$y_0 - H(x) = ((y_0 - H(x_b)) - H(x - x_b)). \quad \text{Equação 12}$$

Substituindo a equação 12 na equação 10, obtém-se

$$J(x) = \frac{1}{2}(x - x_b)^T B^{-1}(x - x_b) + \frac{1}{2}(((y_0 - H(x_b)) - H(x - x_b))^T R^{-1}(((y_0 - H(x_b)) - H(x - x_b))). \quad \text{Equação 13}$$

Calculando os produtos e utilizando regras de transposição de matrizes na equação 13 resulta que

$$2J(x) = (x - x_b)^T B^{-1}(x - x_b) + (x - x_b)^T H^T R^{-1} H(x - x_b) - (y_0 - H(x_b))^T R^{-1} H(x - x_b) - (x - x_b)^T H^T R^{-1} (y_0 - H(x_b)) + (y_0 - H(x_b))^T R^{-1} (y_0 - H(x_b)). \quad \text{Equação 14}$$

Pondo em evidência $(x - x_b)$ e definindo $\delta x = x - x_b$ na equação 14, tem-se

$$2J(x) = \delta x^T (B^{-1} + H^T R^{-1} H) \delta x - 2(y_0 - H(x_b))^T R^{-1} H \delta x + (y_0 - H(x_b))^T R^{-1} (y_0 - H(x_b)). \quad \text{Equação 15}$$

Ou, dividindo ambos os membros da igualdade na equação 15 por 2,

$$J(x) = \frac{1}{2} \delta x^T (B^{-1} + H^T R^{-1} H) \delta x - (y_0 - H(x_b))^T R^{-1} H \delta x + \frac{1}{2} (y_0 - H(x_b))^T R^{-1} (y_0 - H(x_b)). \quad \text{Equação 16}$$

A equação 16 é conhecida na literatura como forma incremental da função custo (LORENC,1986), pois está escrita em termos de δx . Por outro lado, para calcular o gradiente $\nabla J(x)$, faz-se uso da fórmula geral para derivação de funcionais quadráticos apresentada na equação 17 abaixo:

Dado um funcional quadrático $F(x) = \frac{1}{2}x^T Ax + d^T x + c$, onde A é uma matriz simétrica, d um vetor e c um escalar, tem-se

$$\nabla F(x) = Ax + d. \quad \text{Equação 17}$$

Aplicando a fórmula da equação 17 na equação 16, obtém-se

$$\nabla J(x) = (B^{-1} + H^T R^{-1} H)\delta x - H^T R^{-1}(y_0 - H(x_b)). \quad \text{Equação 18}$$

Para $\nabla J(x) = 0$, tem-se, a partir da equação 18,

$$(B^{-1} + H^T R^{-1} H)\delta x = H^T R^{-1}(y_0 - H(x_b)). \quad \text{Equação 19}$$

Logo, como $(B^{-1} + H^T R^{-1} H)$ é inversível,

$$\delta x = (B^{-1} + H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1}(y_0 - H(x_b)). \quad \text{Equação 20}$$

Pode-se expressar a solução da equação 20 (na forma incremental) em termos de x_a , tal como é apresentado na equação 21 abaixo.

$$x_a = x_b + (B^{-1} + H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1}(y_0 - H(x_b)). \quad \text{Equação 21}$$

A expressão apresentada na equação 21 é a solução exata para o problema variacional 3DVAR de minimização da função custo $J(x)$.

3.2.1.2 Solução numérica do problema variacional 3DVAR

Devido ao alto custo computacional, a solução apresentada na equação 21 não é utilizada computacionalmente como método para minimizar a função custo para casos reais. A seguir, será apresentado o procedimento que constitui a solução numérica do problema variacional 3DVAR:

- 1) Calcula-se $J(x)$ (equação 10), utilizando $x = x_b$ como chute inicial.
- 2) Calcula-se $\nabla J(x)$ (equação 18).
- 3) Utiliza-se uma sub-rotina de otimização - método do gradiente conjugado, por exemplo (HOFFMAN, 1992) - para determinar a direção $f(\nabla J(x))$ ótima para minimização.

- 4) Calcula-se

$$x^{n+1} = x^n + \alpha f(\nabla J(x)) \quad \text{Equação 22}$$

onde n é o número da iteração e α é um coeficiente que determina o número de passos para a análise ótima.

- 5) Verifica-se a convergência de x^{n+1} . Se não houver convergência, retorna-se ao passo 1. Se houver, a solução encontrada na convergência é a solução ótima.

3.2.2 Processamento do WRF-3DVAR

O conjunto dos componentes necessários para a assimilação de dados pelo método variacional no WRF é chamado *WRF Data Assimilation System (WRFDA)*. Na Fig. 6 é apresentado, esquematicamente, as fases do processamento deste sistema.

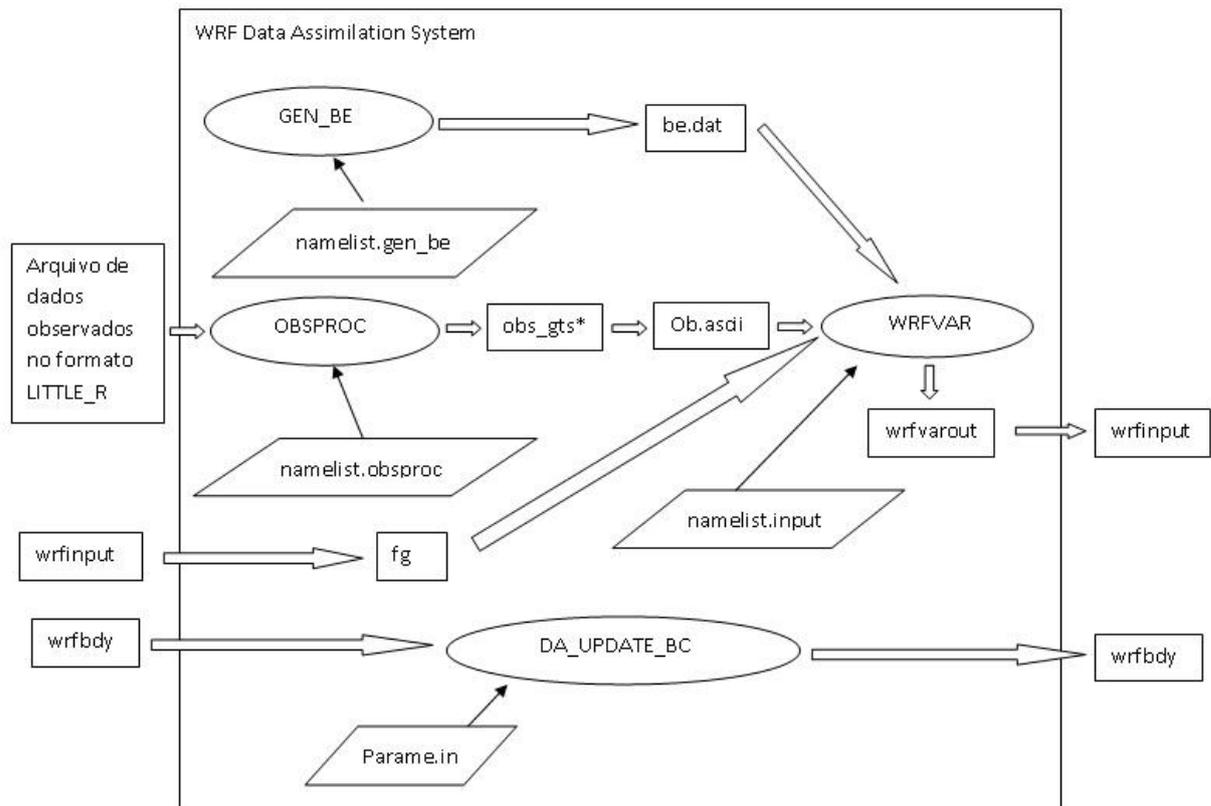


Figura 6 - Sistema WRFDA

O objetivo fundamental do sistema WRFDA é gerar uma nova CI *wrfinput* e uma nova CF *wrfbdy* para o processamento do WRF. Em outras palavras, obter melhor correlação entre os valores observados e os dados da análise, pelo processamento do WRFVAR, e posteriormente, proceder a atualização da CF com o DA_UPDATE_BC.

O processamento do WRFVAR, que fornece a CI com assimilação de dados para um novo processamento do WRF, exige: o arquivo *be.dat*, contendo a matriz de covariância dos erros do modelo e de observações no domínio de integração, geradas através do processamento do GEN_BE; o arquivo *fg*, que na verdade é, nada mais senão o campo de *background* - suporte - do processamento do WRF

sem assimilação de dados; e o arquivo *ob.ascii*, o qual deve ser devidamente gerado, contendo os dados a serem assimilados. Este último é obtido na etapa de preparo dos dados observados, feita através do programa OBSPROC, que exige que os dados de observação estejam em formato LITTLE_R.

Caso o OBSPROC tenha assimilado corretamente os dados de observação, um *script* do utilitário de plotagem gráfica NCL (NCL, 2012), chamado *plot_ob_ascii_loc.ncl* pode ser utilizado para visualizar as estações que tiveram os dados corretamente assimilados.

As datas de processamento do GEN_BE, OBSPROC e WRFVAR são gerenciadas pelo *namelist.gen_be*, *namelist.obsproc* e *namelist.input*, respectivamente.

Após o processamento do WRFVAR, é gerada a saída *wrfvarout*, que é posteriormente renomeada *wrfinput*, ou locada como *link* simbólico com este nome, e que constitui a nova CI gerada através do procedimento de assimilação de dados para a integração do WRF.

No processamento, vários arquivos de verificação do WRFVAR são gerados. Os arquivos de diagnóstico mais importantes são o *rsl_out_0000* e o *statistics* (WANG et al., 2012). Se o processamento do WRFVAR for bem-sucedido, no final do arquivo *rsl_out_0000*, deve-se encontrar a mensagem “*WRF-Var Completed Successfully*”. Os incrementos da análise podem ser verificados utilizando comandos NCO *ncdiff* e *ncbo -y sbt* - que determinam a diferença de conteúdo entre o arquivo com a CI do WRF com e sem assimilação de dados. Além destes arquivos, alguns *scripts* do NCL permitem a visualização do impacto da assimilação na análise. Dentre estes pode-se citar o *WRF-Var_plot.ncl*, *WRF_contributed.ncl.test* e *plot_cost_grad_fn.ncl*, com funções específicas descritas por Wang et al. (2012). Cabe destacar que o *plot_cost_grad_fn.ncl* permite visualizar a minimização da função custo, inclusive o número de iterações necessárias na convergência para a solução numérica. A CF é gerada através do processamento do DA_UPDATE_BC, que transforma a CF *wrfbdy* do processamento sem assimilação em uma CF homônima com assimilação de dados. O gerenciamento das datas para o processamento do DA_UPDATE_BC é feito através de parâmetros do arquivo *parame.in*.

A nova CI *wrfinput* e a nova CF *wrfbdy*, geradas pelo sistema WRFDA, são utilizadas para um novo processamento do modelo WRF, que resultará em uma previsão *wrfout* com assimilação de dados.

Para fins de notação, será doravante citado como “WRF” o modelo WRF processado sem a assimilação de dados, e “WRFVAR” o modelo processado com a assimilação de dados pelo sistema WRFDA, utilizando o método 3DVAR.

3.3 Dados utilizados

No desenvolvimento da pesquisa foram assimilados os dados das estações automáticas do INMET, obtidos na página *Web* deste instituto (INMET, 2012), através de um *script* desenvolvido em linguagem SHELL, e também os dados de radiossondagens obtidos na página Wyoming (2012). A conversão destes dados, do formato *ascii* para o formato LITTLE_R, é feita por um programa em linguagem de programação *IBM Mathematical Formula Translation System* (FORTRAN), especialmente desenvolvido para este fim. Para a RSB, os dados do INMET são disponibilizados por 82 estações automáticas (ANEXO M) e os dados de radiossondagem por 6 estações (ANEXO N).

Um aspecto interessante da pesquisa é que os dados das estações automáticas do INMET não são assimilados pelo GFS, sendo assim, a CI gerada pelo WRFVAR agrega informação não contida na CI fornecida pelo modelo global GFS. Além disso, ainda que os dados de radiossondagem já estejam sendo assimilados pelo GFS, o processamento do WRFVAR é realizado com uma resolução espacial maior dos campos: enquanto o GFS é processado com distância entre os pontos de grade da ordem de 50Km, o WRFVAR é processado com 18Km.

Foram assimilados dados de temperatura do ar, temperatura do ponto de orvalho, umidade relativa do ar, velocidade do vento, direção do vento e precipitação das estações automáticas do INMET, e dados de pressão atmosférica, altitude, temperatura do ar, temperatura do ponto de orvalho, umidade relativa do ar, razão de mistura, velocidade do vento e direção do vento das estações de radiossondagem da RSB. A janela de assimilação - que determina o tempo de duração da assimilação de dados tomando como base o horário da análise - utilizada nesta pesquisa teve duração de 1 hora.

3.4 Caracterização da área de estudo

A região definida para a integração do WRF é a RSB. Ela abrange os estados do Paraná (PR), Santa Catarina (SC) e RS, compreendendo uma área de aproximadamente 577.214Km² (IBGE, 2010). Essa parte do Sul do país corresponde a cerca de 6,75% do território brasileiro - que é a menor porcentagem territorial dentre as cinco regiões que compõem o país. Ela apresenta uma população aproximada de 27.384.015 habitantes (IBGE, 2010) e o maior IDH do Brasil, de 0,831 (IBGE, 2005). Ela apresenta o terceiro maior PIB per capita do país - de 18.257,79 reais (IBGE, 2008). O domínio de previsão do WRF para os eventos estudados é apresentado na Fig. 7. Este domínio é configurado no sistema de projeção Lambert, com espaçamento horizontal de 18Km e 35 níveis η na vertical.

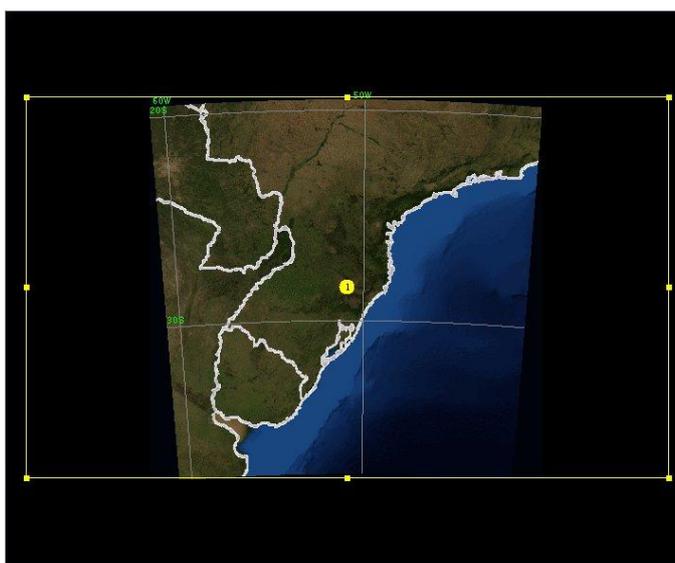


Figura 7 - Domínio da Previsão

A RSB localiza-se logo abaixo do Trópico de Capricórnio, em uma zona temperada de clima subtropical, embora no norte do Paraná predomine o clima tropical. Apresenta uma temperatura média anual entre 14°C e 22°C - podendo diminuir para 10°C em locais com altitude superior a 1100 metros (SIMIELLI, 2009). Com relação aos sistemas climatológicos, a região é afetada pelo fenômeno El Niño Oscilação Sul (ENOS), responsável pelas anomalias positivas de precipitação sobre o sul do RS durante o inverno (MARQUES; RAO, 1999). A pluviosidade média anual varia entre 1250mm e 2000mm. No entanto, no litoral do PR e no oeste de SC, a

média anual é superior a 2000mm, enquanto no norte do PR e em uma pequena parte do litoral de SC, a média anual é inferior a 1250mm. Em quase toda região, a máxima pluviosidade ocorre no inverno, e a mínima no verão (SIMIELLI, 2009).

Segundo Saraiva (1996), dentre os sistemas de mesoescala que atuam na região, destacam-se os Sistemas Convectivos de Mesoescala (SCM), os Complexos Convectivos de Mesoescala (CCM), as Linhas de Instabilidade (LI) e os Jatos de Baixos Níveis (JBN). Segundo Harter (2004), os principais sistemas de escala sinótica que atuam na região são os sistemas frontais - ciclogêneses e frontogêneses, os Vórtices Ciclônicos de Altos Níveis (VCAN) e as correntes de jato subtropical e polar. Além disso, ressalta-se que, segundo Nery (2005), os sistemas frontais são os principais causadores de chuvas.

3.5 Casos de precipitação ocorridos na Região Sul do Brasil

A região à leste da Cordilheira dos Andes, mais precisamente entre 30° e 50° de latitude sul, onde está localizada a RSB, é uma região favorável à formação e intensificação de ciclones e apresenta grandes variações - tanto espaciais como temporais - das variáveis meteorológicas, como pressão, temperatura, umidade e ventos.

Sinclair (1996), utilizando 17 anos de dados para todo o HS, encontrou algumas regiões ciclogênicas na América do Sul (AS). Particularmente, dois centros de máxima ocorrência durante o ano foram encontrados na vizinhança da RSB - um próximo ao Uruguai (máximo no inverno) e outro próximo ao Golfo de San Matias, na Argentina (máximo no verão). Gan e Rao (1991) relacionam o máximo observado sobre o Uruguai à instabilidade baroclínica e efeito da montanha. O máximo sobre o Golfo de San Matias, foi relacionado pelos autores, ao processo de instabilidade baroclínica na corrente dos ventos de oeste, intensificados pelo contraste continente-oceano. Segundo o modelo conceitual de ciclogênese descrito por Bjerknes e Solberg (1922) existem duas regiões de convergência de massa: a frente fria e a frente quente. Na RSB, as frentes frias estão fortemente relacionadas com a ocorrência de chuvas (NERY, 2005).

A seleção dos eventos a serem descritos compreende dois casos de precipitação ocorridos na RSB, causados pela ciclogênese associada à frente fria, com forte baroclinia. No primeiro caso ocorreu a precipitação registrada na RSB,

com ciclogênese no dia 18 de setembro de 2012 e oclusão no dia 19 de setembro de 2012, e no segundo caso ocorreu a precipitação registrada em algumas regiões da RSB, com ciclogênese no dia 22 de novembro de 2012 e oclusão no dia 24 de novembro de 2012.

3.6 Descrição Sinótica

O cenário sinótico dos casos de precipitação destacados na seção 3.5, é descrito baseado no modelo GFS, imagens do canal infravermelho realçado do satélite GOES-12 (GOES, 2012) e dados das estações automáticas da rede de superfície do INMET (INMET, 2012).

Os seguintes campos do modelo são analisados na verificação: Precipitação Horária (PREC1), Precipitação Acumulada em 6 Horas (PREC6), Pressão Reduzida ao Nível Médio do Mar (PNM), Temperatura do ar em 2 Metros (T2), Linhas de Corrente em 500hPa (LC500), Linhas de Corrente em 200hPa (LC200) e Vorticidade Relativa em 500hPa (VORT500).

3.7 Análises Termodinâmicas

Com o auxílio das figuras geradas com o sistema GRADS, foi feita a comparação entre os perfis termodinâmicos observados, nas cidades com estações de radiossondagem da RSB, e os perfis termodinâmicos do WRF para cada caso, com e sem assimilação de dados. Isto foi feito plotando-se diagramas *SkewT-LogP*, cujos detalhes são descritos por Godske et al. (1957 *apud* VAREJÃO-SILVA, 2000).

Tendo em vista que as radiossondagens apresentam dados coletados em função do tempo durante a ascensão do balão meteorológico, foi feita a interpolação ponderada à massa (ou seja logarítmica em pressão) dos dados para níveis de pressão inteira. Isso foi feito para fins de comparação com os prognósticos do WRF, cujos perfis foram gerados para cada 50hPa. A análise e a comparação são feitas para perfis verticais da Temperatura do Ar (TC) e da Temperatura do Ponto de Orvalho (TD). São Comparados os perfis previstos pelo WRF e pelo WRFVAR com os perfis verticais das radiossondagens disponíveis das seguintes cidades da RSB: Uruguaiana, Santa Maria, Porto Alegre, Florianópolis, Curitiba e Foz do Iguaçu.

3.8 Análise da precipitação acumulada em 12 horas

Os dados pluviométricos coletados pelas estações automáticas da rede de superfície do INMET (INMET, 2012) foram utilizados para se proceder a análise da Precipitação Acumulada em 12 Horas (PREC12). Esta análise foi feita mediante a comparação dos valores previstos pelo WRF e pelo WRFVAR, para as cidades de Porto Alegre, Santa Maria, Rio Grande, Joaçaba, Florianópolis, Foz do Iguaçu e Curitiba.

Resultados e Discussão

Nas seções 4.1 e 4.2 são apresentados os resultados da integração do WRFVAR para dois casos de precipitação, ocorridos respectivamente, entre 18/09/2012 e 19/09/2012, doravante denominado caso 1, e entre 22/11/2012 e 24/11/2012, doravante denominado caso 2.

4.1 Estudo do caso 1

Na seção 4.1.1 é feita uma descrição sucinta do caso 1. Na seção 4.1.2 são apresentados campos de diferenças entre o *first-guess* do WRF e a análise do WRFVAR. Na sequência, seções 4.1.3 e 4.1.4, apresenta-se respectivamente, a previsão gerada pelo WRFVAR e o viés causado na previsão do modelo, devido a inserção dos dados através do processo de assimilação. Também na seção 4.1.4, avalia-se perfis verticais de TC e TD, gerados pelo WRF e WRFVAR, para as cidades de Porto Alegre e Curitiba. Finaliza-se o capítulo, na seção 4.1.5, com uma avaliação subjetiva da assimilação de dados na previsão de PREC12.

4.1.1 Descrição do caso 1

Os sistemas sinóticos que provocaram as mudanças de tempo sobre a região de estudo, são descritos a seguir com base nos prognósticos do GFS. Explorou-se a propagação, intensificação/decaimento dos sistemas por 60 horas de integração do modelo. Entretanto, para evitar excesso de figuras no texto, apresenta-se apenas os campos essenciais para entendimento do leitor.

Na Fig. 8 são apresentados os campos de PNM e Temperatura Potencial na superfície, e também as linhas de corrente em 850hPa simulados pelo GFS para às 06:00UTC de 18/09/2012.

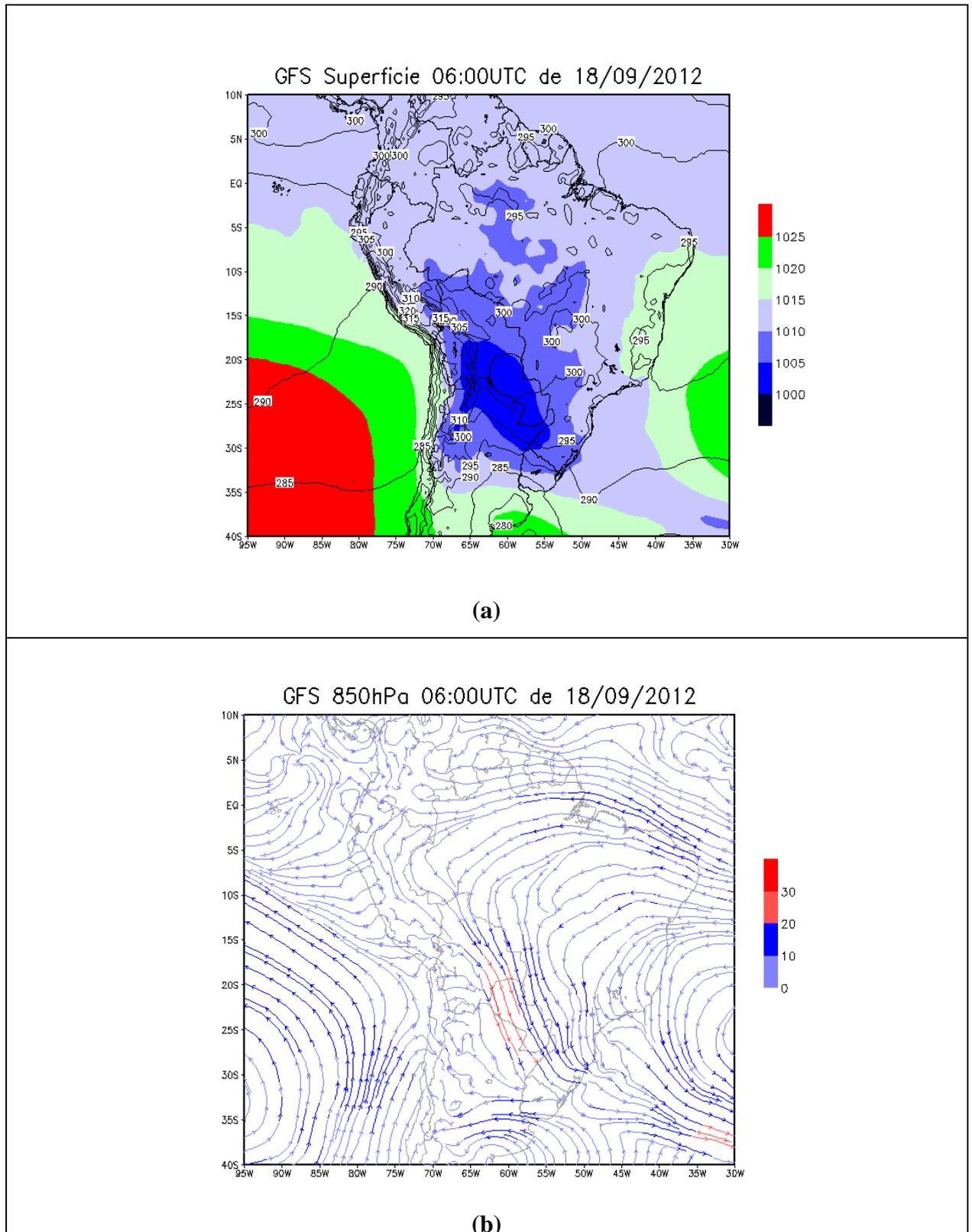


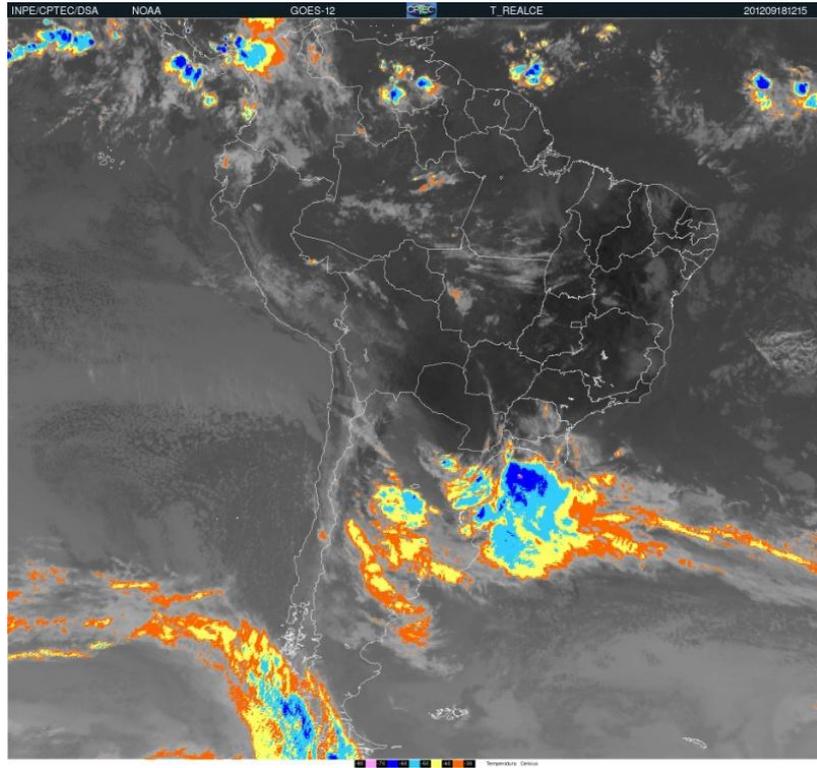
Figura 8 - Campos do GFS às 06:00UTC do dia 18/09/2012 em superfície e 850hPa:
 (a) PNM em hPa e Temperatura Potencial em graus Kelvin na superfície
 (b) Campo de linhas de Corrente em 850hPa.

Na superfície, a análise das 06:00UTC de 18/09/2012, mostra a presença de um sistema frontal estacionário sobre o sul da América do Sul (AS), associado com um centro de baixa pressão no norte da Argentina, como pode ser observado nos campos de PNM e Temperatura Potencial da Fig. 8a. Ainda às 06:00UTC de 18/09/2012, as Linhas de Corrente em 850hPa da Fig. 8b mostram que os ventos mais intensos do norte deslocam o sistema para o RS. Nas análises subsequentes, não apresentadas no texto, nota-se que outra frente se forma no Oceano Pacífico, seguida por um anticiclone migratório pós-frontal, ambos se deslocando para a direção leste. Este acoplamento de sistemas frontais explica a PREC1 observada em Santa Rosa e Porto Alegre, mesmo decorridas muitas horas após a PREC1 observada em Caçapava do Sul e Canguçu.

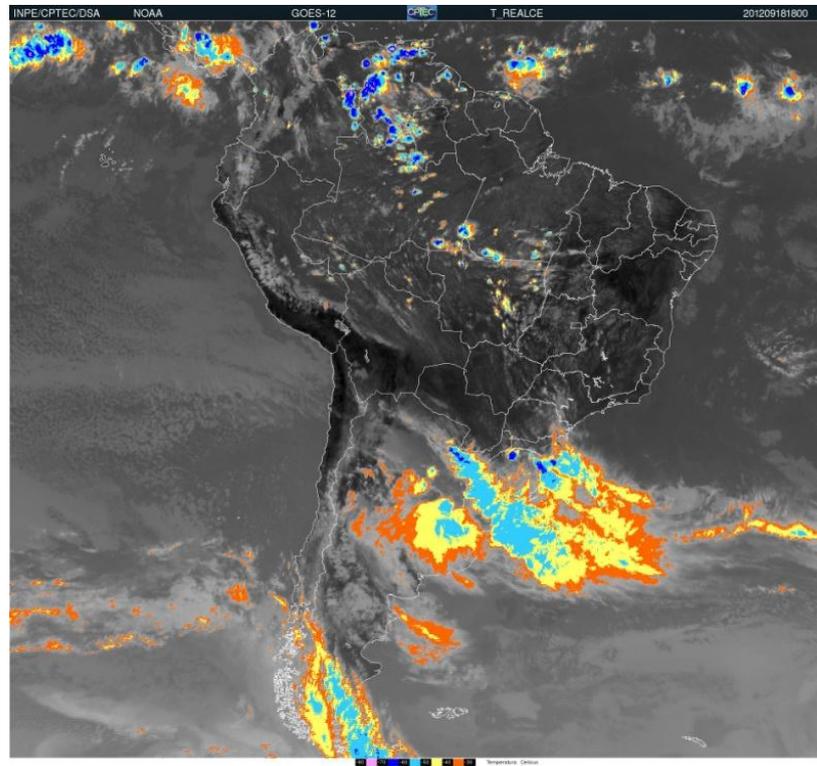
Na Fig. 9 são apresentados os campos de linhas de corrente e espessura geopotencial para 500hPa e 200hPa simulados pelo GFS para às 06:00UTC de 18/09/2012.

Nos níveis médios, os campos de Linhas de Corrente e de Altura Geopotencial em 500hPa (Fig. 9a), das 06:00UTC de 18/09/2012, mostram um cavado pronunciado, que mantém a atmosfera baroclinicamente instável no RS. À leste deste cavado, região associada com advecção de vorticidade relativa negativa, em ondas de escala sinótica em latitudes médias, foram registrados grandes valores de precipitação, alguns dos quais apresentados na tab. 1. Em altos níveis, os campos de Linhas de Corrente e Altura Geopotencial em 250hPa (Fig. 9b), mostram a ação do Jato Subtropical (JS) e do Jato Polar (JP). A propagação deste sistema, gerou a precipitação registrada nas estações automáticas de superfície do INMET entre 18/09/2012 e 19/09/2012.

Na Fig. 10 são apresentadas imagens de satélite do canal infravermelho do satélite GOES-12 em alguns horários do período de estudo.



(a)



(b)

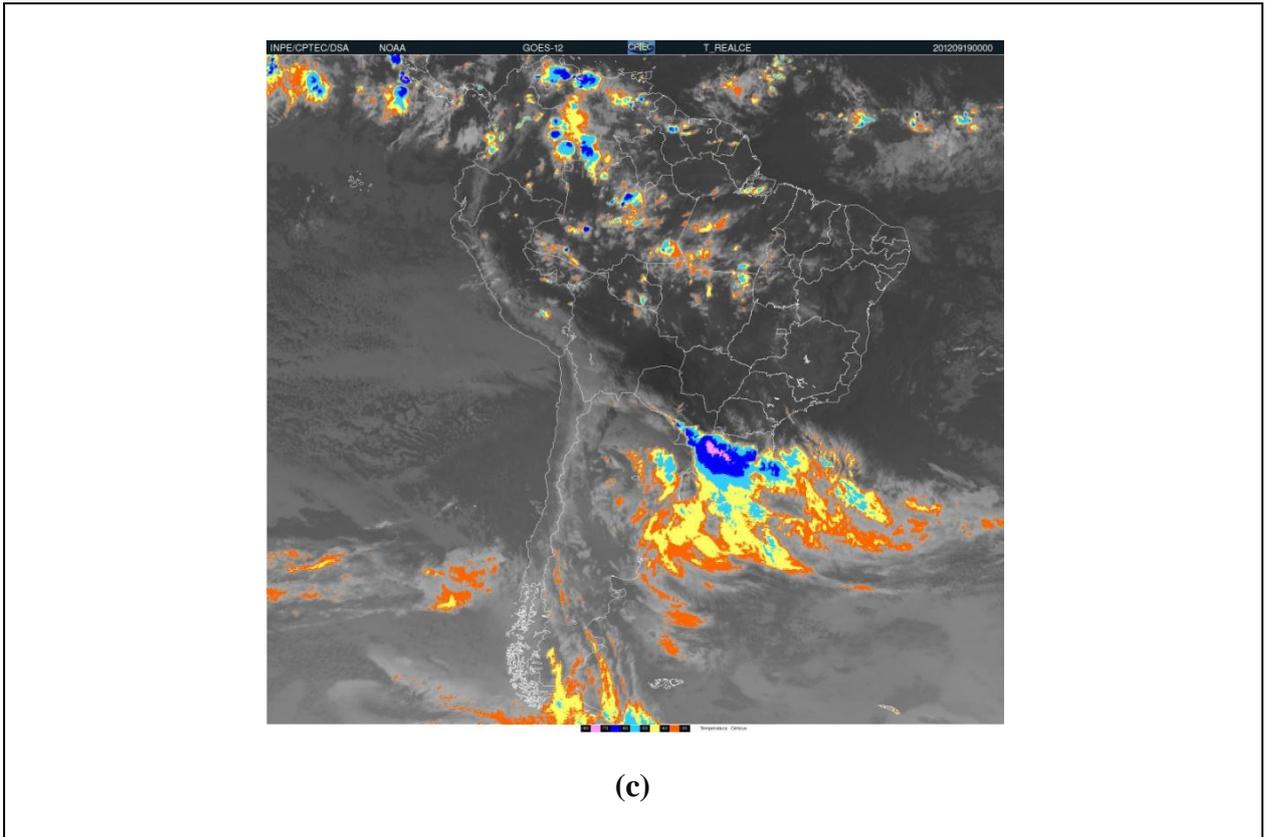


Figura 10 - Imagens de satélite do dia 18/09/2012 às (a) 12:15UTC e (b) 18:00UTC, e do dia 19/09/2012 às (c) 00:00UTC.

Fonte: GOES, 2012

As imagens do GOES-12 (Fig. 10) auxiliam na localização das áreas com precipitações, bem como a evolução e propagação do sistema convectivo para a direção norte-nordeste da RSB. Conforme estas imagens, às 12:15UTC do dia 18/09/2012 (Fig. 10a) o sistema já se encontrava sobre a RSB, se intensificando e se deslocando de oeste para leste, como mostra a imagem do GOES-12 das 18:00UTC (Fig. 10b), alcançando o norte e o leste do RS por volta das 00:00UTC do dia 19/09/2012 (Fig. 10c).

Na tab. 1 são apresentados os acumulados de PREC1 em algumas cidades do RS nos dias 18/09/2012 e 19/09/2012.

Tabela 1 - PREC1 registrada por estações automáticas do INMET em Caçapava do Sul, Canguçu, Santa Rosa e Porto Alegre.

CIDADE	DATA	HORÁRIO	PREC1
Caçapava do Sul	18/09/2012	08:00UTC	33.8mm
Canguçu	18/09/2012	13:00UTC	16.8mm
Santa Rosa	19/09/2012	00:00UTC	32.4mm
Porto Alegre	19/09/2012	02:00UTC	26.8mm

A tab. 1 apresenta a PREC1 registrada nas estações da rede automática do INMET, para as cidades de Caçapava do Sul, Canguçu, Santa Rosa e Porto Alegre. De acordo com os dados registrados, as precipitações intensas ocorreram em diferentes horas do dia e com intensidades relativamente moderadas.

Conforme as análises realizadas, observa-se que o sistema sinótico penetrou na RSB por volta das 06:00UTC de 18/09/2012 (Fig. 8a). Este sistema deslocou-se de oeste para leste sobre o estado do RS e causou precipitação com valores acima de 30mm de PREC1 em algumas cidades; como em Caçapava do Sul e Santa Rosa (tab. 1) às 08:00UTC e 13:00UTC de 18/09/2012, respectivamente. A precipitação nestas cidades foi causada pela ciclogênese, associada à formação da frente estacionária, que no dia 19/09/2012 evolui para uma frente fria clássica. A segunda frente, que se formou no Pacífico, desloca o sistema na direção norte/nordeste, e é responsável pela PREC1 registrada em Santa Rosa às 00:00UTC de 19/09/2012, e em Porto Alegre às 02:00UTC do mesmo dia. O sistema se propagou de oeste para leste segundo uma onda de Rossby, numa atmosfera com forte instabilidade baroclínica, intensificada pelo transporte de calor e umidade transportados da Amazônia para a RSB.

4.1.2 *First-guess X Análise*

Os principais resultados obtidos com o processamento do WRFVAR, bem como os dados de superfície e radiossondagens assimilados são apresentados a seguir. Na Fig. 11 é grafada a distribuição espacial das estações de superfície (Fig. 11a) e de radiossondagem (Fig. 11b), onde foram coletados os dados assimilados na análise das 00:00UTC de 18/09/2012 pelo módulo OBSPROC do WRFDA.

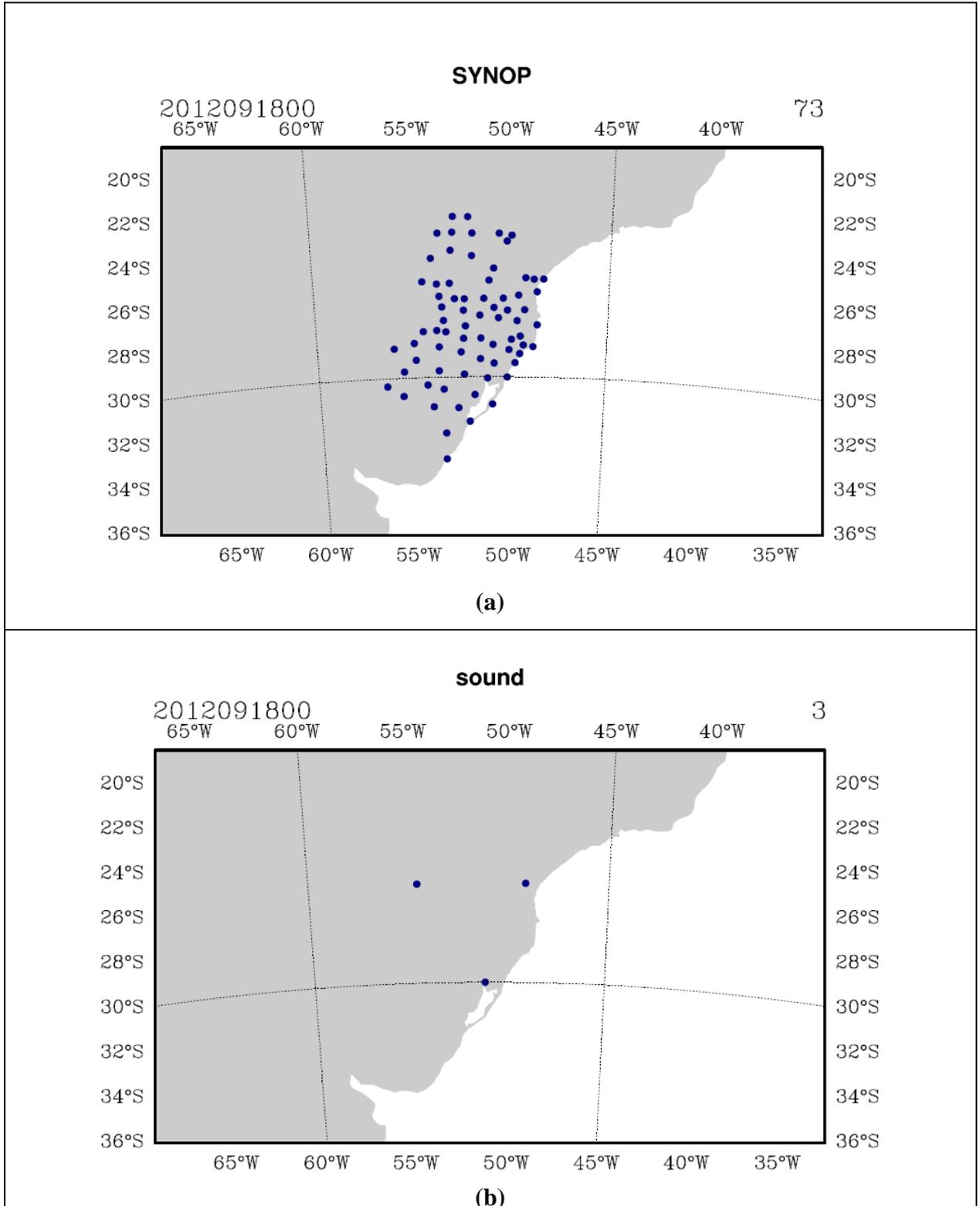


Figura 11 - Locais com dados processados pelo OBSPROC na análise das 00:00UTC de 18/09/2012: (a) estações do INMET (b) radiossondagens da RSB.

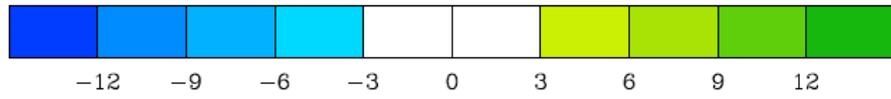
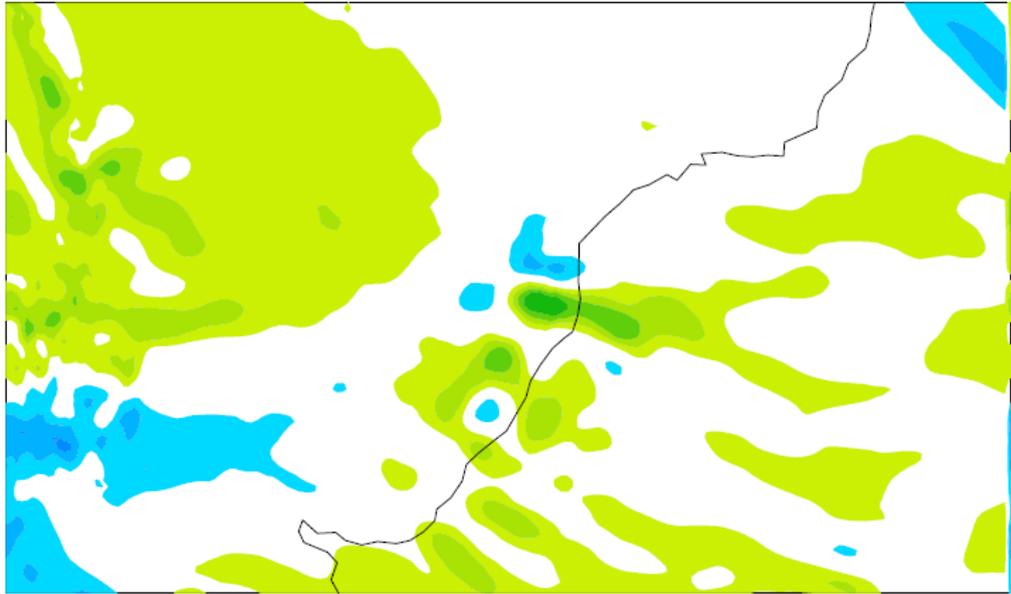
O OBSPROC assimilou dados do tipo SYNOP coletados por 73 estações de superfície do INMET (2012) e dados TEMP de 3 estações de radiossondagens

(WYOMING, 2012) da RSB. Após o processamento do OBSPROC, constatou-se que não houve rejeição de dados SYNOP ou TEMP registrados no horário da análise, apenas dados fora da janela de assimilados não foram assimilados.

O processamento do WRFVAR mostrou que a minimização da função custo J , convergiu para a solução ótima após 18 iterações.

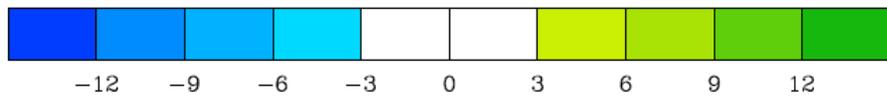
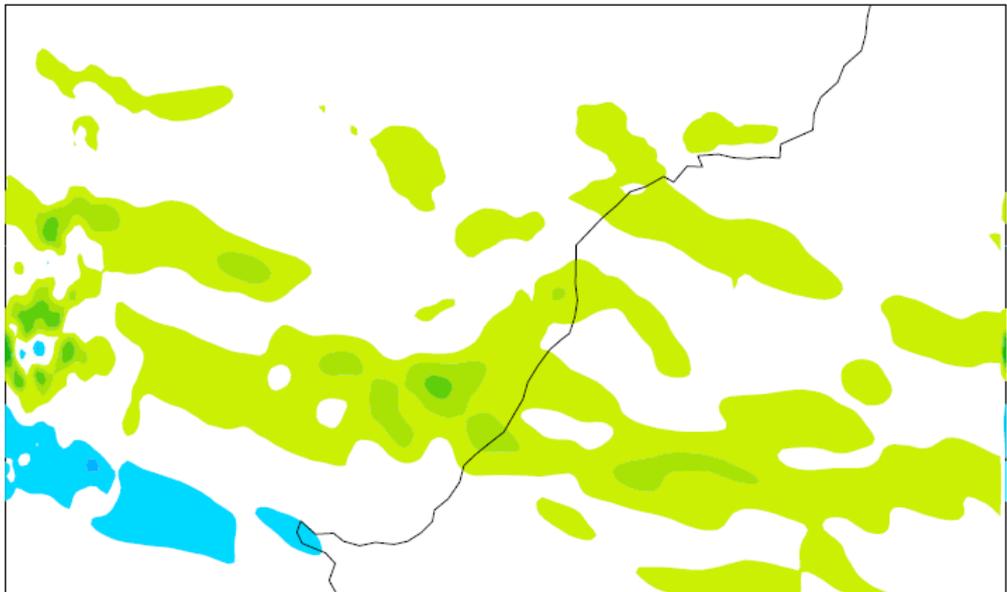
Os campos de diferenças entre o *first-guess* e análise da componente zonal do vento são descritos a seguir, conforme a Fig. 12. São analisadas as diferenças nos níveis $\eta = 21$ (845,15 hPa), $\eta = 27$ (479,40 hPa) e $\eta = 31$ (230,50 hPa), representativos respectivamente, dos baixos, médios e altos níveis.

U(21)



(a)

U(27)



(b)

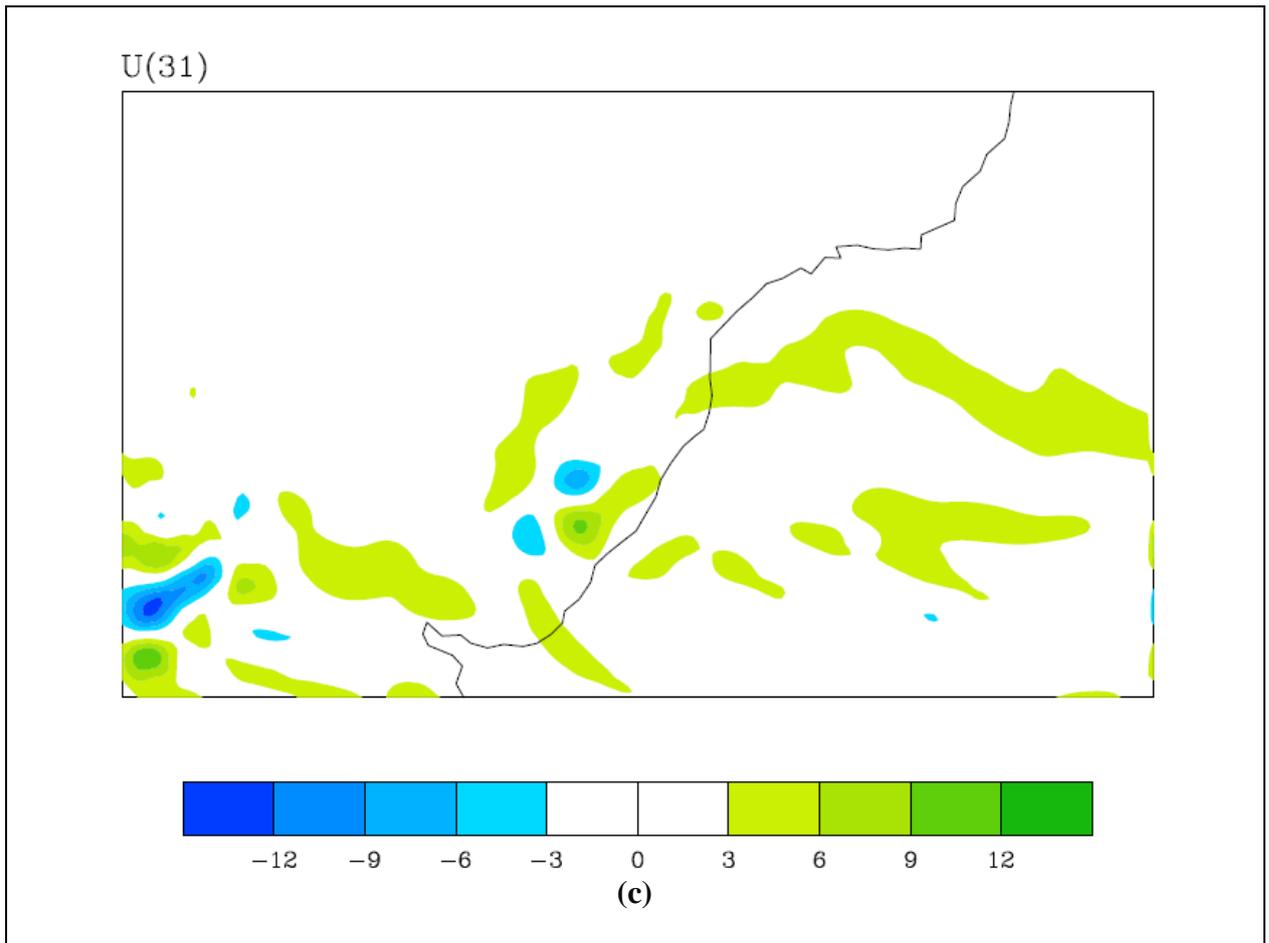
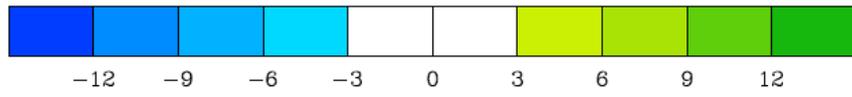
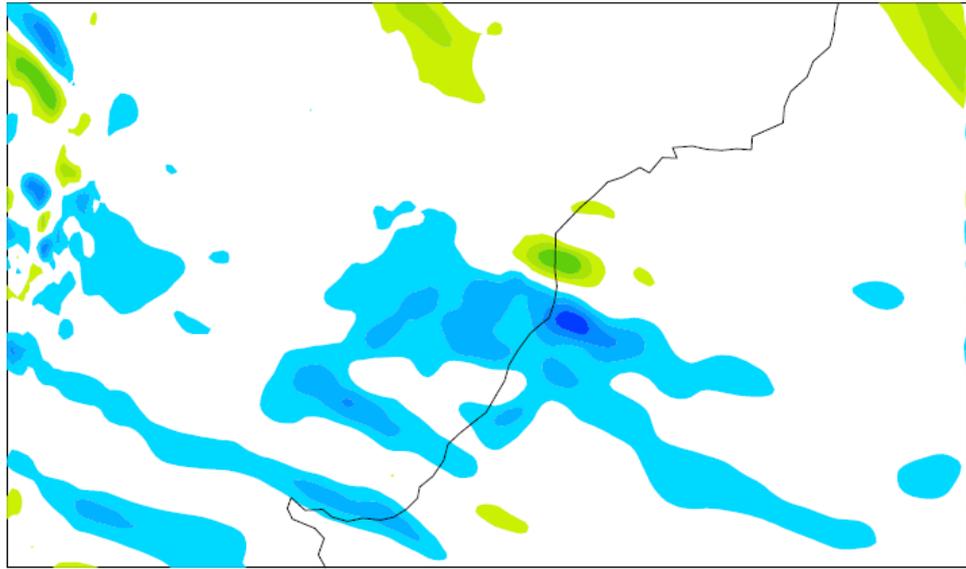


Figura 12 - Diferença entre análise do WRFVAR e *first-guess* do WRF para a componente U do vento às 00:00UTC de 18/09/2012 em (a) 845,15hPa (b) 479,40hPa (c) 230,50hPa.

Em baixos níveis (Fig. 12a), nota-se que as maiores diferenças entre *first-guess* e análise ocorreram no leste do RS e oeste do PR, chegando a 12m/s próximo a Porto Alegre. Em médio níveis (Fig.12b), as maiores diferenças ocorreram no centro do RS, chegando a 12m/s próximo a Porto Alegre. Em altos níveis (Fig. 12c), em geral, nota-se que as maiores diferenças ocorreram próximo a Porto Alegre. Nota-se que o WRFVAR tendeu a desviar a componente U para leste.

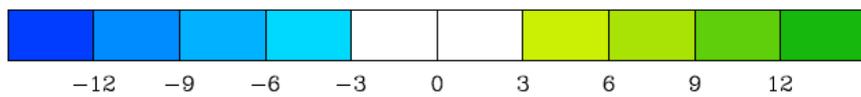
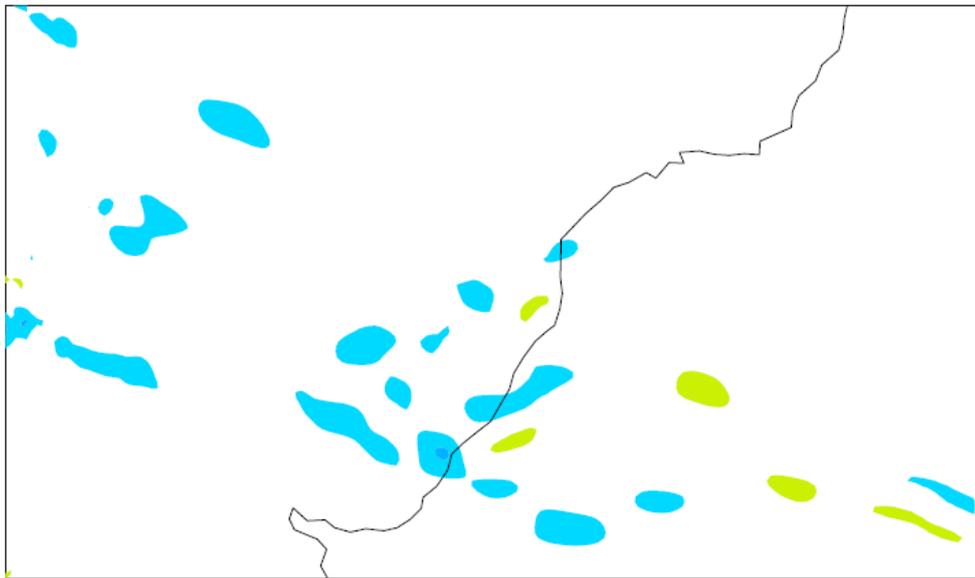
A seguir, faz-se a avaliação da componente meridional do vento, da mesma forma como foi feita para a componente zonal. Os campos de diferenças entre a análise e *first-guess* são grafados na Fig. 13.

V(21)



(a)

V(27)



(b)

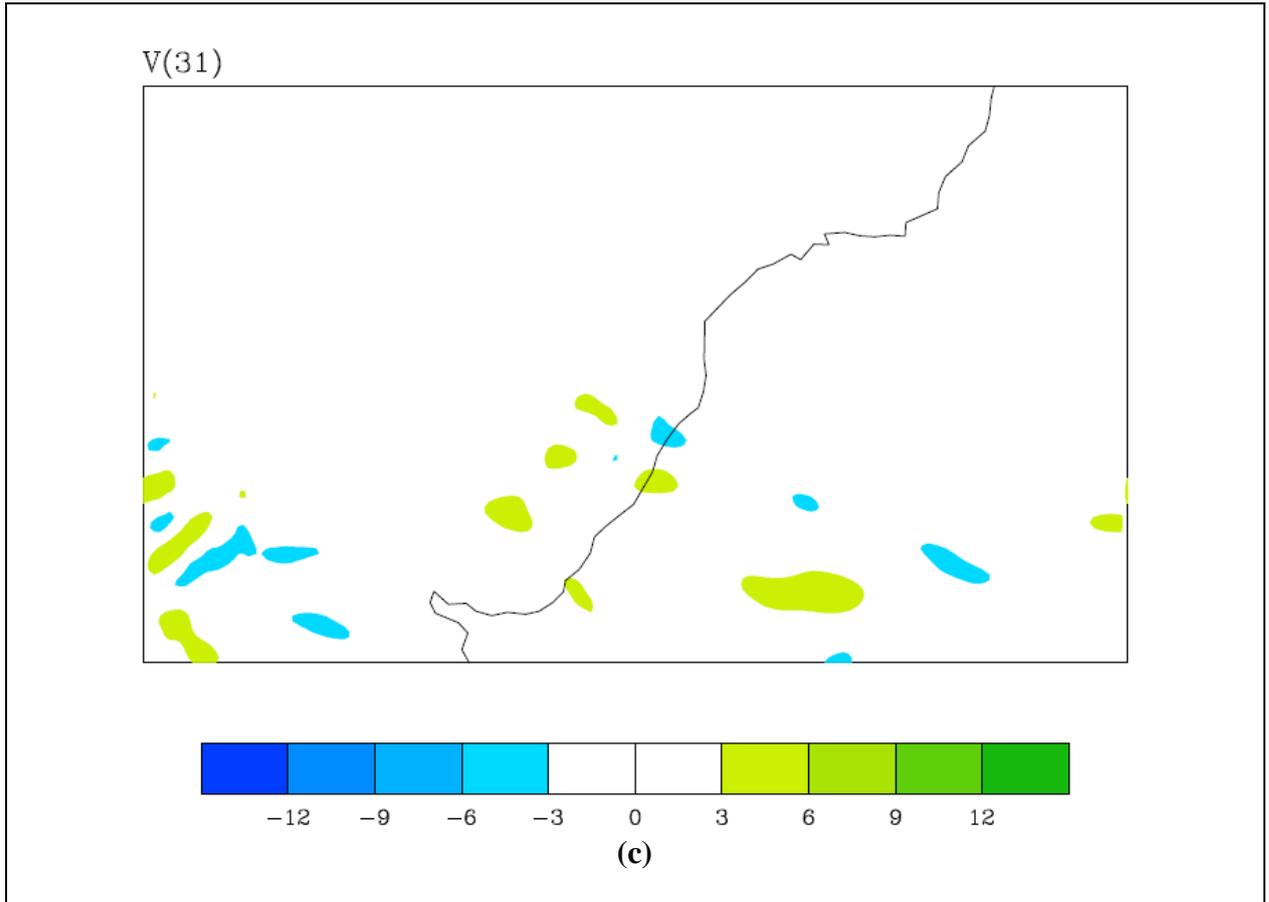
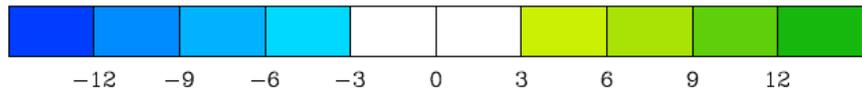
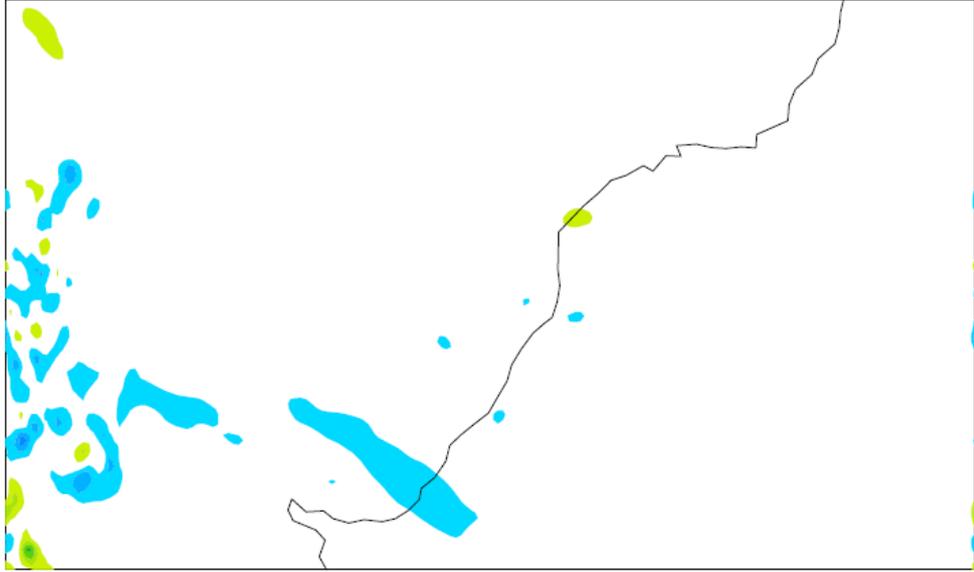


Figura 13 - Diferença entre análise do WRFVAR e *first-guess* do WRF para a componente V do vento às 00:00UTC de 18/09/2012 em (a) 845,15hPa (b) 479,40hPa (c) 230,50hPa.

Em baixos níveis, representados pela Fig. 13a, nota-se que houve pouca diferença entre a análise do WRFVAR e o *first-guess* do WRF, com exceção de dois pequenos núcleos à leste de Porto Alegre, onde se observa valores até 9m/s menores e pelo menos 12m/s maiores da análise em relação ao *first-guess*. Nos níveis médios, representados pela Fig. 13b, nota-se que, em geral, a diferença entre análise e *first-guess* não ultrapassou 6m/s, com diferenças mais acentuadas no noroeste do RS. Em altos níveis, representados na Fig. 13c, observa-se a presença de vários núcleos de aumento e redução da intensidade da componente V, mas em geral, a diferença entre análise e *first-guess* no nível de 230,50hPa não ultrapassou 6m/s. Ressalta-se que neste horário, ainda não havia a forte entrada de vento de norte previsto pelo modelo GFS, à partir das 12:00UTC do dia 18/09/2012.

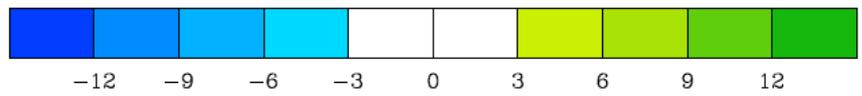
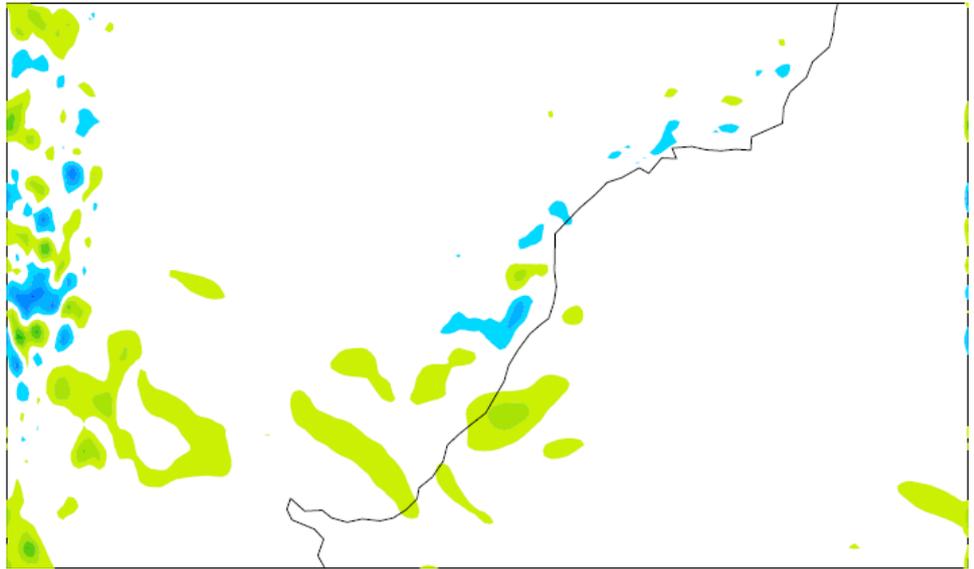
Assim como apresentado para as componentes do vento, apresenta-se para a Temperatura Potencial Perturbada, os campos de diferenças entre o *first-guess* e análise (Fig. 14) em baixos, médios e altos níveis.

T(21)



(a)

T(27)



(b)

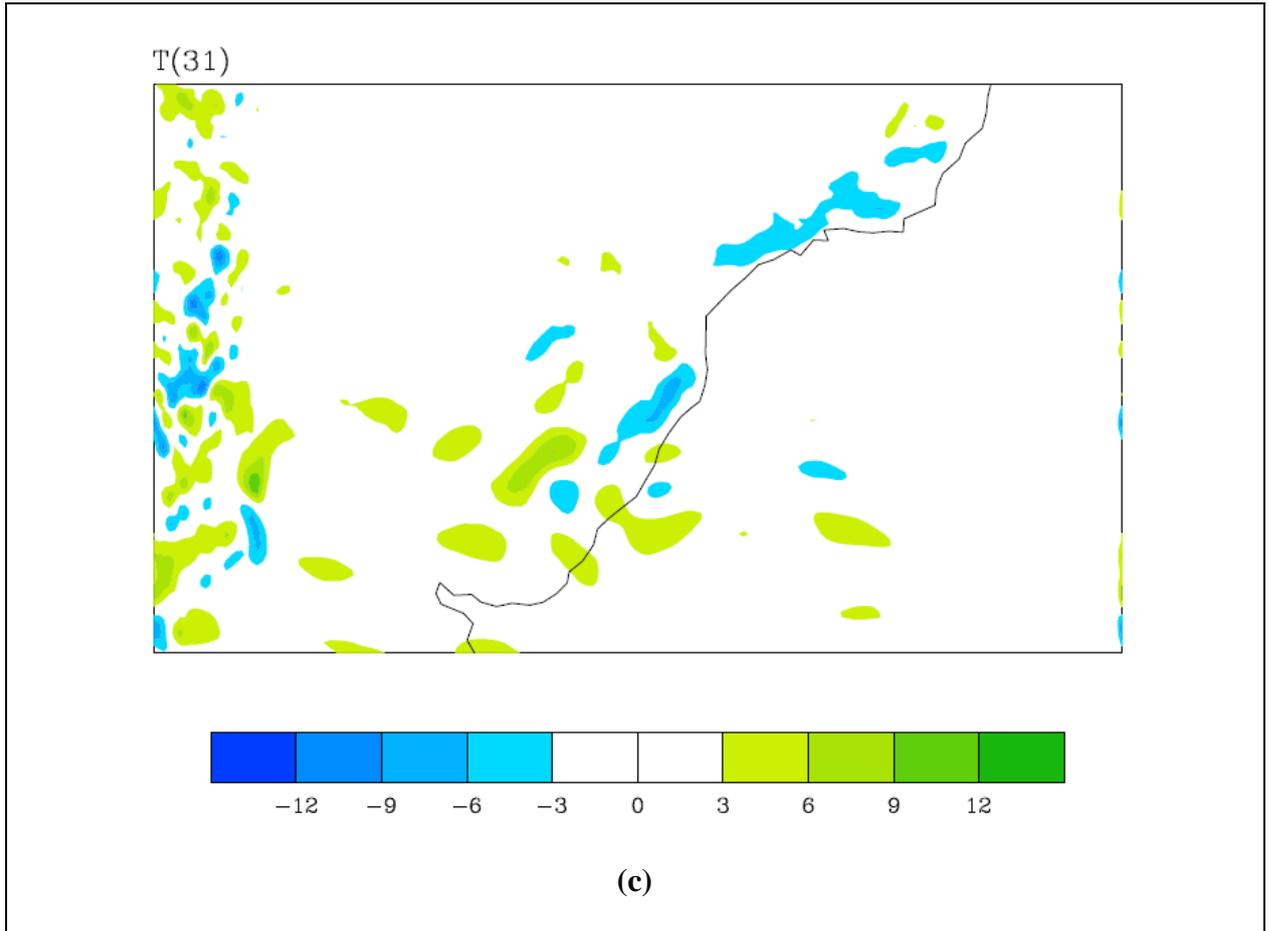


Figura 14 - Diferença entre análise do WRFVAR e *first-guess* do WRF para Temperatura Potencial Perturbada às 00:00UTC de 18/09/2012 em (a) 845,15hPa (b) 479,40hPa (c) 230,50hPa.

Em baixos níveis, representados pela Fig. 14a, com exceção de pequenos núcleos à oeste da RSB, onde observa-se maior Temperatura Potencial Perturbada do WRFVAR em relação ao WRF, houve pouca diferença entre a análise e o *first-guess*. Nos níveis médios (Fig. 14b), as diferenças não ultrapassam 6°C. Na Fig. 14c, observa-se que a assimilação de dados provocou queda de Temperatura Potencial Perturbada em altos níveis.

4.1.3 Previsão do WRFVAR

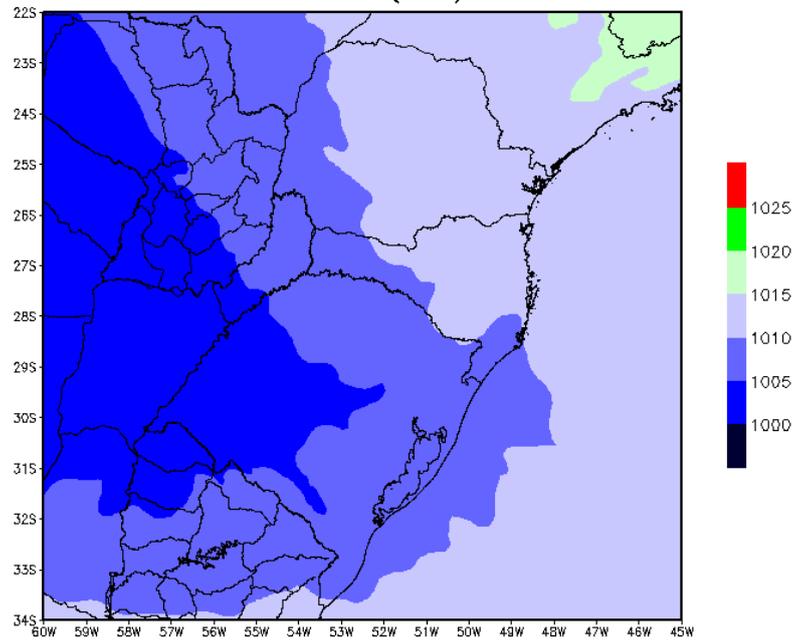
O WRF, assim como outros modelos de PNT, fornece previsões na forma de campos meteorológicos que cobrem uma região, representando-os sobre um conjunto de pontos de grade; enquanto as medições realizadas em estações meteorológicas fornecem valores pontuais das variáveis. A comparação direta de

dados observados com os campos do modelo, seja através de erros ou de evolução temporal das variáveis, é inadequada, uma vez que a dinâmica do modelo nem sempre é pontualmente representativa. Ressalta-se que inicialmente foram realizados cálculos pontuais de erros em algumas cidades da RSB, mas como era esperado, os resultados foram inconclusivos, e por esta razão, decidiu-se analisar apenas as diferenças entre os campos do WRF e do WRFVAR.

Verifica-se, subjetivamente, se a previsão do WRFVAR reproduziu os sistemas atuantes na RSB previstos pelo GFS. A avaliação é feita também com respeito à precipitação - sob o aspecto qualitativo. A comparação das previsões do WRFVAR com o WRF são apresentadas na próxima seção.

A seguir, são analisados os campos de PNM, VORT500, LC500 e LC200 previstos pelo WRFVAR. Na Fig. 15 são apresentados alguns prognósticos de PNM.

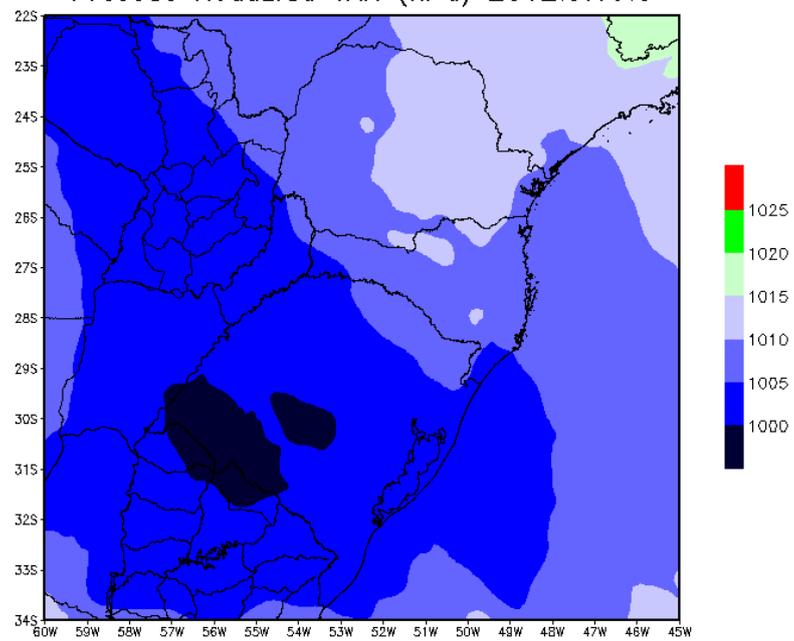
Pressao Reduzida VAR (hPa) 2012:9:18:12



GRADS: COLA/IGES

(a)

Pressao Reduzida VAR (hPa) 2012:9:19:0



GRADS: COLA/IGES

(b)

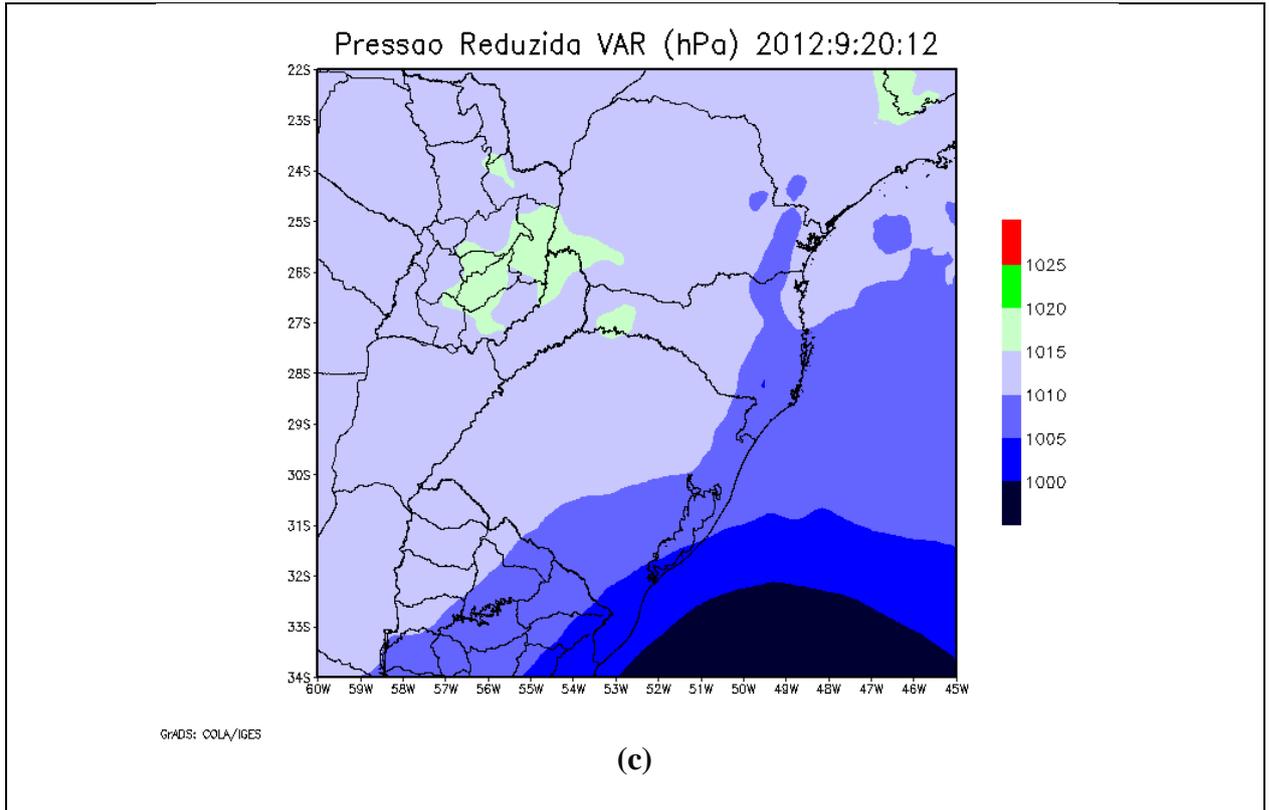


Figura 15 - Campos de PNM previstos pelo WRFVAR para (a) 12:00UTC de 18/09/2012, (b) 00:00UTC de 19/09/2012 e (c) 12:00UTC de 20/09/2012.

Os campos da Fig. 15 indicam que o WRFVAR previu uma queda de aproximadamente 10hPa na PNM entre 12:00UTC de 18/09/2012 e 00:00UTC de 19/09/2012 no sul do RS, próximo à fronteira RS/Uruguai (Fig. 15a,b). Logo após a passagem da frente, ocorreu um aumento na PNM (Fig. 15c). Na Fig. 16 são apresentados alguns prognósticos de VORT500.

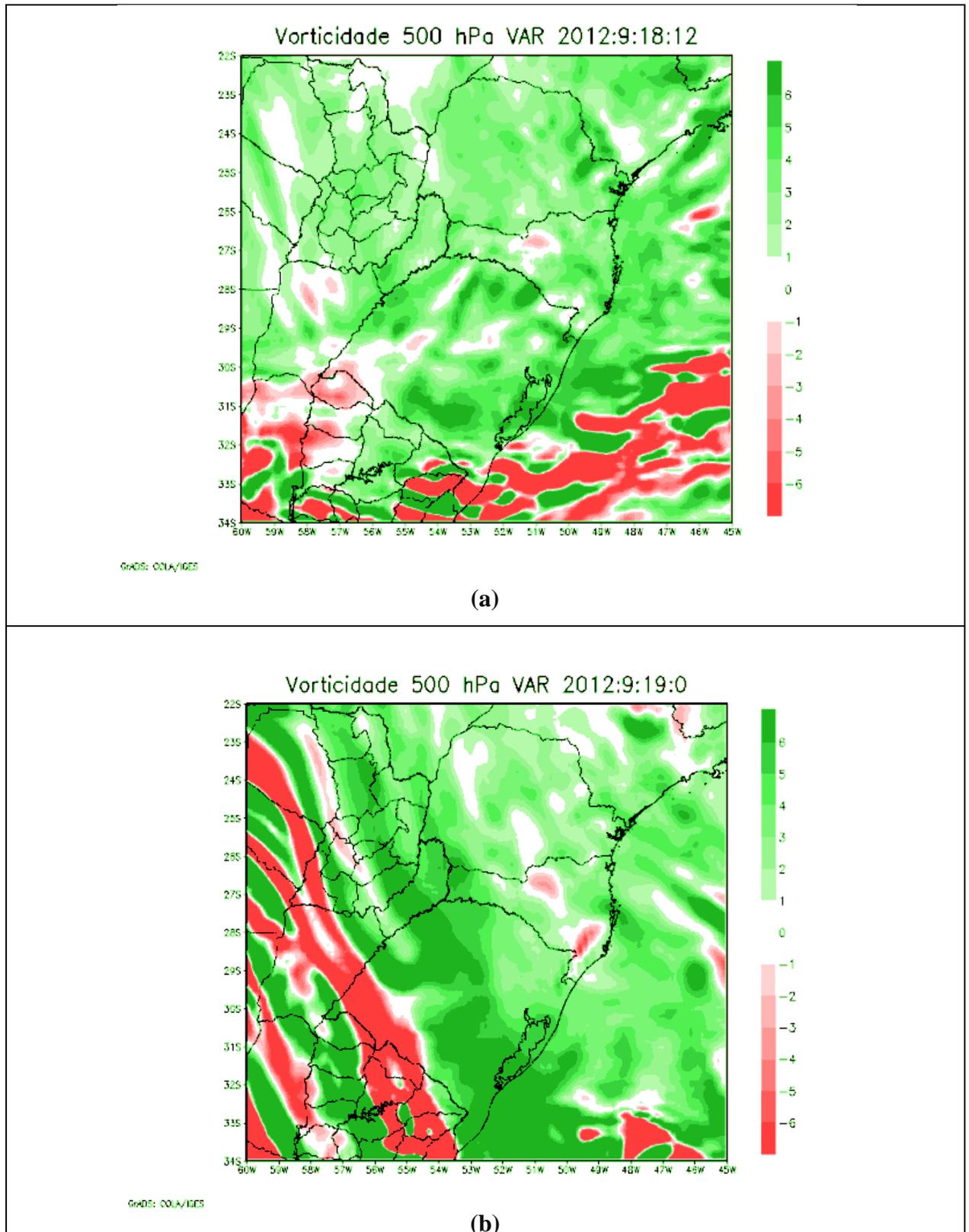


Figura 16 - Campos de VORT500 previstos pelo WRFVAR para (a) 12:00UTC de 18/09/2012 e (b) 00:00UTC de 19/09/2012.

O deslocamento do cavado em níveis médios está bem representado pelos campos de VORT500 (Fig. 16a,b). À leste do cavado, estão localizadas as cidades onde ocorreram precipitações relativamente intensas, indicadas na tab. 1. Esta configuração está coerente com o modelo teórico de sistemas sinóticos das latitudes médias. Na Fig. 17 são apresentados alguns prognósticos para LC500.

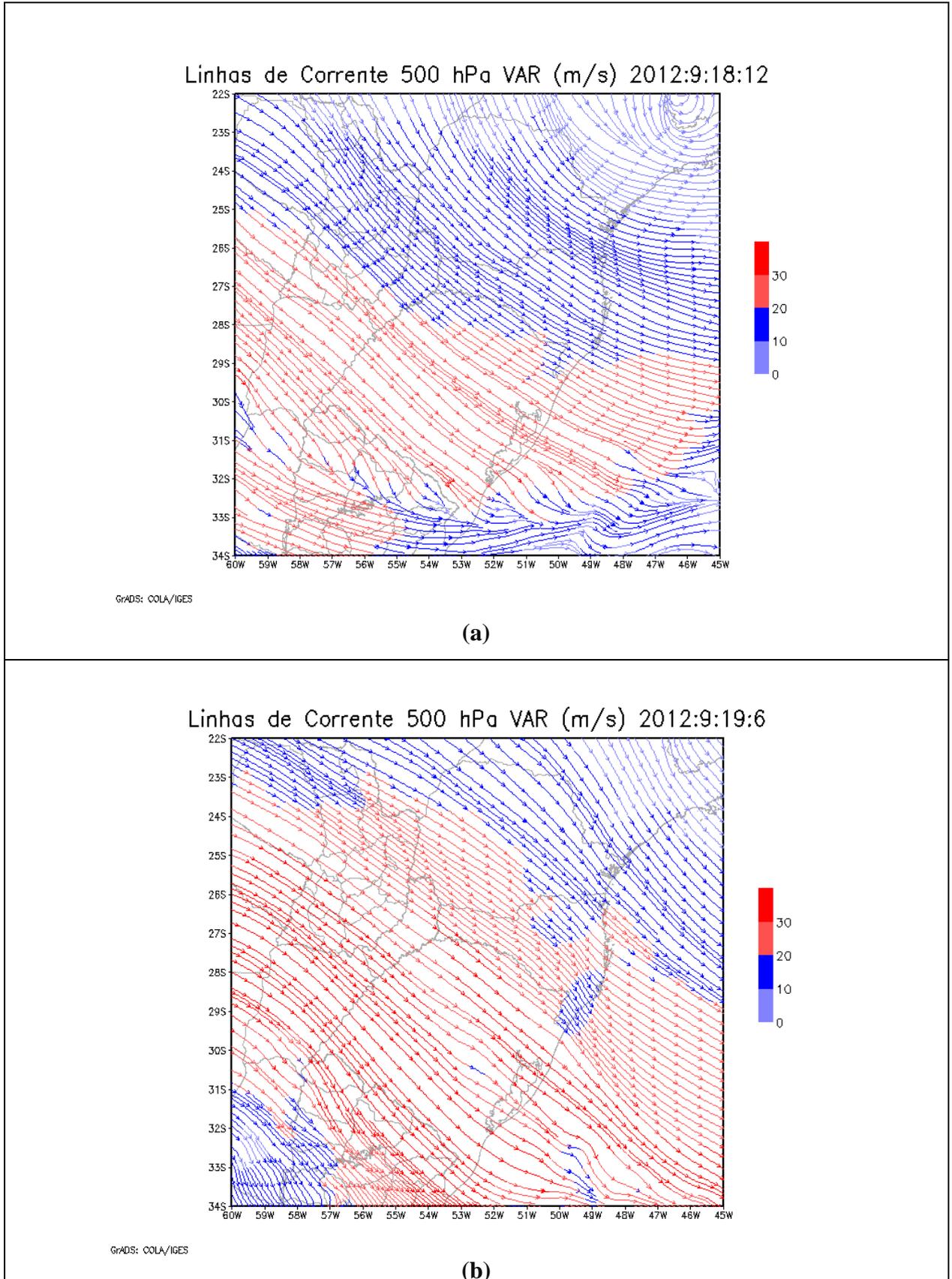


Figura 17 - Campos de LC500 previstos pelo WRFVAR para (a) 12:00UTC de 18/09/2012 e (b) 06:00UTC de 19/09/2012.

As LC500 (Fig. 17a,b) indicam que o WRFVAR simulou a formação do cavado com eixo sobre a Argentina, conforme esperado. Na Fig. 18 são apresentados alguns prognósticos para LC200.

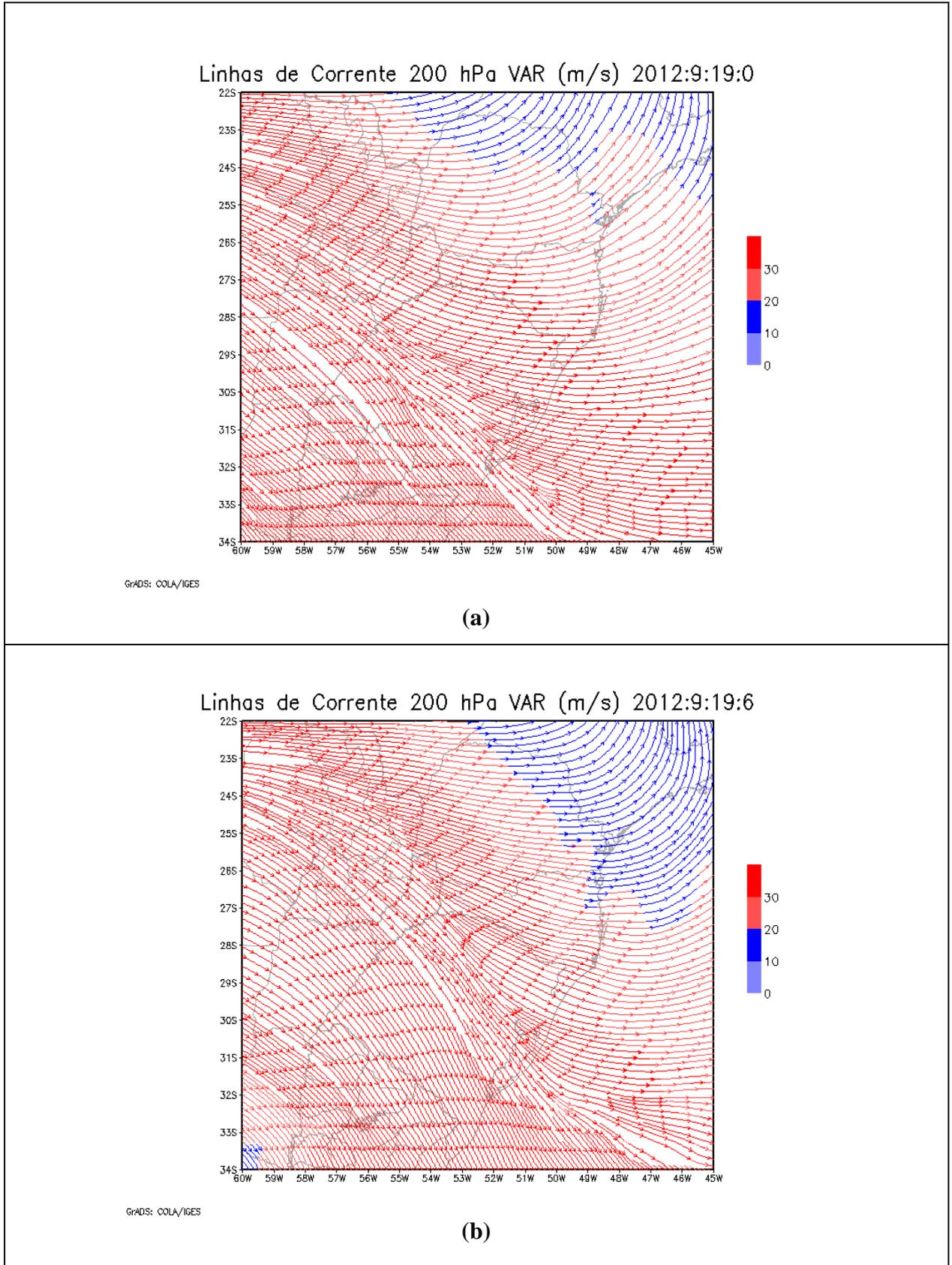


Figura 18 - Campos de LC200 previstos pelo WRFVAR no dia 19/09/2012 para (a) 00:00UTC e (b) 06:00UTC.

Destaca-se que a atuação da Alta da Bolívia (AB) na intensificação do JS e do JP, identificada na análise do GFS, é bem reproduzida pelo WRFVAR; principalmente, com relação à mudança na direção da corrente de jato, que ocorreu entre 00:00UTC e 06:00UTC de 19/09/2012 (Fig. 18a,b).

4.1.4 Comparação entre WRF e WRFVAR

Nas figuras que seguem, são apresentadas as diferenças WRFVAR - WRF para os campos de PREC6, PNM e T2, a partir da CI das 00:00UTC do dia 18/09/2012. Em cada campo, os valores positivos - em verde - indicam que o WRFVAR superestimou os valores previstos pelo WRF; enquanto valores negativos - em vermelho - indicam que WRFVAR subestimou os valores previstos pelo WRF. Na Fig. 19 são apresentadas as diferenças entre os prognósticos do WRFVAR e do WRF para PREC6.

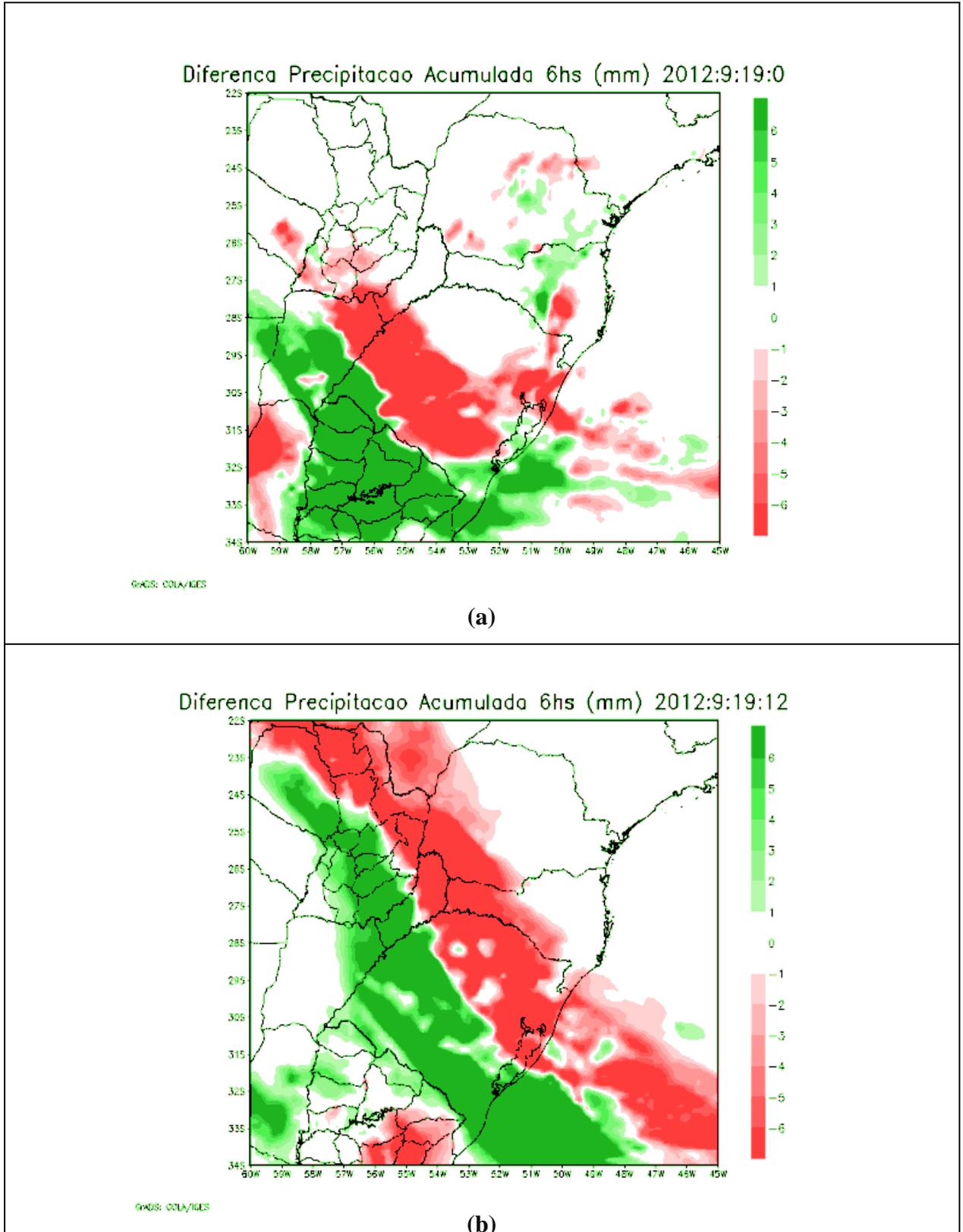


Figura 19 - Diferença entre WRFVAR e WRF para PREC6 no dia 19/09/2012 às (a) 00:00UTC e (b) 12:00UTC.

A Fig. 19a,b mostra que o WRFVAR previu menor PREC6 na vanguarda da frente adentrando a RSB neste horário, e maior PREC6 na sua retaguarda. Destaca-se que, de acordo com os registros das estações de superfície, às 12:00UTC de 19/09/2012, o sistema frontal já havia se deslocado para SC, onde estava concentrada a maior parte da precipitação. Portanto, o campo de PREC6 foi previsto com atraso pelo WRFVAR em relação ao WRF. Na Fig. 20 são apresentadas as diferenças entre os prognósticos de PNM do WRFVAR e do WRF.

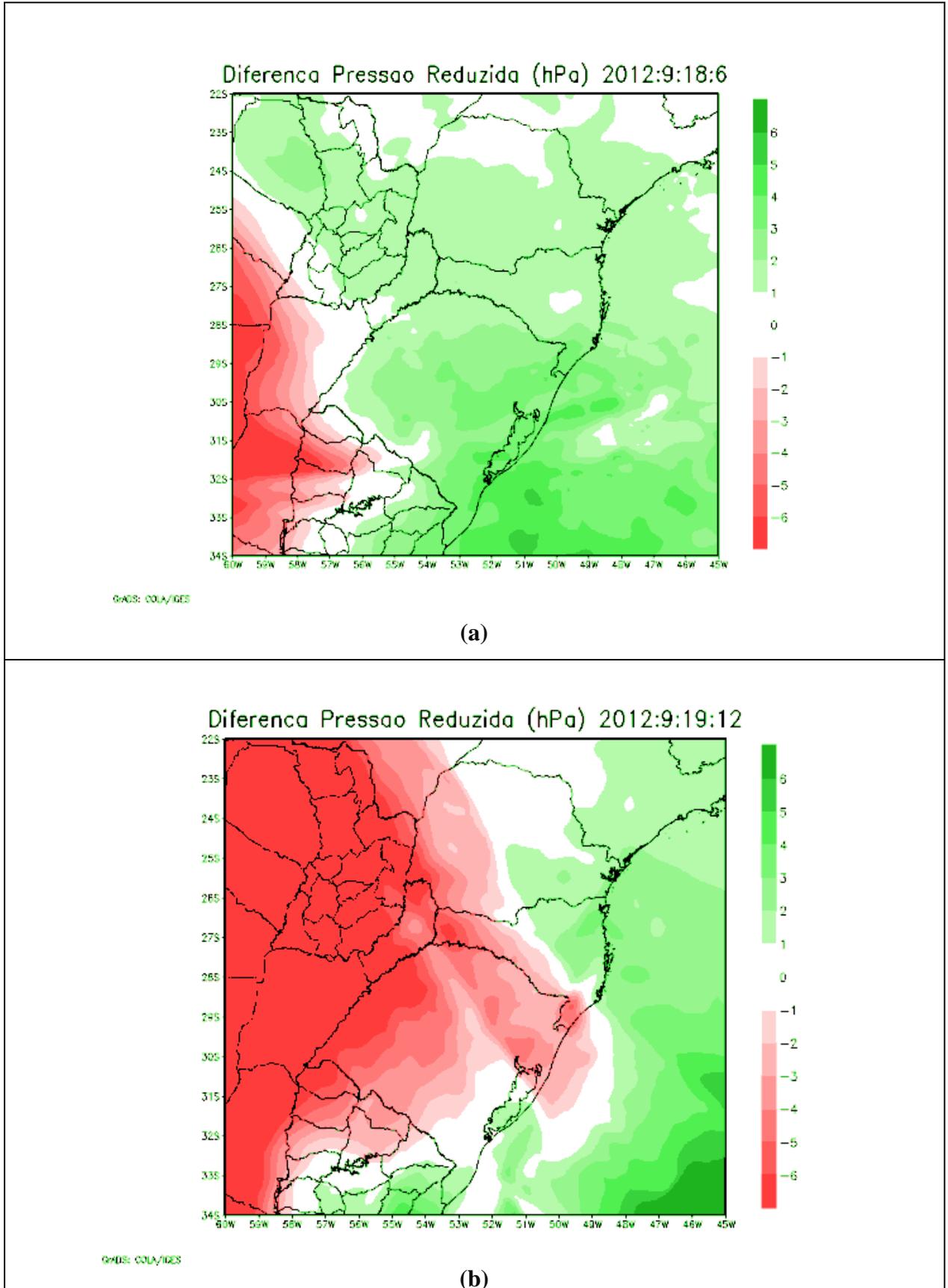


Figura 20 - Diferença entre WRFVAR e WRF para PNM às (a) 06:00UTC de 18/09/2012 e (b) 12:00UTC de 19/09/2012.

A Fig. 20a,b mostra que na comparação entre o WRF e WRFVAR, este último previu valores maiores de PNM antes da frente adentrar a RSB, e menores durante a penetração da frente fria; representando de forma mais coerente a queda de PNM; o que é especialmente importante nas práticas da previsão operacional. Na Fig. 21 apresenta-se as diferenças entre os campos de T2 previstos pelo WRFVAR e pelo WRF.

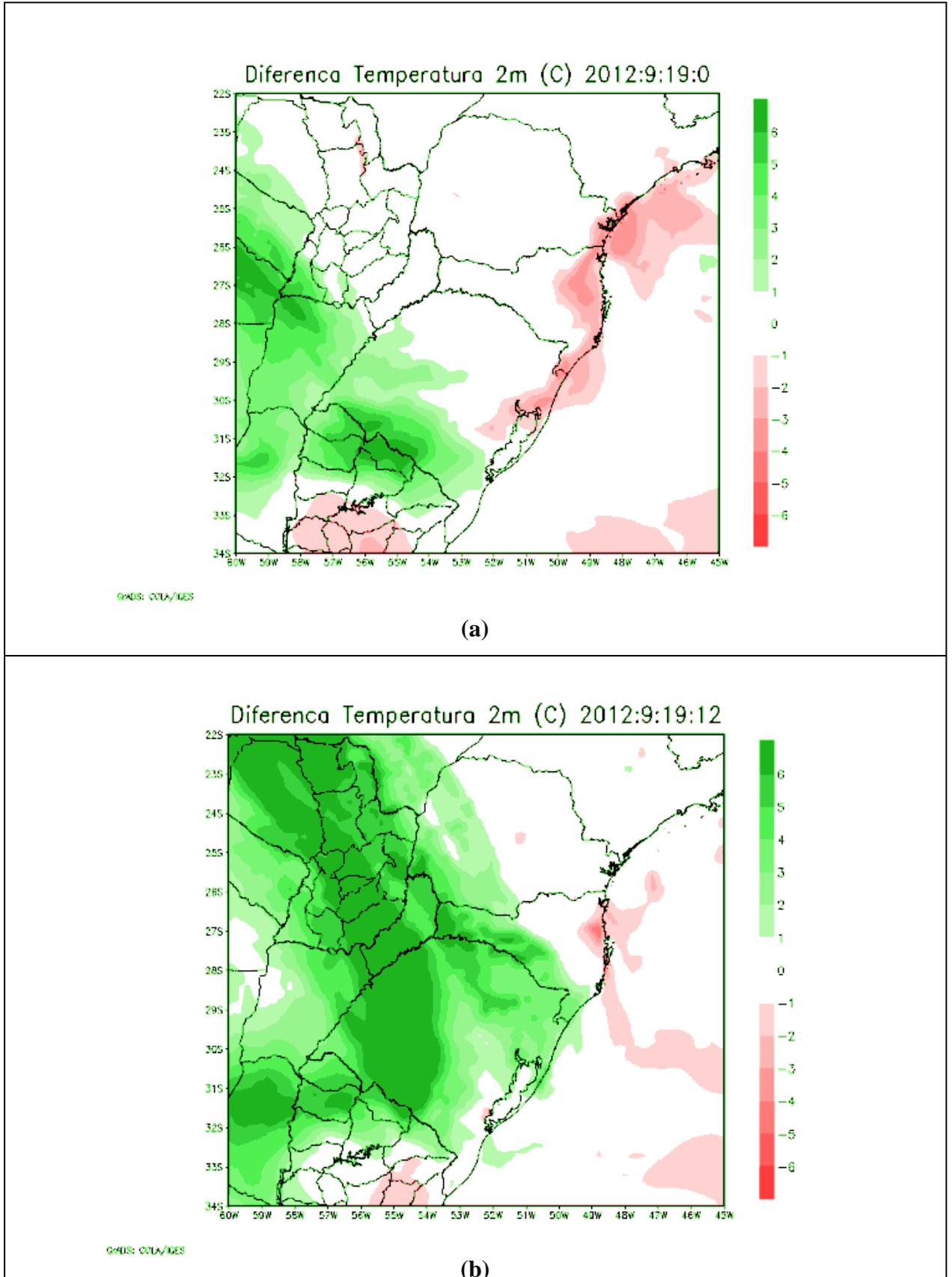


Figura 21 - Diferença entre WRFVAR e WRF para T2 no dia 19/09/2012 às (a) 00:00UTC e (b) 12:00UTC.

De acordo com os campos de T2 (Fig. 21a,b), nota-se que, neste caso, a inserção dos dados fez com que a temperatura na superfície não decaísse na mesma intensidade prevista pelo modelo sem assimilação, ou seja, o WRFVAR causou um resfriamento menor do que o WRF após a passagem da frente, embora as duas previsões tenham representado o campo de T2 coerente com o que é esperado na passagem de um anticiclone pós-frontal.

Conforme os campos analisados acima, com exceção da PREC6, o WRFVAR previu satisfatoriamente os campos meteorológicos que auxiliam na análise sinótica da penetração da frente fria e da etapa de oclusão. Ainda que a diferença, em relação ao WRF, seja muito pequena, há aspectos de melhora relativa na previsão. Vale ressaltar que a simples utilização de dados de superfície e radiossonda não proporcionou vantagem significativa na previsão das variáveis para este caso particular.

A seguir, analisa-se os perfis verticais de TC e TD, através do diagrama termodinâmico *Skew-T*, para Porto Alegre e Curitiba, cujas localizações são ilustradas na Fig. 11b, onde também está incluída a cidade de Foz do Iguaçu, que não está descrita no texto porque não foi constatada melhora significativa com a utilização do WRFVAR, embora as previsões de TC e TD não tenham sofrido degradação considerável com a assimilação de dados. O objetivo é avaliar se a assimilação de dados reproduz os padrões esperados para o caso estudado e também se o WRFVAR produz simulações mais precisas do que o WRF. Para tal, compara-se subjetivamente o perfil vertical gerado pelo modelo - com e sem assimilação, com o perfil vertical observado. Compara-se também, o perfil gerado pelo WRFVAR, com o perfil gerado pelo WRF. Tem-se ciência das limitações que se esta sujeito ao se comparar um perfil observado num ponto com um perfil gerado pela interpolação em pontos de grade. Os resultados variam muito de ponto para ponto, entretanto é possível obter informações importantes deste experimento. Escolheu-se ilustrar os resultados obtidos em quatro experimentos representativos do estudo termodinâmico realizado nas cidades de Curitiba e Porto Alegre. Na Fig. 22 é feita a comparação entre os perfis de TD às 00:00UTC de 19/09/2012 em Curitiba.

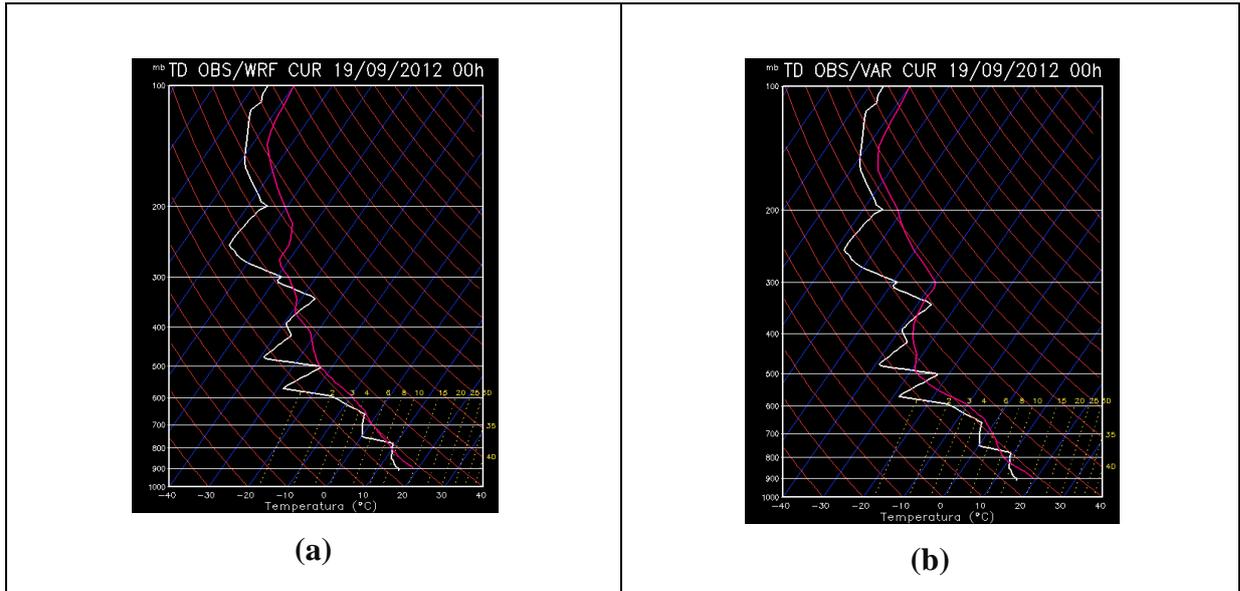


Figura 22 - Perfis Verticais de TD às 00:00UTC de 19/09/2012 em Curitiba: (a) observado (linha branca) e previsto pelo WRF (curva vermelha) (b) observado (linha branca) e previsto pelo WRFVAR (curva vermelha).

Tendo em vista que às 00:00UTC de 19/09/2012 não foi registrada precipitação em Curitiba, o perfil vertical de atmosfera seca foi bem reproduzido pelo WRF e pelo WRFVAR. Na Fig. 22 nota-se que o WRFVAR apresentou melhor caracterização do que o WRF na representação do perfil de TD, particularmente com respeito às inversões em níveis médios, altos níveis, próximo de 600hPa e 400hPa, e ainda acima de 200hPa. O perfil de TC em Curitiba se comportou de forma semelhante ao perfil de TD, observando-se, em geral, melhor performance do WRFVAR em relação ao WRF em altos níveis. Na Fig. 23 são comparados os perfis de TD às 12:00UTC de 18/09/2012 em Porto Alegre.

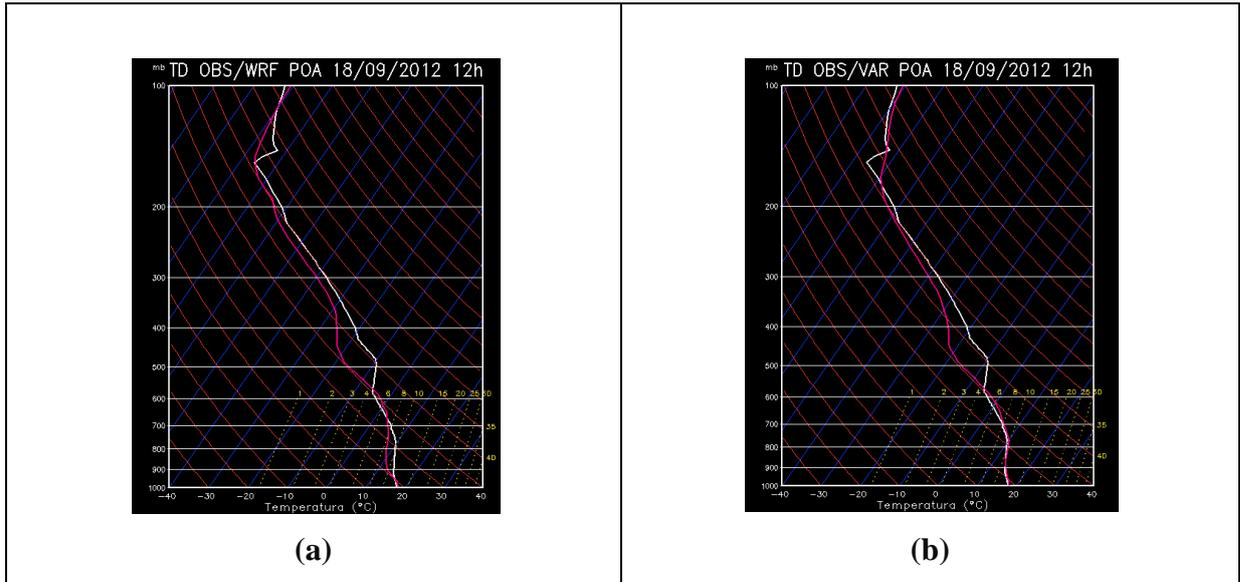


Figura 23 - Perfis Verticais de TD às 12:00UTC de 18/09/2012 em Porto Alegre: (a) observado (linha branca) e previsto pelo WRF (curva vermelha) (b) observado (linha branca) e previsto pelo WRFVAR (curva vermelha).

Às 12:00UTC de 18/09/2012 a frente estava oclusa sobre o RS e havia grande instabilidade na região de Porto Alegre. Portanto, os altos valores observados de TD em superfície, próximos a 20^oC (Fig. 23a,b), evidenciam que o WRFVAR foi capaz de gerar um perfil vertical compatível com a situação sinótica. Este resultado é bastante representativo dos perfis gerados pelo WRFVAR em Porto Alegre para outros horários. Entretanto, ao se comparar o WRFVAR com o WRF, os resultados variam bastante. A Fig. 23b mostra que neste caso, o perfil de TD previsto pelo WRFVAR foi mais preciso do que o simulado pelo WRF (Fig. 23a) até o nível de 600 hPa, e também em 200hPa, embora acima deste nível o WRF tenha representado bem a inversão observada. Na Fig. 24 compara-se os perfis de TD às 12:00UTC de 19/09/2012 em Porto Alegre.

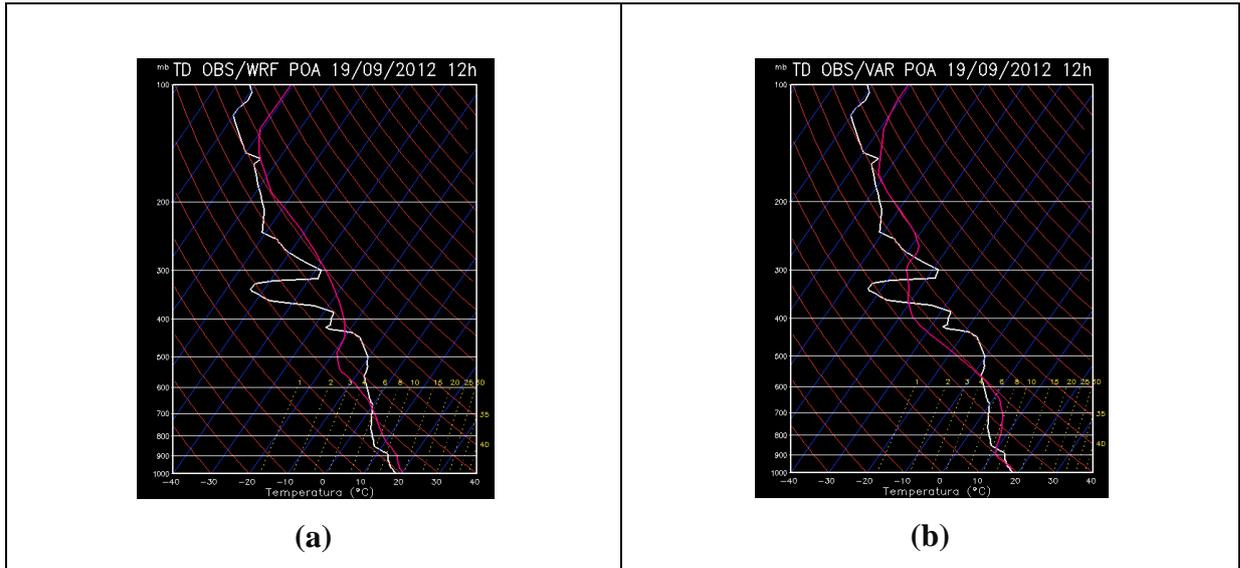


Figura 24 - Perfis Verticais de TD às 12:00UTC de 19/09/2012 em Porto Alegre: (a) observado (linha branca) e previsto pelo WRF (curva vermelha) (b) observado (linha branca) e previsto pelo WRFVAR (curva vermelha).

Às 12:00UTC do dia 19/09/2012 o sistema frontal estava bem definido, com seu ramo frio sobre o RS, ramo quente sobre o oceano e baixa bem definida sobre o Uruguai. Os valores de TD permaneciam altos e as 02:00UTC deste dia, foi registrado 26,8mm de PREC1 na estação INMET em Porto Alegre (tab. 1). Novamente o WRFVAR reproduziu bem o sistema. Na comparação entre WRFVAR e WRF, observa-se que o perfil de TD reproduzido pelo WRFVAR foi melhor do que o simulado pelo WRF entre os níveis de 500hPa e 200hPa (Fig. 24a,b). Nos demais níveis as duas previsões foram semelhantes, exceto próximo à superfície, onde o WRFVAR obteve melhor resultado. Na Fig. 25 compara-se os perfis de TD às 12:00UTC de 20/09/2012 em Porto Alegre.

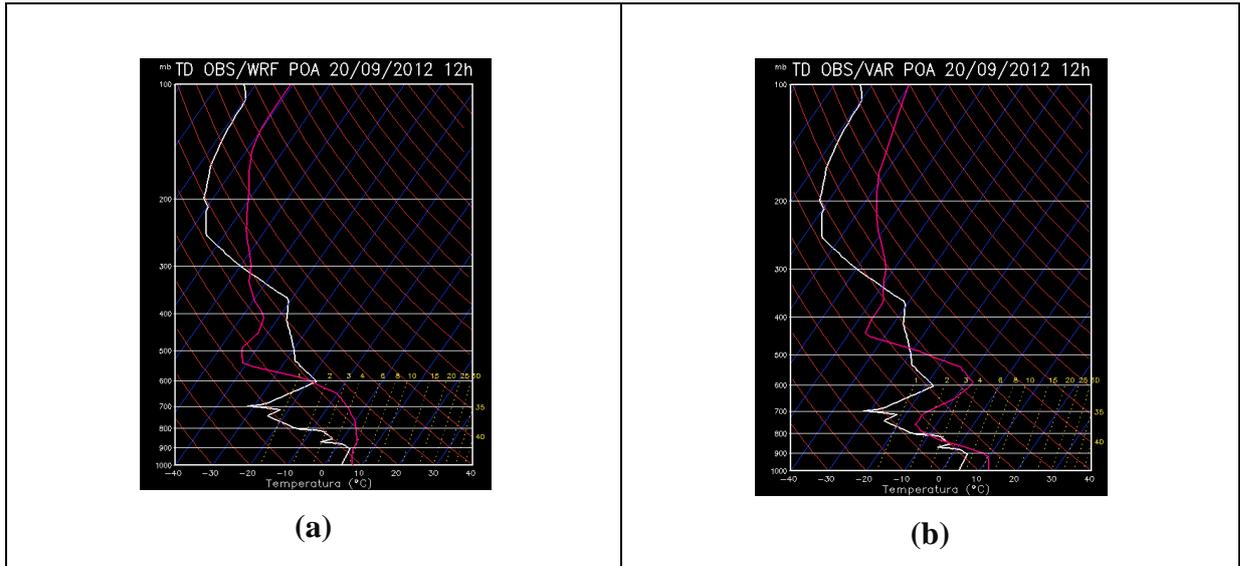


Figura 25 - Perfis Verticais de TD às 12:00UTC de 20/09/2012 em Porto Alegre: (a) observado (linha branca) e previsto pelo WRF (curva vermelha) (b) observado (linha branca) e previsto pelo WRFVAR (curva vermelha).

Na Fig. 25a,b é mostrado que a representação da estrutura vertical do perfil de TD, às 12:00UTC de 20/09/2012 em Porto Alegre, nos níveis abaixo de 500hPa, foi melhor reproduzida com o WRFVAR em relação ao WRF, particularmente com respeito às inversões no perfil. Nesta data a frente já estava posicionada no Paraná e a alta pressão já havia entrado no RS, com ar frio e seco. Isto foi corretamente previsto pelo WRFVAR, já que o valor de TD caiu para aproximadamente 5^oC em superfície.

Ressalta-se que, em Porto Alegre, o perfil vertical de TC comportou-se de forma semelhante ao perfil de TD nesta cidade, isto é, com melhor representatividade do WRFVAR em relação ao WRF da superfície até níveis médios.

Em resumo, pode-se afirmar que o WRFVAR apresentou, de uma forma geral, melhor previsão dos perfis de TC e TD em altos níveis em Curitiba e da superfície até os níveis médios em Porto Alegre. Em Foz do Iguaçu, a diferença entre a performance do WRF e do WRFVAR foi bastante pequena, e não há melhora significativa na representatividade do WRFVAR em relação ao WRF, tanto para a TC quanto para a TD.

4.1.5 Precipitação acumulada em 12 horas

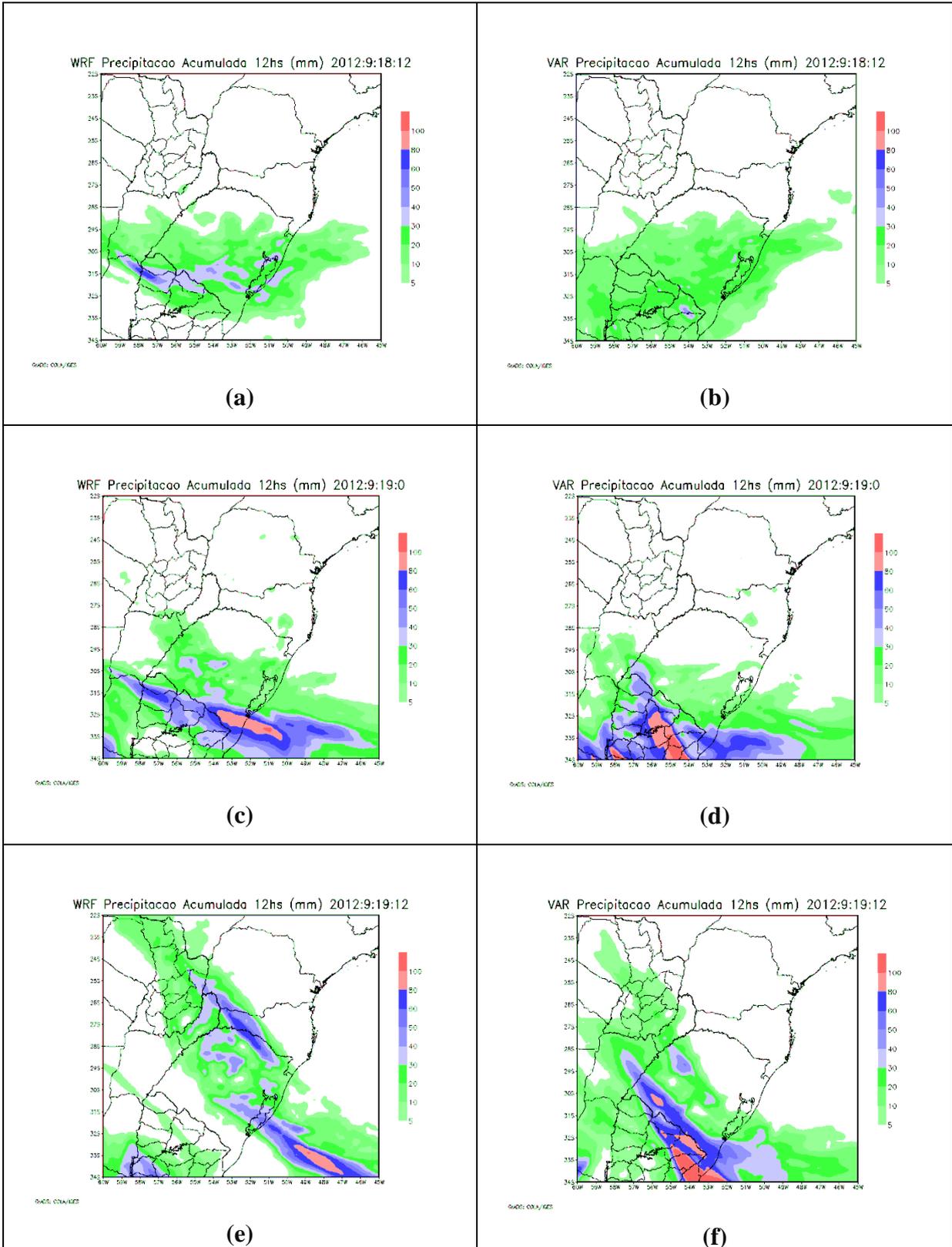
A dificuldade esperada na previsão de precipitação, constatada na simulação de PREC6, estimulou a investigação da PREC12. A previsão de PREC12 pode ter melhor resultado do que a acumulada em 6 horas, devido ao *spin-up problem* (OYAMA; ROCHA; NOBRE, 2000) - tempo necessário para o modelo entrar em balanço e gerar precipitação - e ao problema de inicialização - filtragem de oscilações de alta frequência. Este último, não foi explorado neste trabalho, embora o WRF tenha a opção de integração com remoção de ondas de gravidade pelo Filtro Digital - método introduzido na PNT por Lynch e Huang (1992).

A seguir, compara-se a previsão de PREC12 do WRFVAR com as previsões de PREC12 do WRF. Os valores de PREC12 registrados nas estações automáticas do INMET norteiam esta avaliação. A tab. 2 apresenta a PREC12 registrada pelo INMET nas cidades de Porto Alegre, Santa Maria, Rio Grande, Joaçaba, Florianópolis, Foz do Iguaçu e Curitiba, mostrando que os maiores valores de precipitação ocorreram no RS, nas cidades de Porto Alegre, Santa Maria e Rio Grande, entre 00:00UTC de 18/09/2012 e 12:00UTC de 19/09/2012. Em Joaçaba e Foz do Iguaçu também foram registrados grandes valores de PREC12, entre 00:00UTC de 19/09/2012 e 12:00UTC de 19/09/2012.

Tabela 2 - PREC12 registrada por estações automáticas do INMET em Porto Alegre, Santa Maria, Rio Grande, Joaçaba, Florianópolis, Foz do Iguaçu e Curitiba.

CIDADE	12:00UTC 18/092012	00:00UTC 19/092012	12:00UTC 19/092012	00:00UTC 20/092012	12:00UTC 20/09/2012
Porto Alegre	40.6mm	28.2mm	46.6mm	0.2mm	0.0mm
Santa Maria	41.8mm	42.4mm	13.2mm	2.0mm	0.0mm
Rio Grande	43.4mm	19.8mm	1.2mm	1.2mm	0.0mm
Joaçaba	0.0mm	0.0mm	28.2mm	5.2mm	0.0mm
Florianópolis	0.0mm	0.0mm	1.2mm	2.2mm	0.0mm
Foz do Iguaçu	0.0mm	0.0mm	27.0mm	0.0mm	0.2mm
Curitiba	0.0mm	0.0mm	0.0mm	2.6mm	0.0mm

A Fig. 26 apresenta uma sequência de campos de PREC12 previstos pelo WRF (Fig. 26a,c,e,g,i) e pelo WRFVAR (Fig. 26b,d,f,h,j) entre 12:00UTC de 18/09/2012 e 12:00UTC de 20/09/2012.



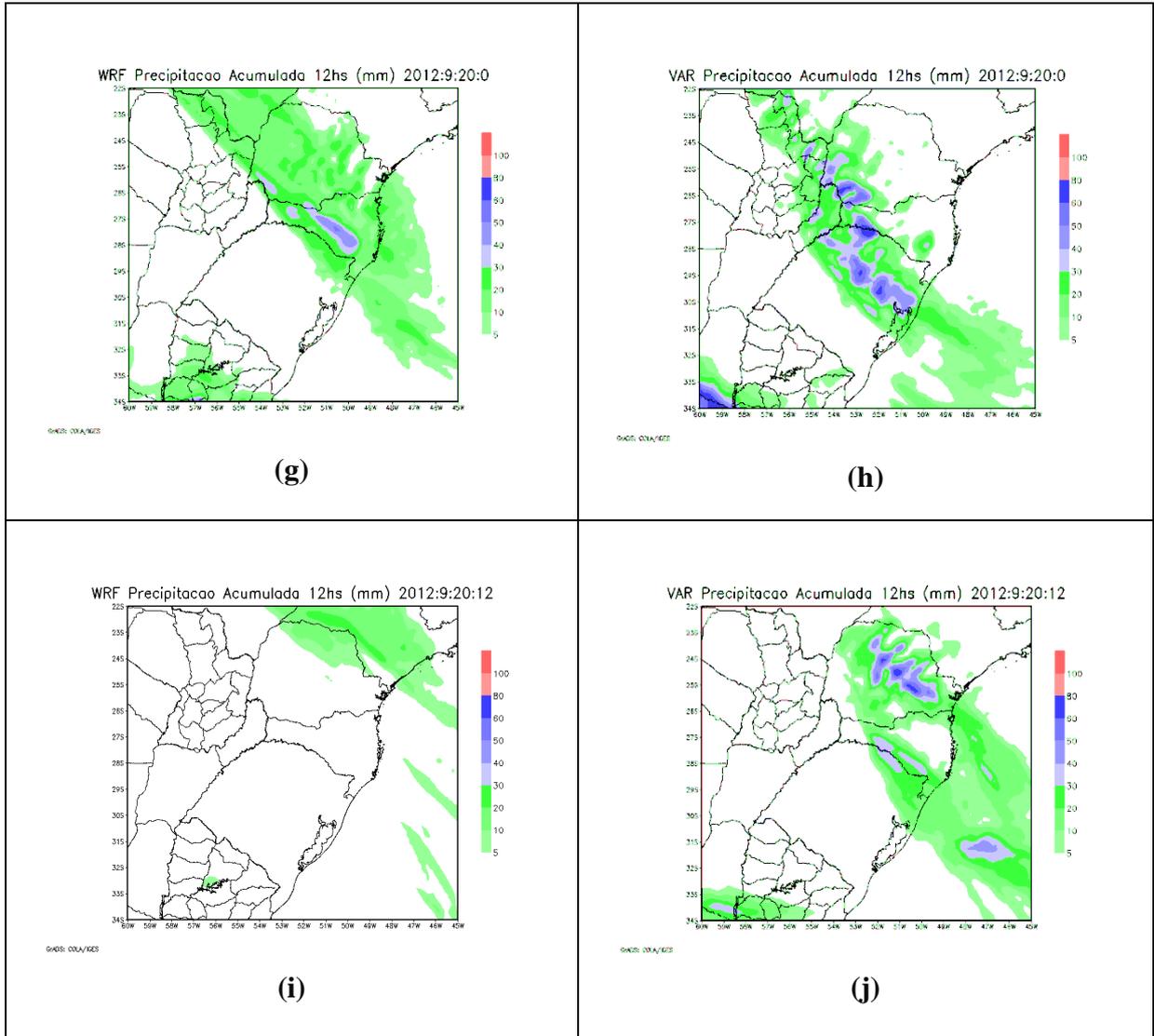


Figura 26 - PREC12 prevista pelo WRF para os dias 18/09/2012 às (a) 12:00UTC, 19/09/2012 às (c) 00:00UTC e (e) 12:00UTC, e 20/09/2012 às (g) 00:00UTC e (i) 12:00UTC, e PREC12 prevista pelo WRFVAR para os dias 18/09/2012 às (b) 12:00UTC, 19/09/2012 às (d) 00:00UTC e (f) 12:00UTC, e 20/09/2012 às (h) 00:00UTC e (j) 12:00UTC.

A descrição deste caso de precipitação, feita com base no GFS na seção 4.1.1, destaca a formação de uma frente estacionária sobre o RS em 18/09/2012 com forte atividade convectiva às 12:00UTC. Este sistema causou PREC12 de 40,6mm em Porto Alegre; 41,8mm em Santa Maria e 43,4mm em Rio Grande. Tanto o WRF como o WRFVAR previram a entrada deste sistema na RSB, causando instabilidade e precipitação na metade sul do RS. O WRF e o WRFVAR praticamente não mostram precipitação nas áreas da RSB onde não houve precipitação, segundo os registros do INMET.

No dia 19/09/2012 o sistema evoluiu para uma frente fria clássica. Às 00:00UTC a frente se deslocou para a metade norte do RS e causou 28,2mm de PREC12 em Porto Alegre; 42,4 mm em Santa Maria e 19,8 mm em Rio Grande. O WRFVAR previu com atraso a propagação do sistema. No dia 20/09/2012 às 00:00UTC, a frente estava no Paraná, o que foi melhor representado pelo WRF.

4.2 Estudo do caso 2

Este estudo de caso é realizado de maneira semelhante ao da seção 4.1, exceto no que se refere a avaliação da previsão de PREC12 pelo WRFVAR. Neste caso, fez-se um experimento adicional para avaliação desta variável, no qual o WRFVAR assimilou dados SYNOP, METAR, SHIP e BUOY. Este experimento foi realizado para 2 domínios: um domínio maior com resolução horizontal de 18 Km abrangendo toda a RSB, e um domínio menor, com resolução de 6 Km abrangendo apenas o RS. O WRF e o WRFVAR foram integrados por 54 horas neste experimento, a partir das 12:00UTC de 22/11/2012.

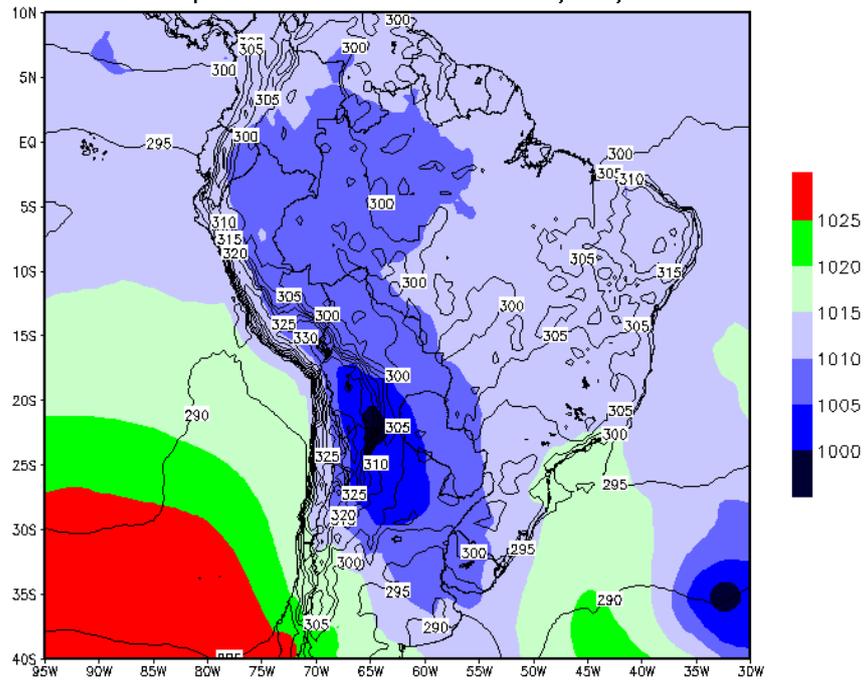
Ademais, a estrutura do texto segue conforme o caso anterior. Na seção 4.2.1 é feita uma descrição sucinta do caso de precipitação ocorrido entre 22/11/2012 e 24/11/2012. Na seção 4.2.2 apresenta-se o resultado da assimilação de dados, através de campos de diferenças entre o *first-guess* - CI do WRF - e análise - CI do WRFVAR. Na sequência, seções 4.2.3 e 4.2.4, apresenta-se respectivamente, a previsão gerada pelo WRFVAR e o viés causado na previsão do WRF, devido a inserção dos dados através do processo de assimilação. Na seção 4.2.4, avalia-se perfis verticais de TC e TD, gerados pelo WRF e WRFVAR, para as cidades de Curitiba, Foz do Iguaçu, Florianópolis e Porto Alegre. A seção 4.2.5 é reservada para a avaliação subjetiva da assimilação de dados na previsão de PREC12.

4.2.1 Descrição do caso 2

A descrição do sistema meteorológico de grande escala no período analisado foi feita com base nos campos do GFS, imagens do satélite GOES-12 e estações automáticas de superfície do INMET.

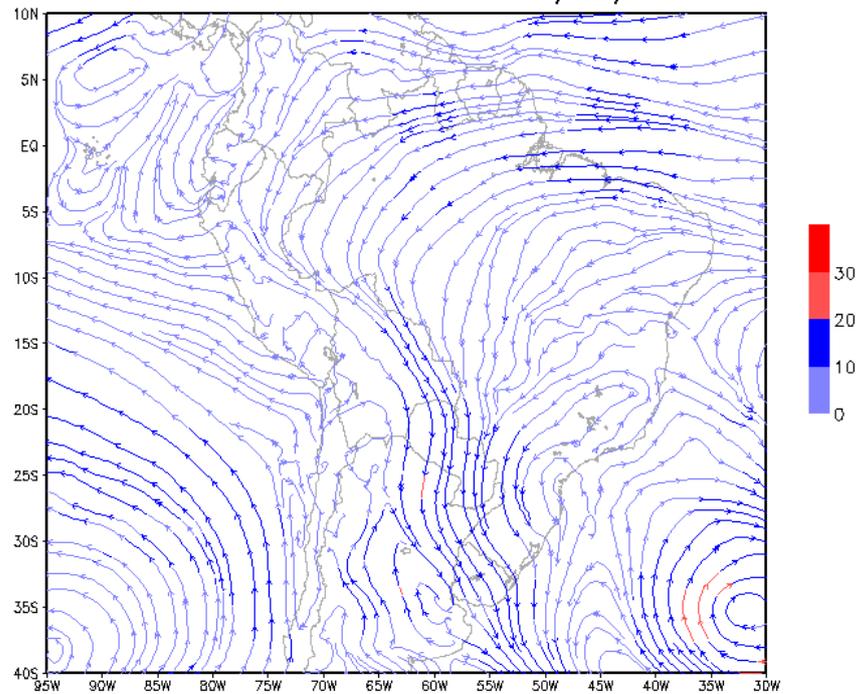
Na Fig. 27 são apresentados os prognósticos de PNM e Temperatura Potencial na superfície do GFS, bem como o campo de linhas de corrente em 850hPa para 12:00UTC de 22/11/2012 e 12:00UTC de 23/11/2013.

GFS Superficie 12:00UTC de 22/11/2012



(a)

GFS 850hPa 12:00UTC de 22/11/2012



(b)

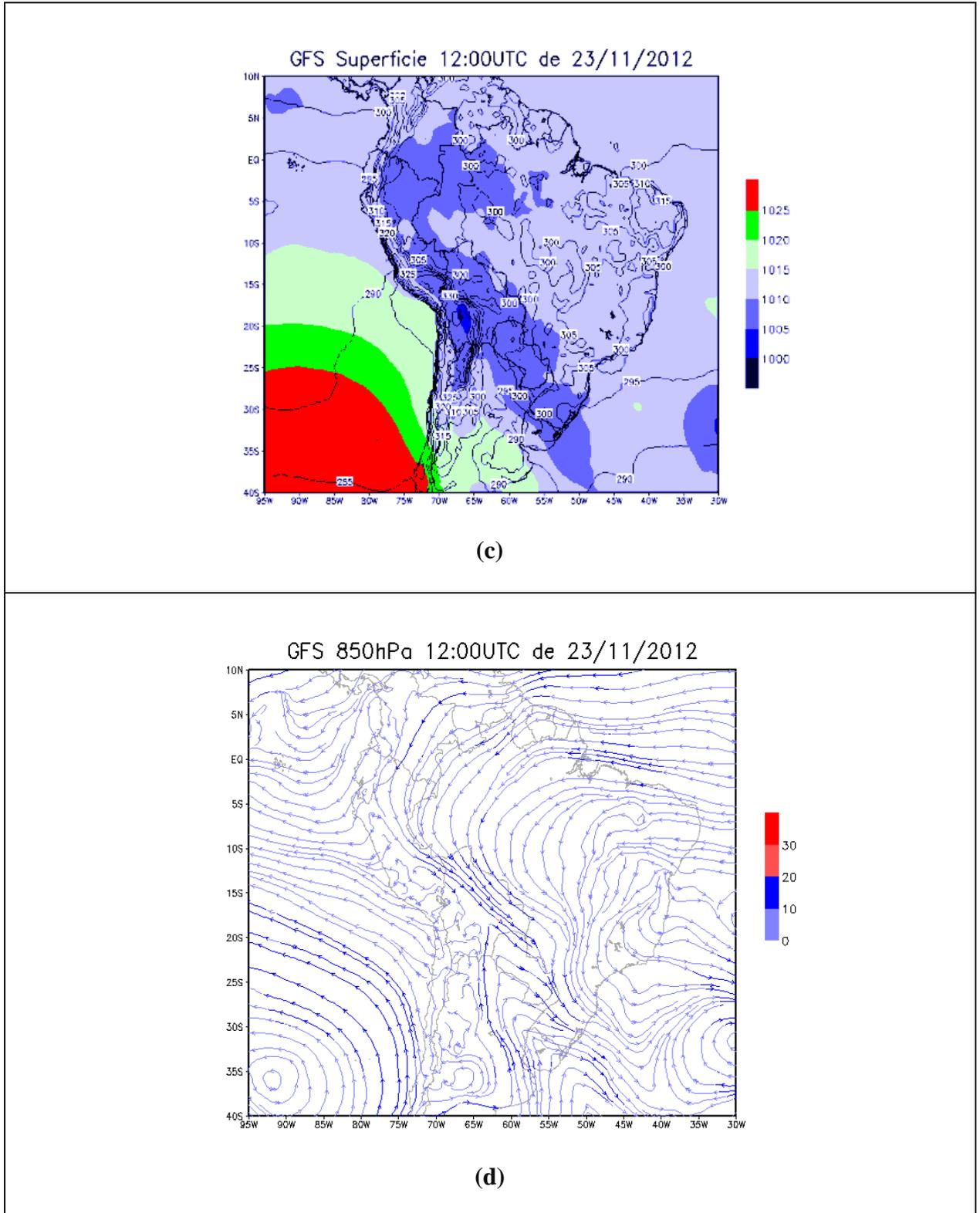


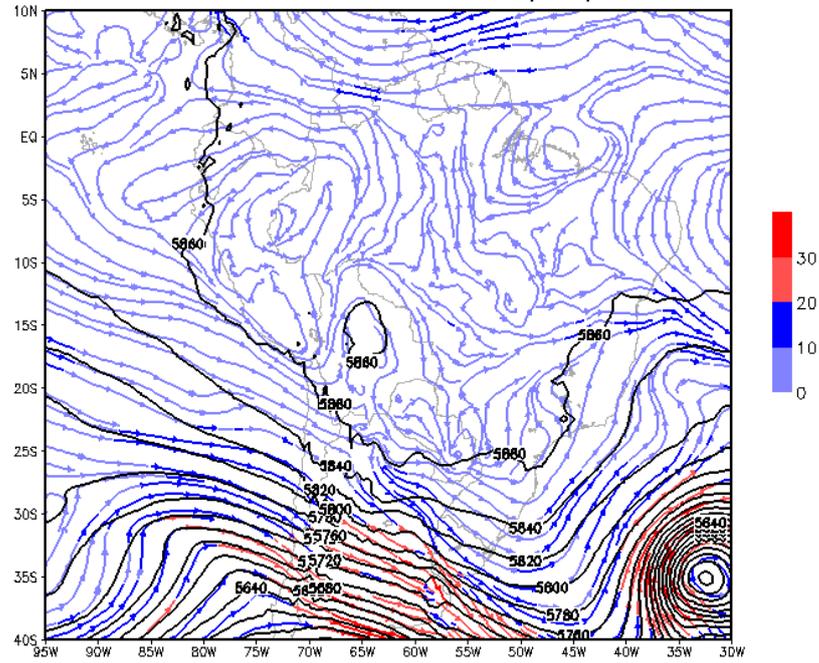
Figura 27 - Campos do GFS de (a) PNM em hPa e Temperatura Potencial em graus Kelvin na superfície; (b) campo de Linhas de Corrente em 850hPa às 12:00UTC de 22/11/2012 e de (c) PNM em hPa e Temperatura Potencial em graus Kelvin na superfície; (d) campo de Linhas de Corrente em 850hPa às 12:00UTC de 23/11/2012.

Às 12:00UTC de 22/11/2012, os campos de PNM e Temperatura Potencial (Fig. 27a) mostram uma ampla região de baixa pressão sobre o norte da Argentina, conhecida como Baixa do Chaco (BC), associada com uma frente que se desloca para leste. Na Fig. 27b, que apresenta as Linhas de Corrente em 850hPa, nota-se a predominância dos ventos para o sudeste.

Às 12:00UTC de 23/11/2012, os campos de PNM e Temperatura Potencial (Fig. 27c) apresentam grande redução de PNM e aumento da Temperatura Potencial sobre o RS, principalmente na fronteira Uruguai/RS.

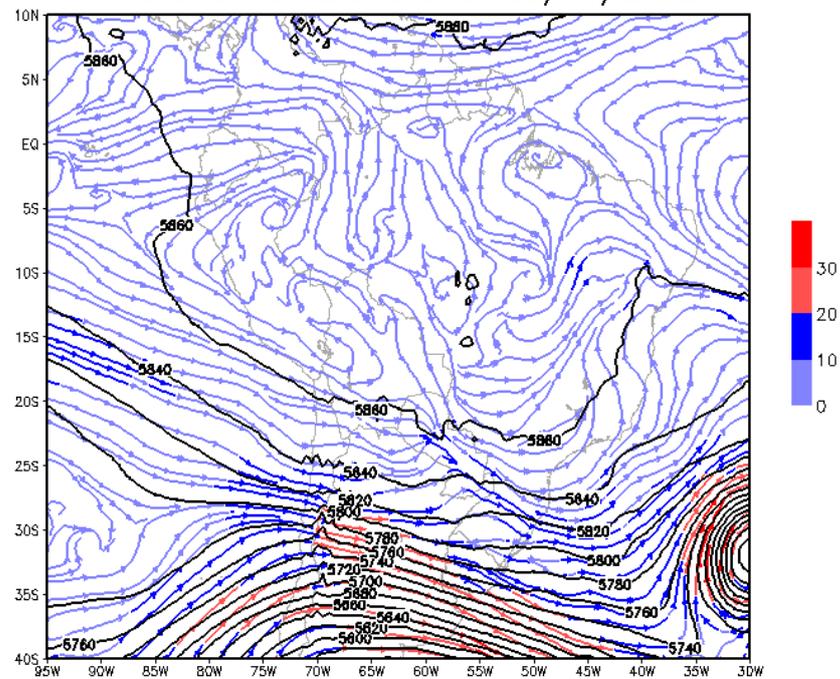
Na Fig. 28 são apresentados os campos de linhas de corrente em 500hPa e 200hPa simulados pelo GFS para 12:00UTC de 22/11/2012 e 12:00UTC de 23/11/2012.

GFS 500hPa 12:00UTC de 22/11/2012



(a)

GFS 500hPa 12:00UTC de 23/11/2012



(b)

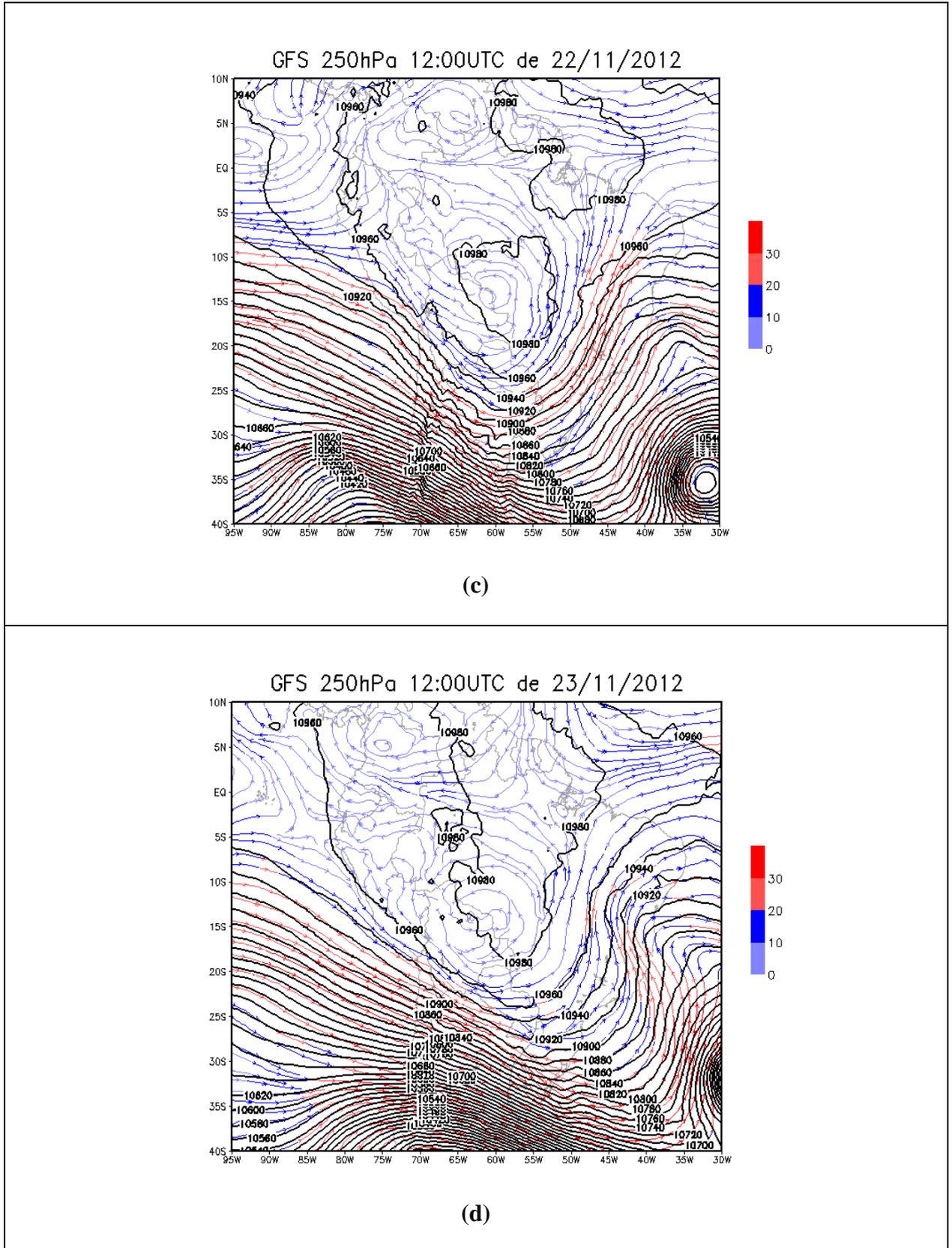
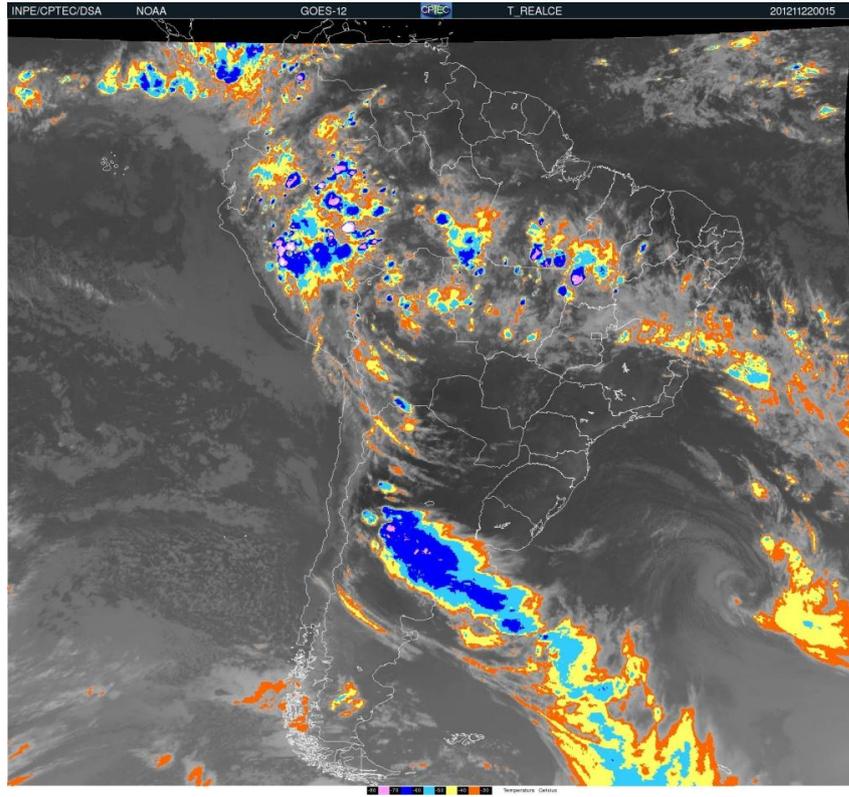


Figura 28 - Campos de Linhas de Corrente e Altura Geopotencial do GFS em 500hPa (a) às 12:00UTC de 22/11/2012 e (b) às 12:00UTC de 23/11/2012; e em 250hPa (c) às 12:00UTC de 22/11/2012 e (d) às 12:00UTC de 23/11/2012.

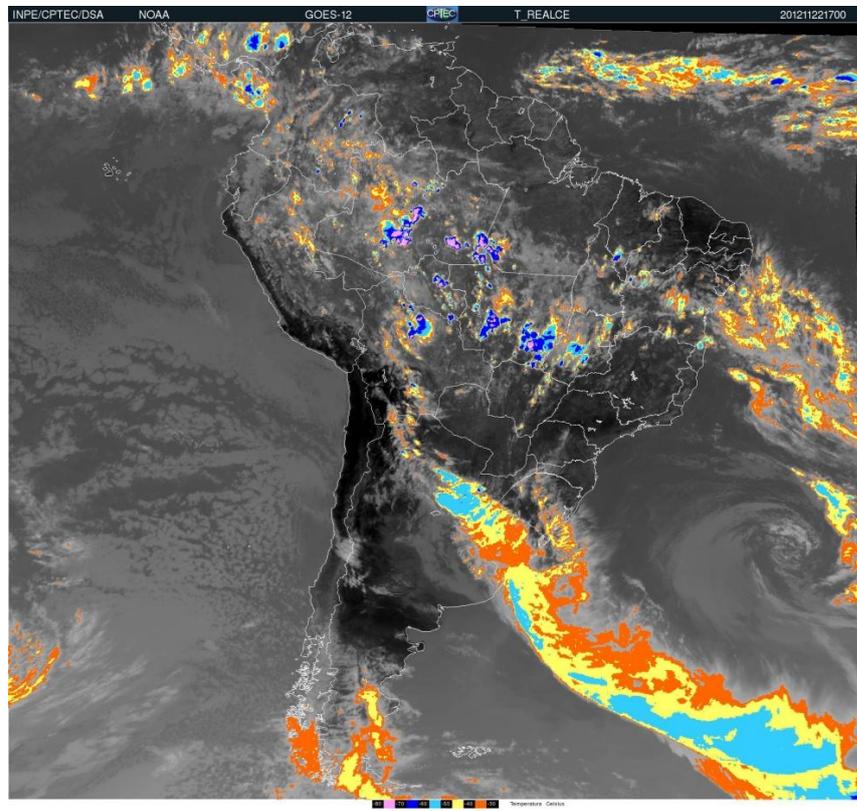
Na análise das 12:00UTC de 22/11/2012 em 500hPa (Fig. 28a), de acordo com as Linhas de Corrente e Altura Geopotencial, nota-se a presença de um cavado ao sul da AS. À leste deste cavado, estão localizadas cidades onde foram registrados grandes valores de precipitação (tab. 3). Na análise das 12:00UTC de 23/11/2012 em 500 hPa (Fig. 28b), o eixo do cavado se desloca para leste enquanto outra frente se desloca em direção à RSB.

Em 250 hPa (Fig. 28c), conforme o campo de Linhas de Corrente e Altura Geopotencial do GFS, nota-se a ação do JS e do JP. Os JP transportam massas de ar polar em direção ao continente, e o escoamento é intensificado pela atuação dos JS. Na previsão das 12:00UTC de 23/11/2012 observa-se o deslocamento para leste impulsionado pela corrente de jato em altos níveis (Fig. 28d).

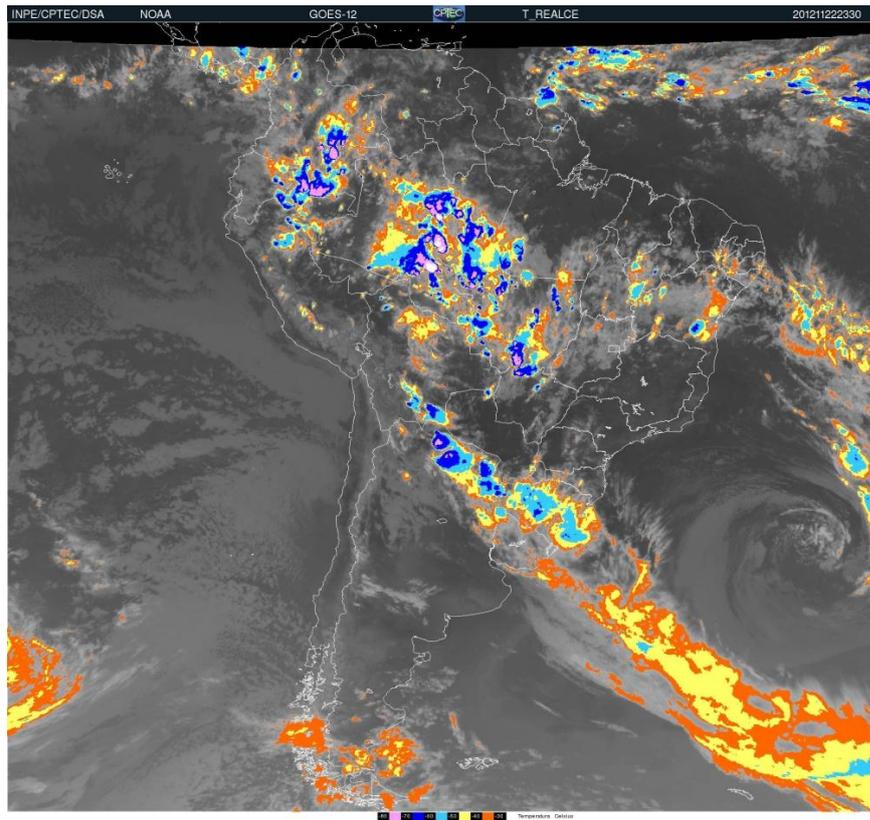
Através das imagens do canal infravermelho do satélite GOES-12 (Fig. 29a,b,c), observa-se que nuvens de topos altos e frios causaram precipitação em alguns municípios do RS devido ao avanço de uma frente estacionária. As imagens mostram, também, que o sistema formou-se rapidamente e se deslocou em direção ao oceano em poucas horas - ciclogênese rápida. Logo após sua formação, no dia 22/11/2012, o sistema avançou pelo sul da AS (Fig. 29a), chegando à fronteira RS/Uruguai às 15:00UTC (Fig. 29b), se intensificando e provocando precipitação intensa ao se deslocar para a direção norte-nordeste (Fig. 29c,d). O sistema avança para o norte do RS e oeste de SC e PR (Fig. 29e), e em seguida, entra em fase de oclusão (Fig. 29f).



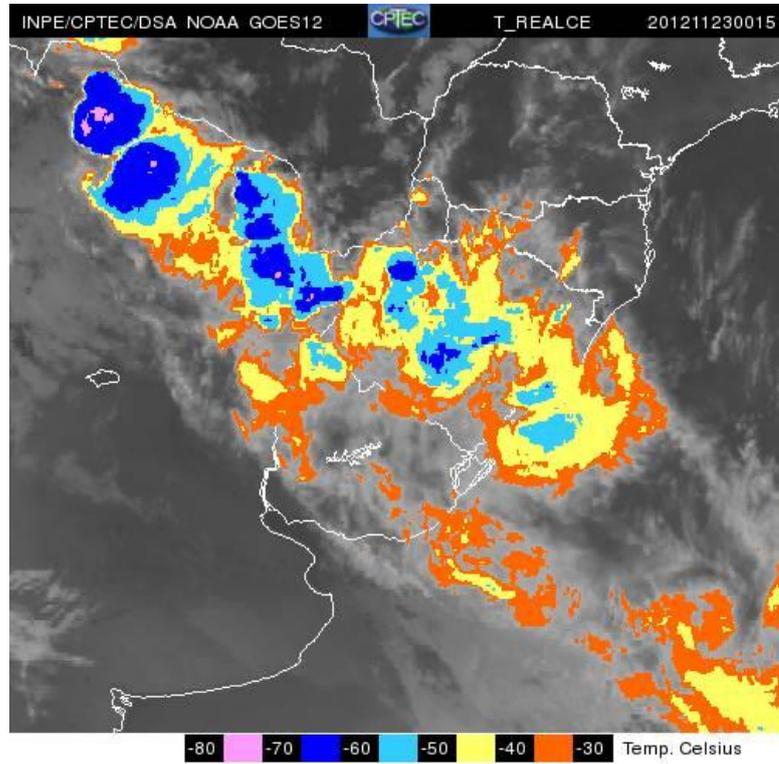
(a)



(b)



(c)



(d)

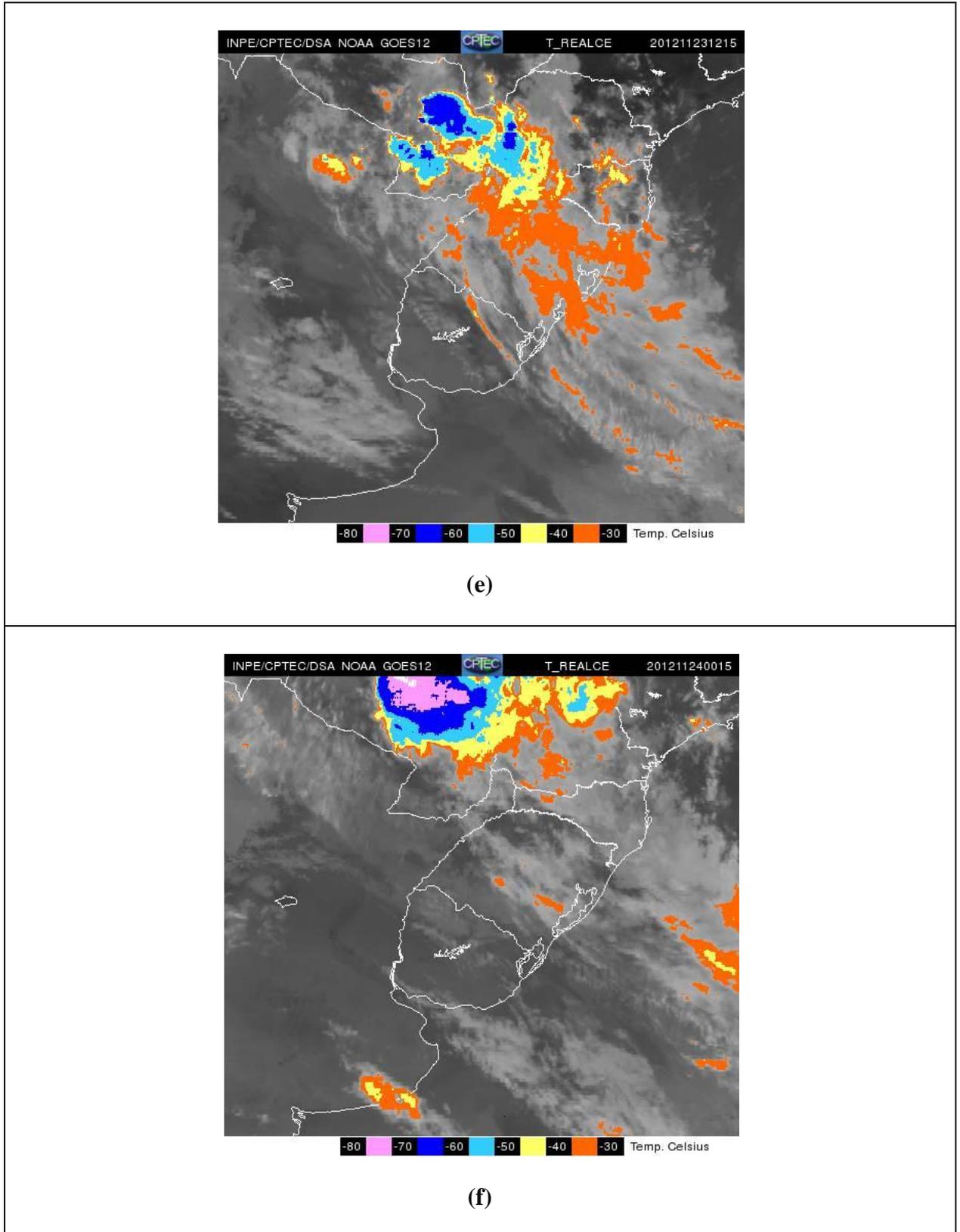


Figura 29 - Imagens de satélite do dia 22/11/2012 às (a) 15:00UTC, (b) 17:00UTC e (c) 23:30UTC; do dia 23/11/2012 às (d) 00:15UTC e (e) 12:15UTC; e do dia 24/11/2012 às (f) 00:15UTC.

Fonte: GOES, 2012

A tab. 3 apresenta a PREC1 observada em Jaguarão, Rio Grande, São Gabriel e Santa Maria. Ela mostra que, conforme as análises realizadas, o sistema sinótico penetrou na RSB por volta das 17:00UTC de 22/11/2012. Ele se deslocou de oeste para leste rapidamente sobre o estado do RS, causando precipitação em Jaguarão, Rio Grande e São Gabriel (tab. 3). A segunda frente carrega umidade do Oceano Pacífico na direção da RSB, causando pouca precipitação no centro do RS por volta das 21:00UTC de 23/11/2012, em particular em Santa Maria (tab. 3). Na imagem do GOES-12 das 00:15UTC de 24/11/2012 ainda é possível notar um pequeno núcleo de umidade na região próxima à Santa Maria.

Tabela 3 - PREC1 registrada por estações automáticas do INMET em Jaguarão, Rio Grande, São Gabriel e Santa Maria.

CIDADE	DATA	HORÁRIO	PREC1
Jaguarão	22/11/2012	21:00UTC	18.9mm
Rio Grande	23/11/2012	00:00UTC	18.0mm
São Gabriel	23/11/2012	01:00UTC	16.8mm
Santa Maria	23/11/2012	21:00UTC	18.4mm

Observa-se que embora não tenha ocorrido precipitação tão intensa quanto a do caso apresentado em 4.1, este caso é interessante para o estudo da performance do WRFVAR aplicado à ciclogêneses rápidas, já explorado por Rabier et al. (1998).

4.2.2 *First-guess X Análise*

São apresentados alguns resultados computacionais obtidos com o processamento do OBSPROC e WRFVAR.

O OBSPROC assimilou dados do tipo SYNOP coletados por 74 estações superfície do INMET (Fig. 30a) e dados TEMP de 5 estações de radiossondagem da RSB (Fig. 30b).

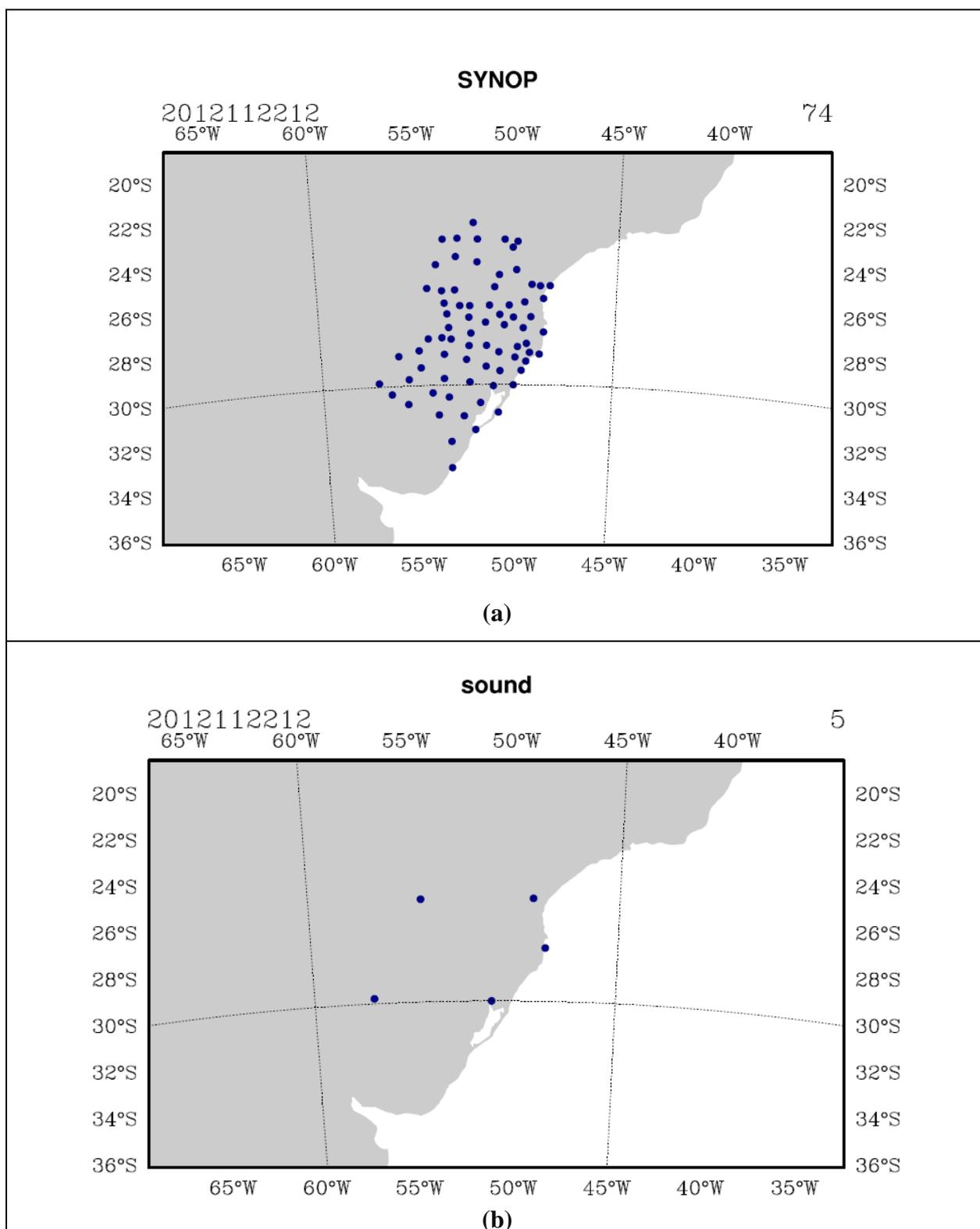
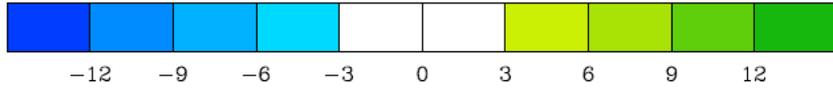
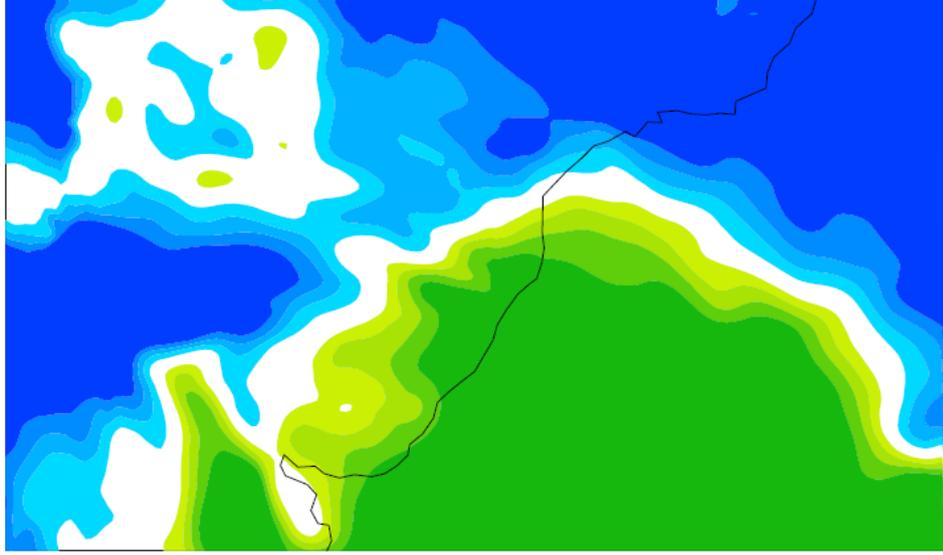


Figura 30 - Locais com dados processados pelo OBSPROC na análise das 00:00UTC de 22/11/2012: (a) estações do INMET (b) radiossondagens da RSB.

Assim como no caso 1, constatou-se que não houve rejeição de dados SYNOP ou TEMP registrados no horário da análise, apenas dados fora da janela de assimilados não foram assimilados. Com processamento do WRFVAR, obteve-se a minimização da função custo J após 18 iterações.

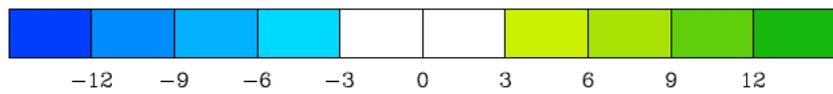
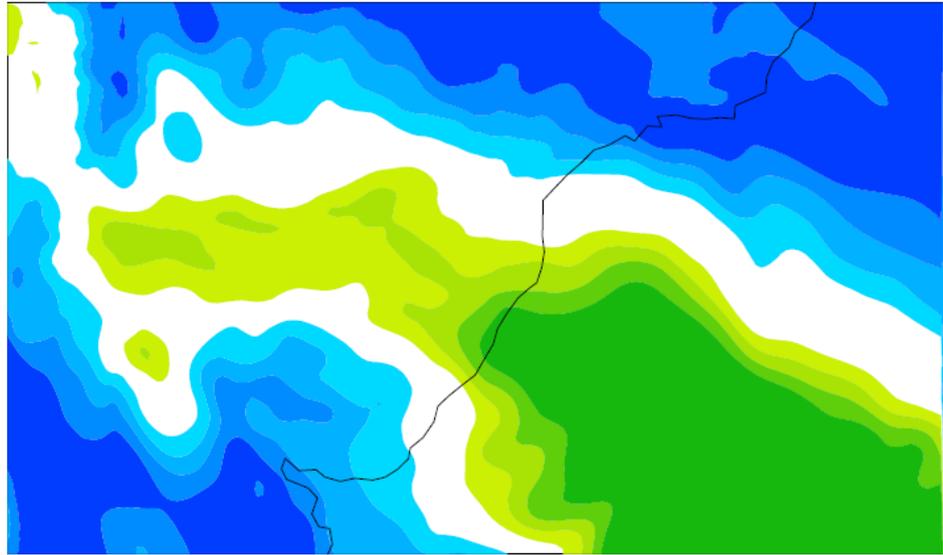
Na sequência, as diferenças entre a análise do WRFVAR e os campos de *first-guess* do WRF para as componentes zonal (Fig. 31), meridional do vento, e Temperatura Potencial Perturbada são brevemente discutidos.

U(21)



(a)

U(27)



(b)

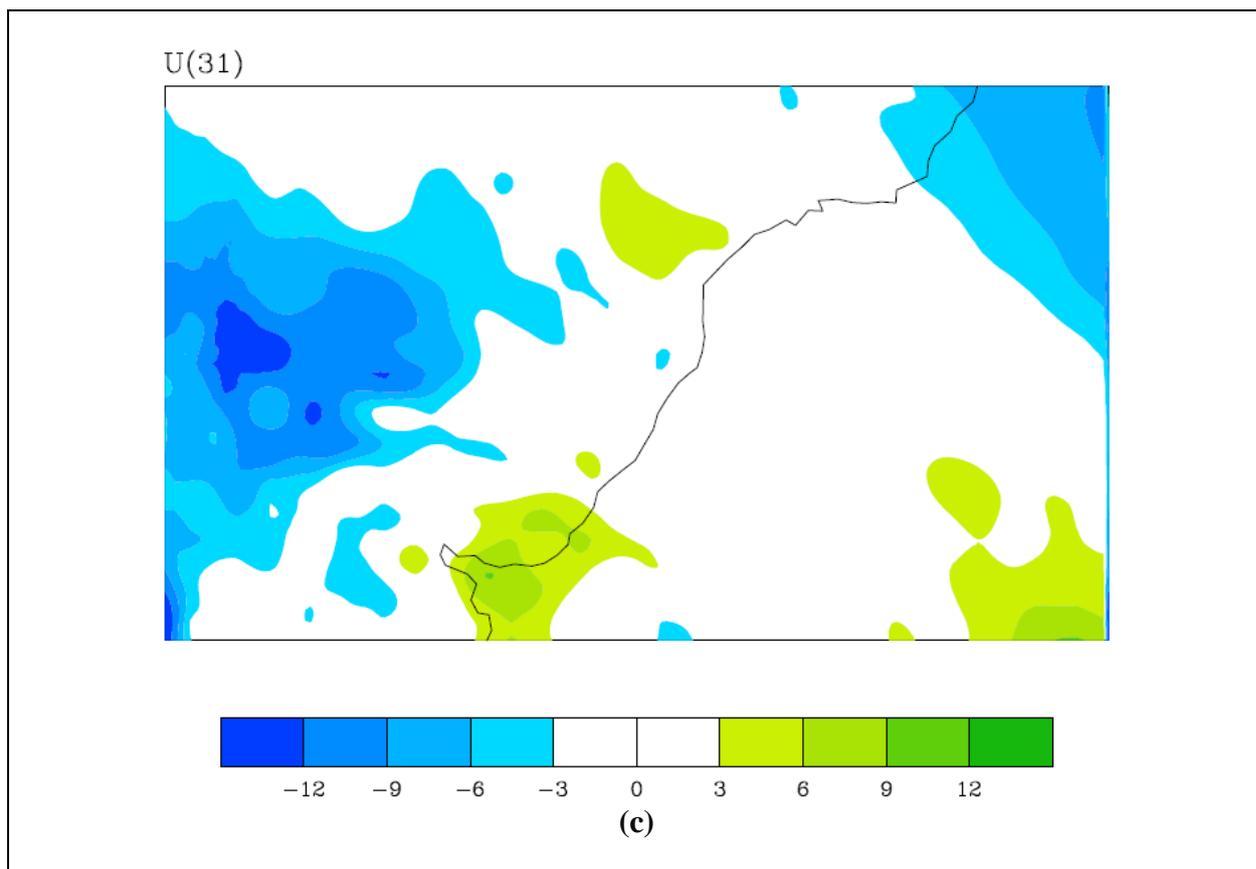
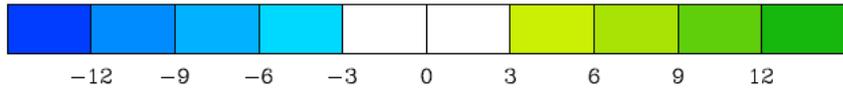
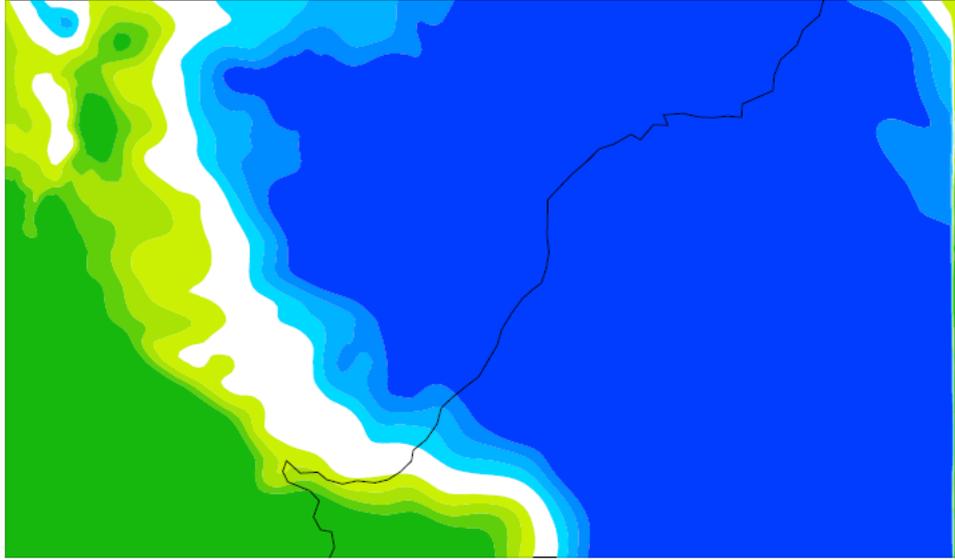


Figura 31 - Diferença entre análise do WRFVAR e *first-guess* do WRF para a componente U do vento às 00:00UTC de 22/11/2012 em (a) 845,15hPa (b) 479,40hPa (c) 230,50hPa.

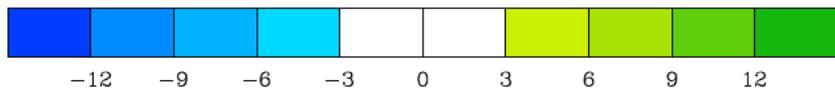
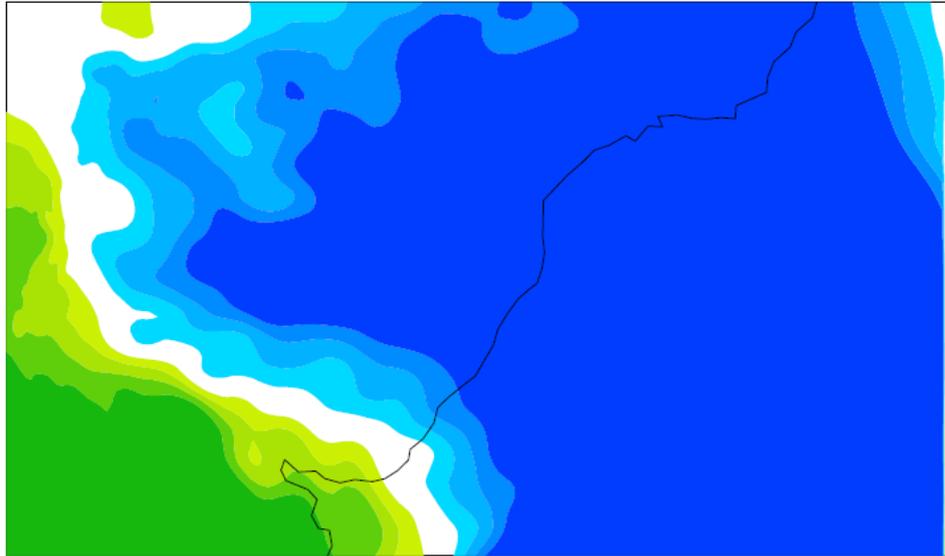
Conforme as análises do GFS às 12:00UTC de 22/11/2012 (Fig. 27a,b e Fig. 28a,c), o vento soprava de noroeste, a pressão estava relativamente baixa e a temperatura estava elevada na RSB. A Fig. 31a,b mostra que o WRFVAR previu desvio da componente U do vento para leste em relação ao WRF no leste do RS, com diferenças que chegaram a 12m/s em baixos, médios e altos níveis na costa da RSB, e previu desvio para oeste no oeste da RSB. Isto sugere que a previsão do WRFVAR antecipa a entrada da frente e simula o sistema mais à leste em comparação com o WRF. Como pode ser observado na Fig. 31c, em altos níveis estas diferenças são menores. Na Fig. 32 apresenta-se as diferenças para a componente meridional do vento.

V(21)



(a)

V(27)



(b)

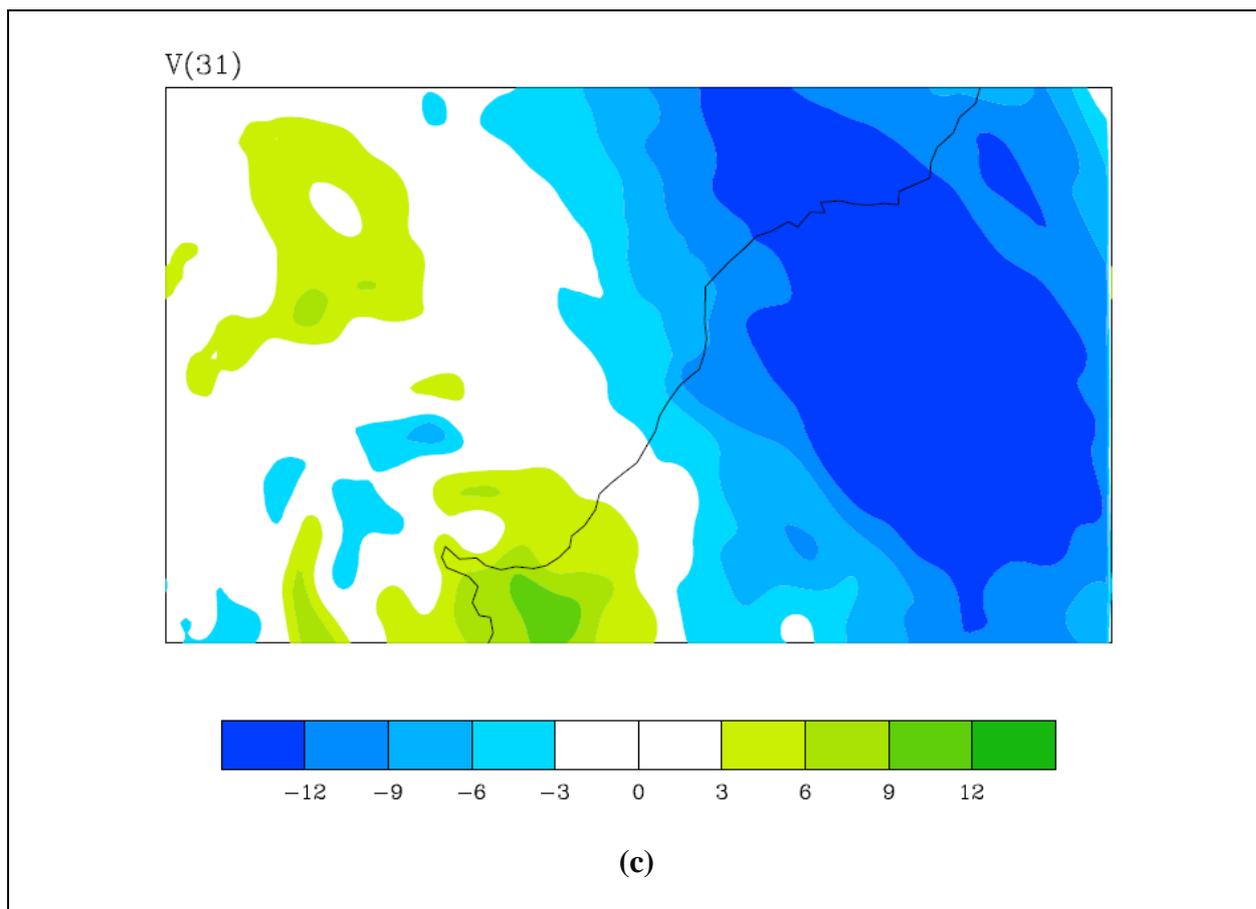
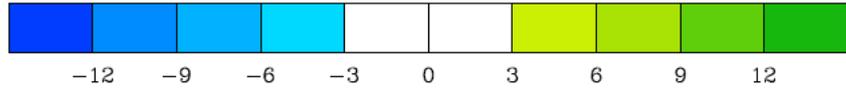
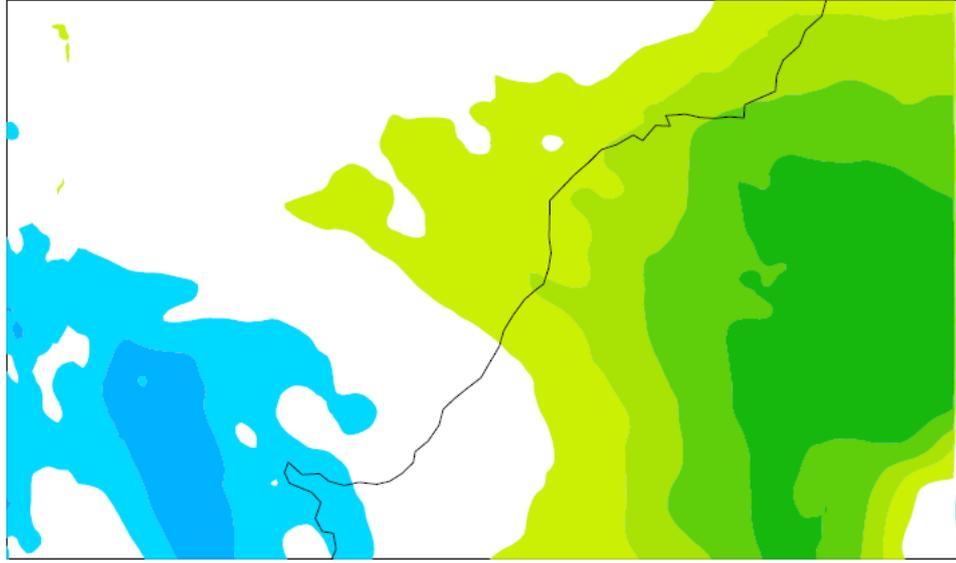


Figura 32 - Diferença entre análise do WRFVAR e *first-guess* do WRF para a componente V do vento às 00:00UTC de 22/11/2012 em (a) 845,15hPa (b) 479,40hPa (c) 230,50hPa.

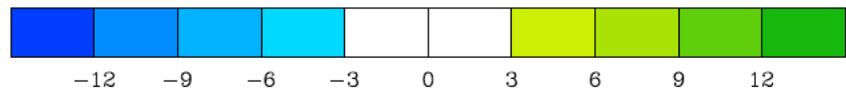
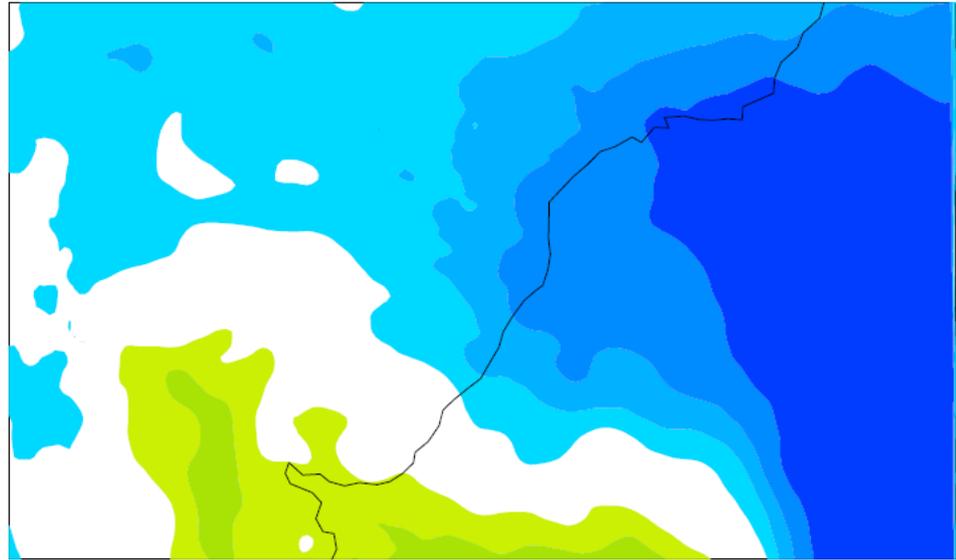
Em baixos níveis, representados pela Fig 32a, observa-se que a análise do WRFVAR prevê desvio para o norte da componente V em relação ao *first-guess* à oeste da RSB, e desvio para o sul à leste desta região. Nos níveis médios, representados pela Fig. 32b, nota-se que o WRFVAR prevê maior desvio para sul do que o WRF à sudoeste da RSB, com diferenças de pelo menos 12m/s. Em altos níveis, representados pela Fig. 32c, nota-se que à oeste o WRFVAR prevê desvio para o norte em relação ao *first-guess*, e diferenças de pelo menos 12m/s à leste da RSB, no Atlântico adjacente. Na Fig. 33 são apresentadas as diferenças entre *first-guess* e análise para Temperatura Potencial Perturbada.

T(21)



(a)

T(27)



(b)

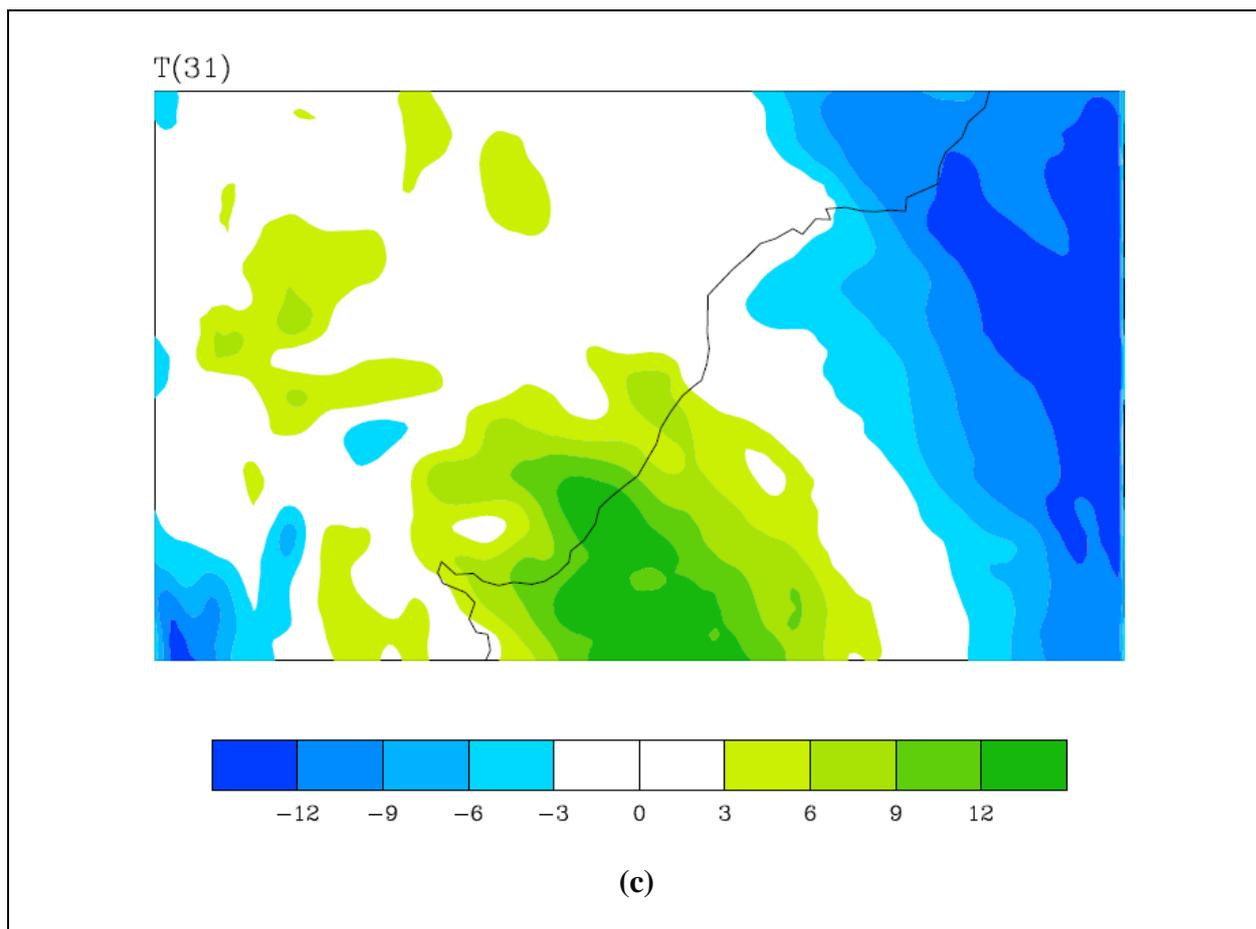


Figura 33 - Diferença entre análise do WRFVAR e *first-guess* do WRF para Temperatura Potencial Perturbada às 00:00UTC de 22/11/2012 em (a) 845,15hPa (b) 479,40hPa (c) 230,50hPa.

Em baixos níveis (Fig. 33a), é mostrado que na análise, o WRFVAR apresenta valores de Temperatura Potencial Perturbada até 6°C menores do que o *first-guess* à sudoeste do RS, onde localiza-se a frente, e de pelo menos 12°C maiores na costa da RSB. Em níveis médios, representados na Fig. 33b, nota-se o ar quente ascendendo sobre o ar frio em superfície na região da frente fria. Isto é observado também em altos níveis (Fig 33c), porém com menor intensidade. Este movimento convectivo está mais evidenciado pelo WRFVAR, como mostram as diferenças entre análise e *first-guess* da Fig. 33b,c.

4.2.3 Previsão do WRFVAR

Assim como no caso anterior, verifica-se, subjetivamente, se a previsão do WRFVAR reproduziu os sistemas atuantes na RSB mostrados pelo GFS. A

avaliação é feita também com respeito à precipitação - sob o aspecto qualitativo. A comparação das previsões do WRFVAR com o WRF são apresentadas na próxima seção. São analisados, a seguir, os campos de PNM (Fig. 34), VORT500 (Fig. 35), LC500 (Fig. 36) e LC200 (Fig. 37) previstos pelo WRFVAR.

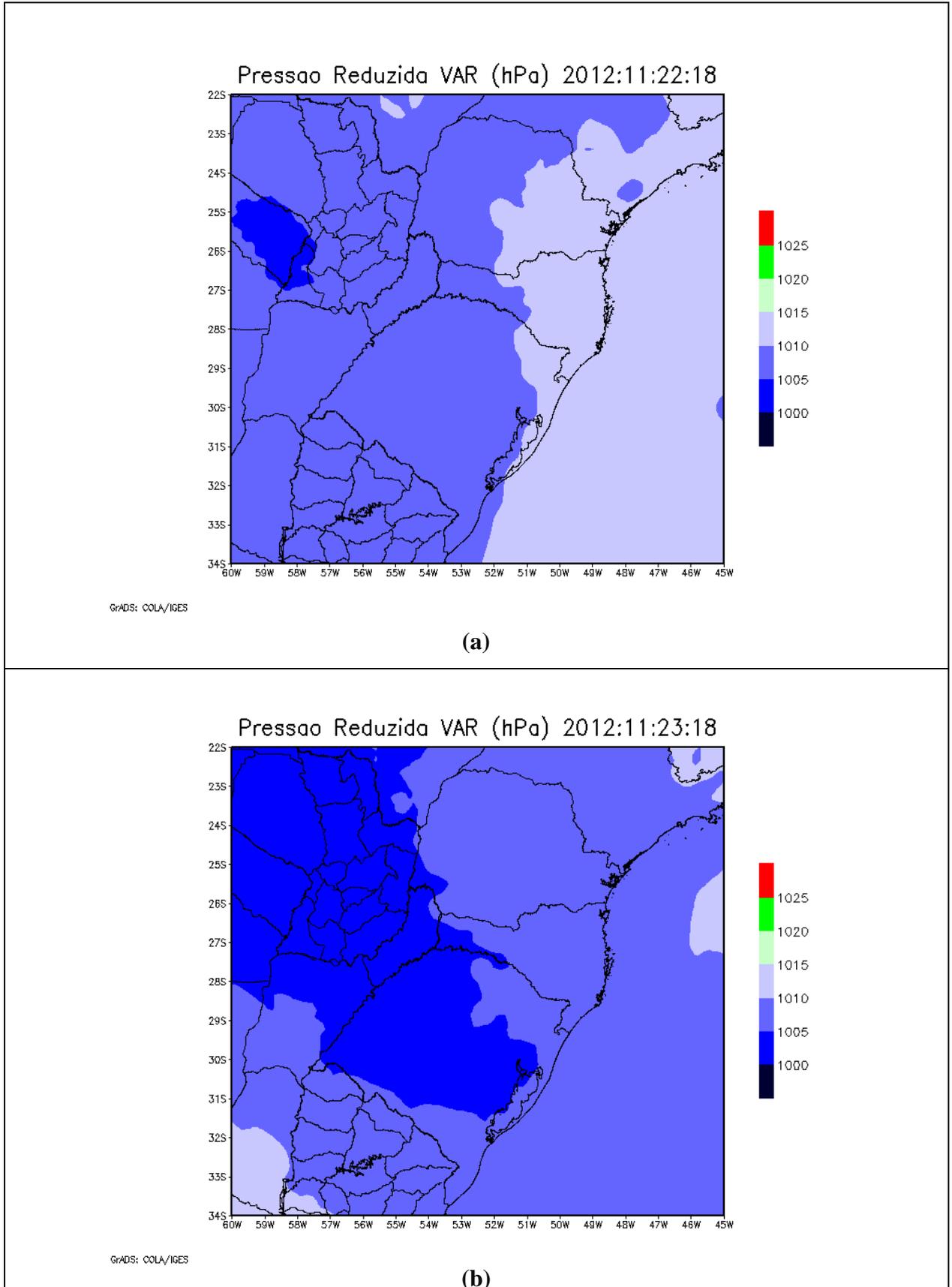


Figura 34 - Campos de PNM previstos pelo WRFVAR para (a) 18:00UTC de 22/11/2012 e (b) 18:00UTC de 23/11/2012.

Conforme os campos apresentados na Fig. 34, o WRFVAR representou com eficiência a queda de pressão poucas horas antes da passagem das duas frentes, como pode ser visto na previsão de PNM para às 18:00UTC de 22/11/2012 (Fig. 34a) e às 18:00UTC de 23/11/2012 (Fig. 34b).

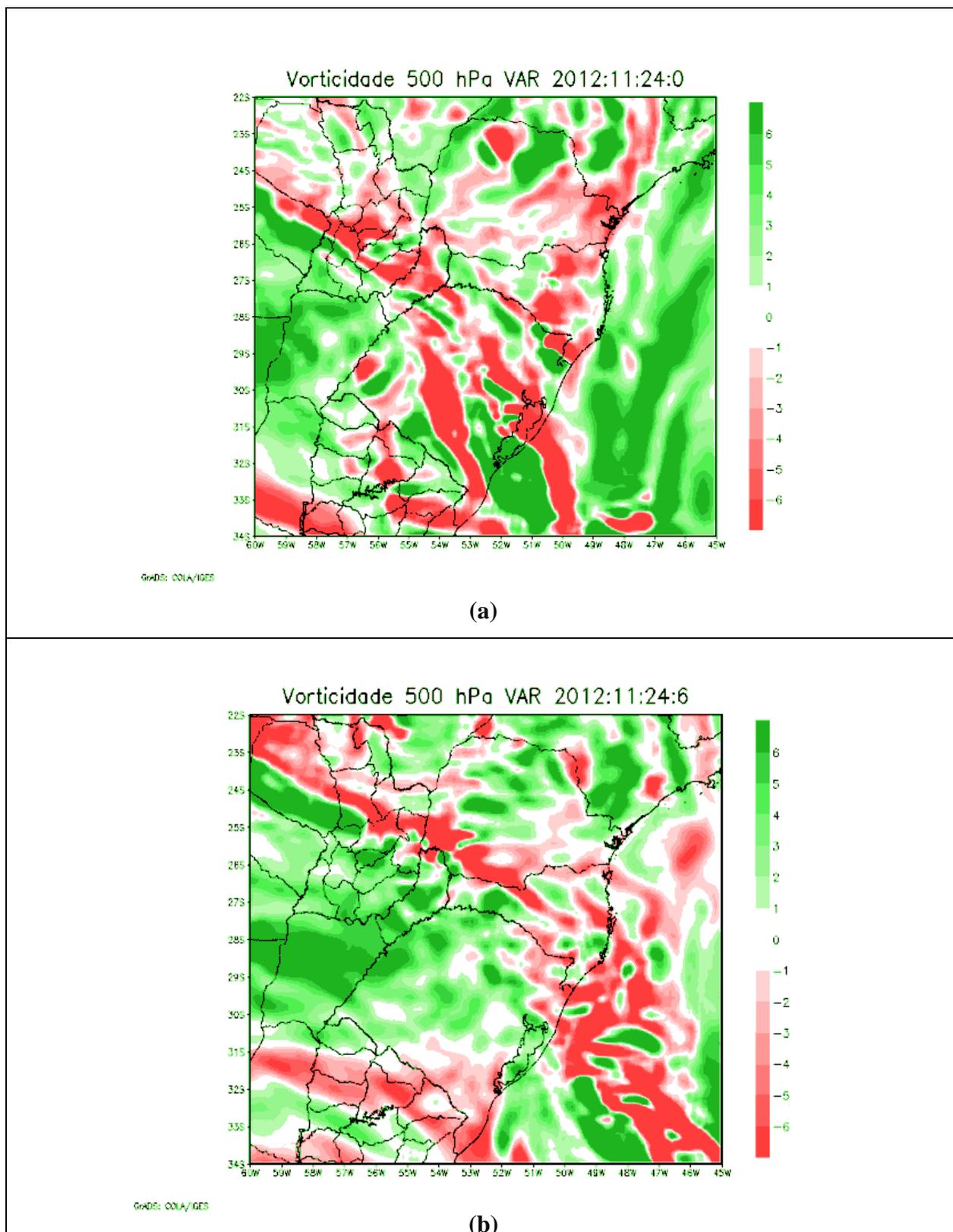


Figura 35 - Campos de VORT500 previstos pelo WRFVAR para o dia 24/11/2012 às (a) 00:00UTC e (b) 06:00UTC.

De acordo com as análises realizadas, nota-se que o eixo do cavado em 500hPa não se aproximou o suficiente do domínio para que o sinal da VORT500 pudesse ser analisado nesta região. No entanto, nota-se que a VORT500 prevista pelo WRFVAR à leste do cavado (Fig. 35a,b) é menor do que em outros locais, e portanto, a advecção de vorticidade relativa é negativa nesta região, o que está de acordo com o esperado para a região à leste do cavado em níveis médios, nos locais onde ocorreram precipitações, conforme a tab. 3.

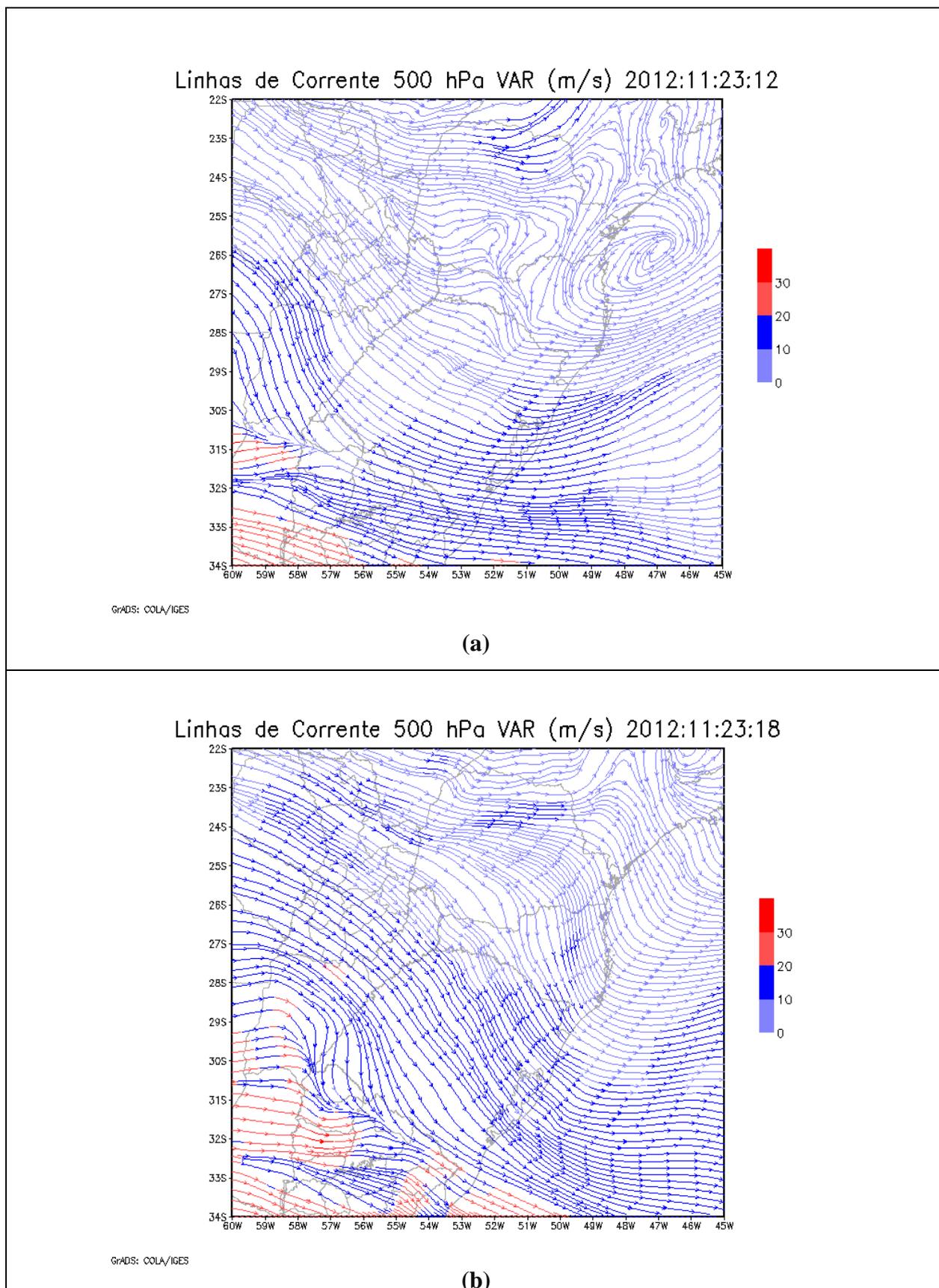


Figura 36 - Campos de LC500 previstos pelo WRFVAR para o dia 23/11/2012 às (a) 12:00UTC e (b) 18:00UTC.

Comparando-se as LC500 da Fig. 36 com os campos do GFS, nota-se que o WRFVAR conseguiu reproduzir a predominância da direção sudeste em níveis médios (Fig. 36a,b).

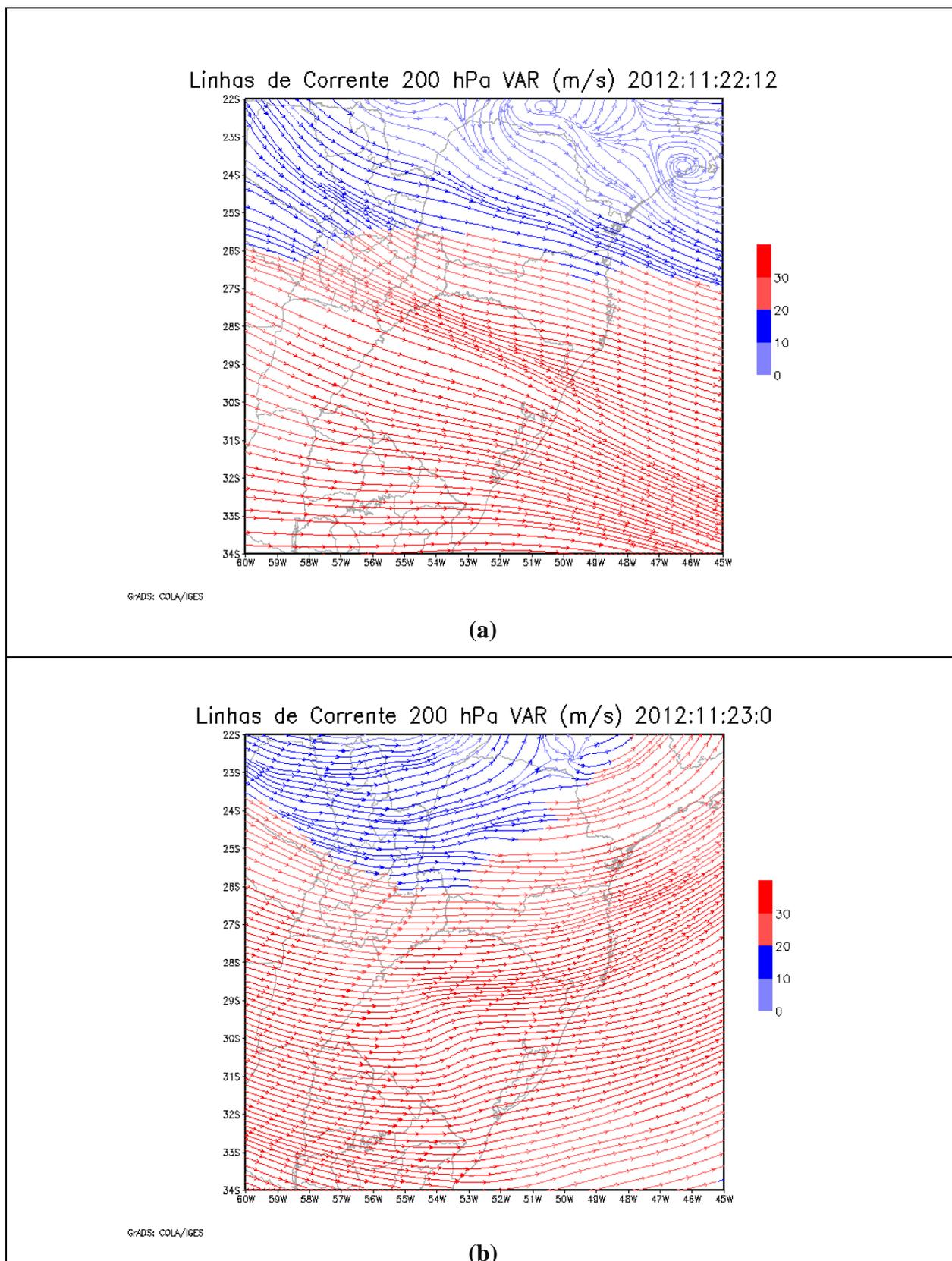


Figura 37 - Campos de LC200 previstos pelo WRFVAR para (a) 12:00UTC de 22/11/2012 e (b) 00:00UTC de 23/11/2012.

As LC200 da Fig. 37 mostram que o WRFVAR previu com atraso a atuação do JS, que alterou a direção predominante dos ventos em 200hPa de sudeste para nordeste, como pode ser observado, comparando as análises das 12:00UTC de 22/11/2012 (Fig. 37a) e 00:00UTC de 23/11/2012 (Fig. 37b), com os campos do GFS.

4.2.4 Comparação entre WRF e WRFVAR

Nas figuras que seguem são apresentadas as diferenças WRFVAR - WRF para os campos de PREC6 (Fig. 38), PNM (Fig. 39) e T2 (Fig. 40). Em cada campo, os valores positivos - em verde - indicam que os valores previstos pelo WRFVAR são superiores aos valores previstos pelo WRF; enquanto valores negativos - em vermelho - indicam que os valores previstos pelo WRFVAR são inferiores aos valores previstos pelo WRF.

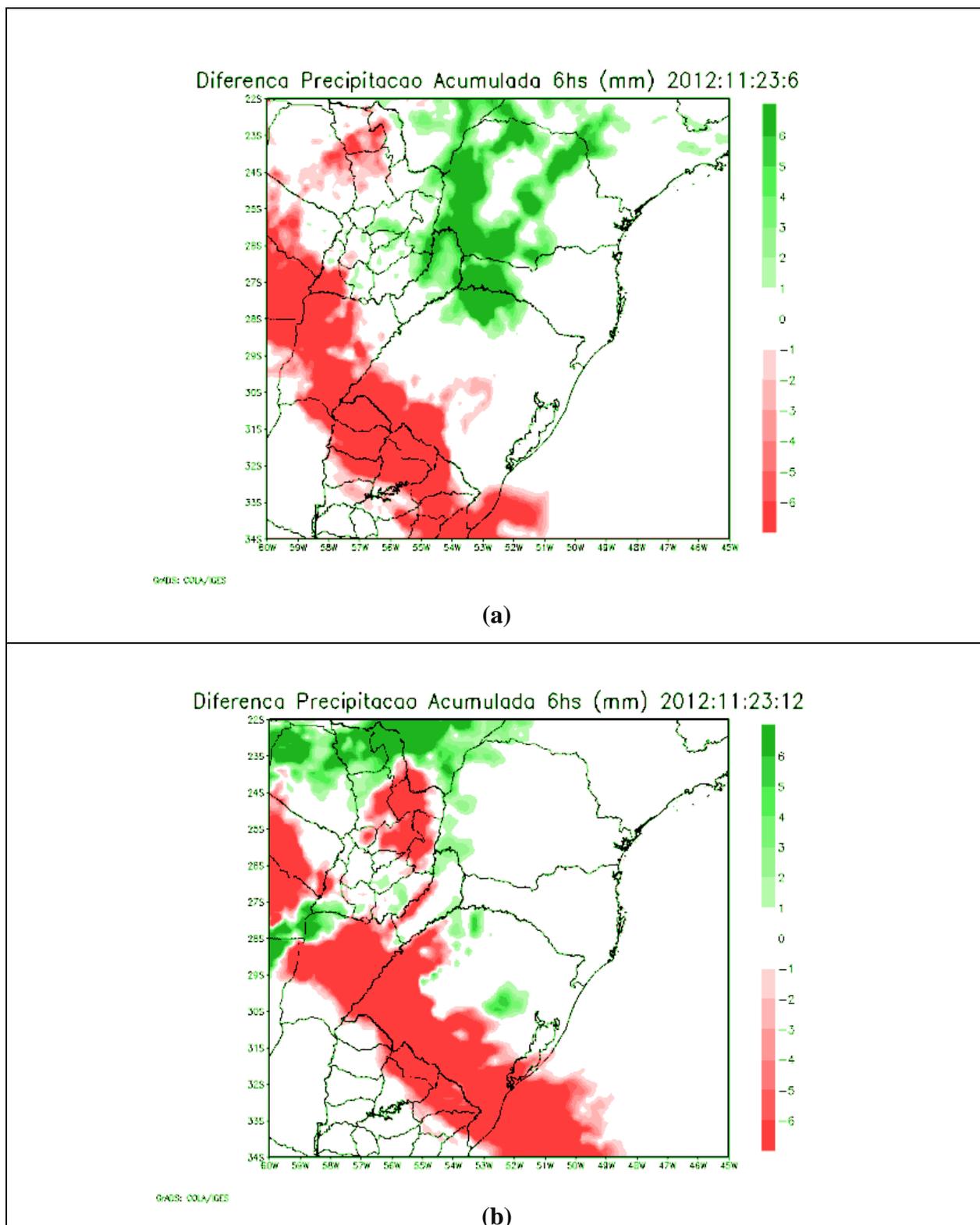


Figura 38 - Diferença entre WRFVAR e WRF para PREC6 no dia 23/11/2012 às (a) 06:00UTC e (b) 12:00UTC.

De acordo com a Fig. 38a,b, nota-se que o WRFVAR previu menos PREC6 do que o WRF, o que está coerente com o observado nos dados do INMET (tab. 3) e nas imagens do GOES-12.

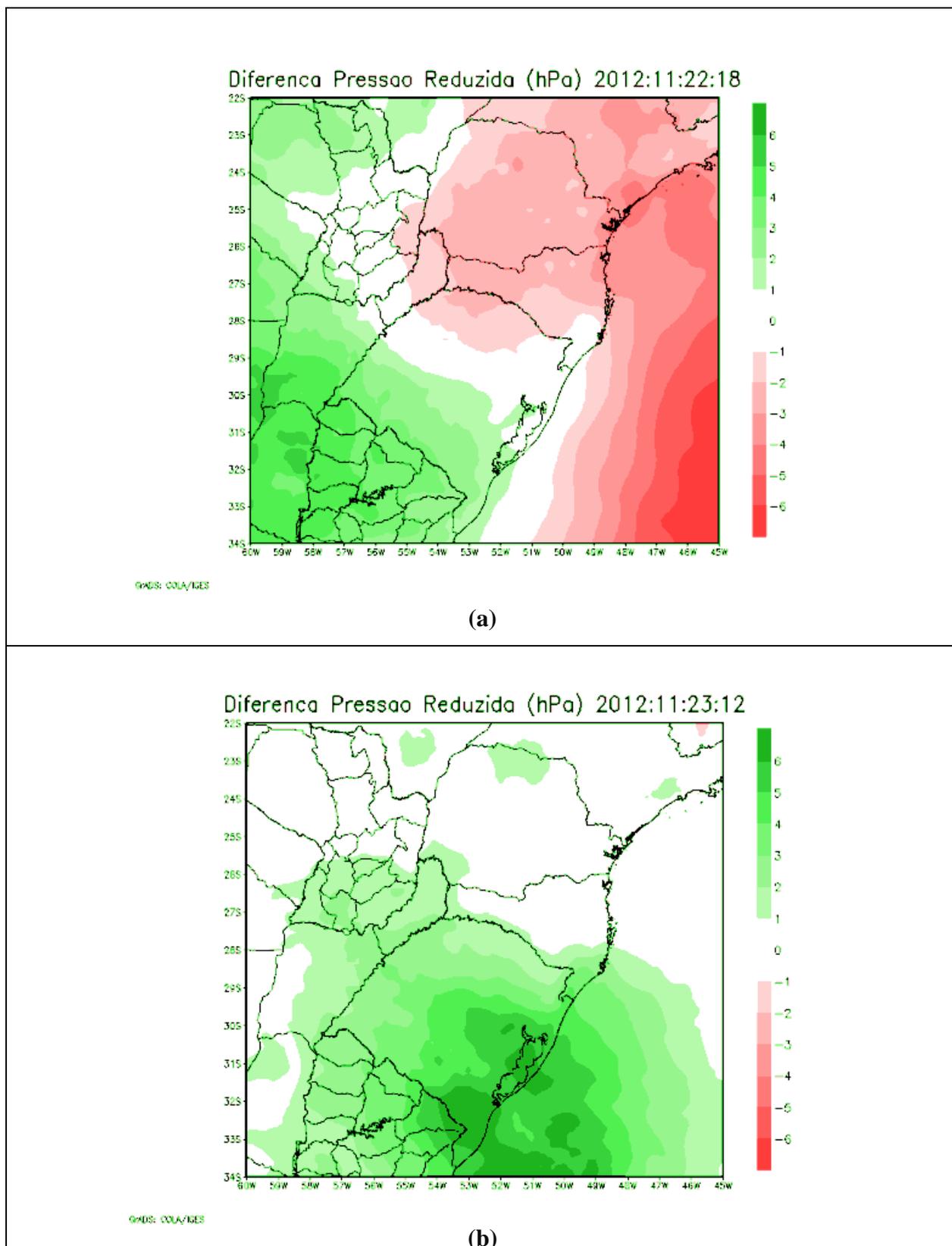


Figura 39 - Diferença entre WRFVAR e WRF para PNM às (a) 18:00UTC de 22/11/2012 e (b) 12:00UTC de 23/11/2012.

A Fig. 39 indica que o WRFVAR previu valores menores de PNM do que o WRF no período imediatamente anterior e durante a penetração da frente (Fig. 39a), prevendo valores maiores de PNM nos instantes seguintes (Fig. 39b). Assim, como no caso da seção 4.1, a queda de PNM, que é uma tendência importante na previsão operacional, é melhor representada pelo WRFVAR.

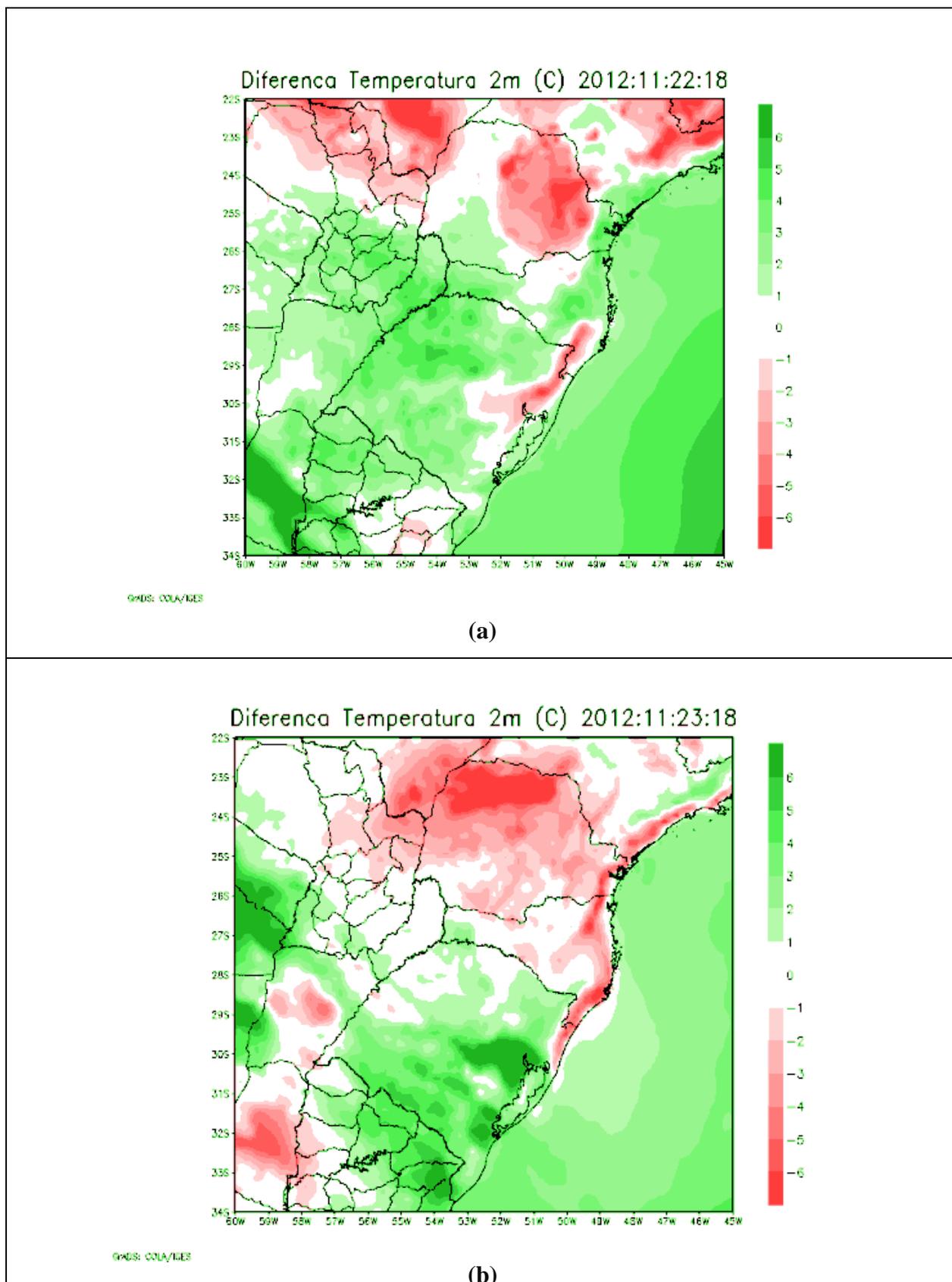


Figura 40 - Diferença entre WRFVAR e WRF para T2 às (a) 18:00UTC de 22/11/2012 e (b) 18:00UTC de 23/11/2012.

A Fig. 40a,b mostra que o WRFVAR previu valores maiores do que os do WRF para T2 durante a maior parte do tempo na passagem da frente em relação ao WRF, como pode ser visto na diferença entre a previsão das 18:00UTC de 22/11/2012 e das 18:00UTC de 23/11/2012. Ou seja, o procedimento de assimilação tende a aquecer a atmosfera neste período.

Em resumo, no caso em estudo, o WRFVAR prevê tendência negativa de pressão no período imediatamente anterior à precipitação, previu menor PREC6 e gera um aquecimento em superfície em relação ao WRF. Isto sugere que os campos de PNM e T2 tendem a ser melhor previstos com o WRFVAR do que com o WRF, pois espera-se que no momento anterior à passagem da frente haja queda de pressão e aumento de temperatura em superfície devido à advecção quente. O WRFVAR previu um cenário sinótico bastante similar ao que se espera de um evento de precipitação causada por frente. Observa-se que a melhora na previsão de PREC6 em relação ao WRF foi bastante significativa neste caso.

Diagramas termodinâmicos *Skew-T* são apresentados para os locais com radiossondagens apresentadas na Fig. 34b. O objetivo é o mesmo do caso anterior, isto é, é avaliar se a assimilação de dados contribui ou não na caracterização dos perfis verticais de TC e TD sobre a área de integração do modelo. São apresentados a seguir diagramas representativos dos perfis de TC e TD para as cidades de Curitiba, Foz do Iguaçu, Florianópolis e Porto Alegre. A Fig. 41 apresenta os perfis de TD para 12:00UTC de 23/11/2012 em Curitiba.

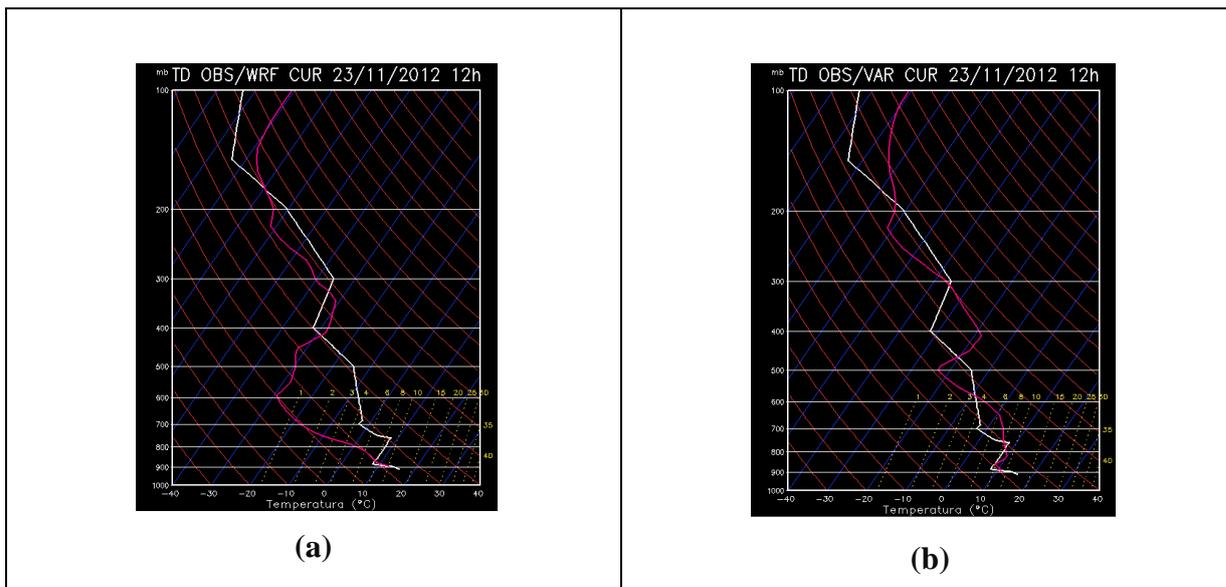


Figura 41 - Perfis Verticais de TD às 12:00UTC de 23/11/2012 em Curitiba: (a) observado (linha branca) e previsto pelo WRF (curva vermelha) (b) observado (linha branca) e previsto pelo WRFVAR (curva vermelha).

Em Curitiba, conforme a tab. 4, não foi registrada precipitação entre 12:00UTC de 22/11/2012 e 12:00UTC de 23/11/2012. De acordo com a Fig. 41, nota-se que o perfil de TD previsto pelo WRFVAR às 12:00UTC de 23/11/2012 em Curitiba é bastante aproximado do perfil de TD observado pela radiossondagem abaixo de 500hPa, obtendo desempenho superior ao do WRF. A Fig. 42 apresenta os perfis de TC para 12:00UTC de 23/11/2012 em Florianópolis.

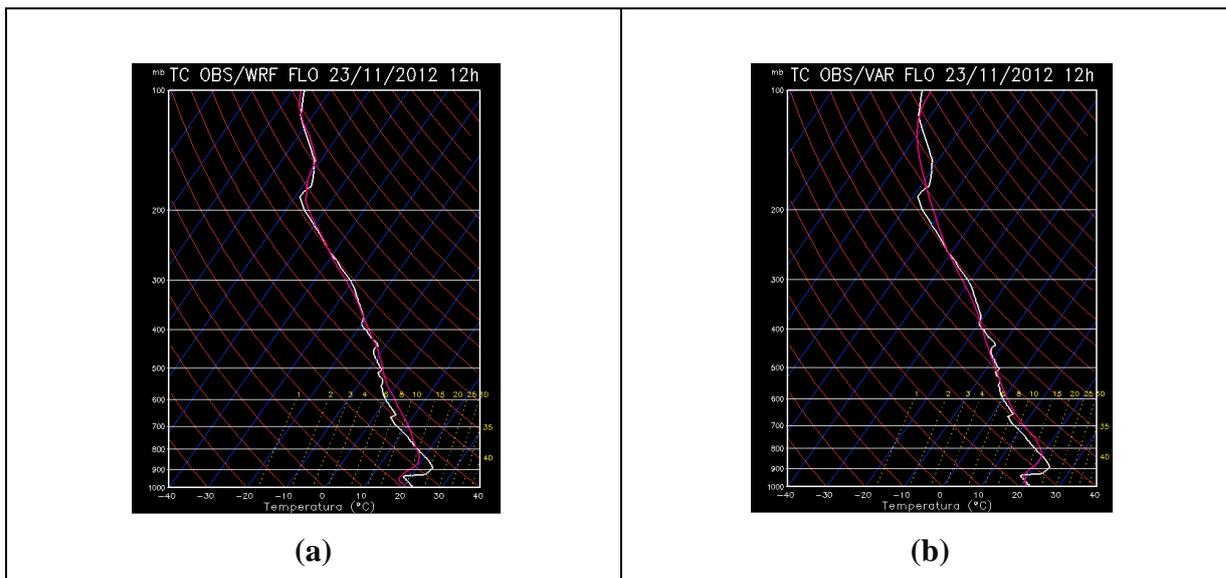


Figura 42 - Perfis Verticais de TC às 12:00UTC de 23/11/2012 em Florianópolis: (a) observado (linha branca) e previsto pelo WRF (curva vermelha) (b) observado (linha branca) e previsto pelo WRFVAR (curva vermelha).

Apesar das falhas nos dados de observação, tendo em vista o movimento das massas de ar através das imagens do GOES-12, dos campos do GFS, e valores de outros horários da tab. 4, infere-se que em Florianópolis, ou não houve precipitação, ou houve precipitação de pouca intensidade. Tanto o WRF como o WRFVAR foram bastante precisos na reprodução dos perfis verticais de TC e TD. Na Fig. 42, nota-se que o WRFVAR às 12:00UTC de 23/11/2012 em Florianópolis, está bastante próximo do perfil de TC observado, semelhante ao que ocorreu com o WRF. Observa-se que até 500hPa o WRFVAR está mais próximo. A Fig. 43 apresenta os perfis de TC para 12:00UTC de 23/11/2012 em Foz do Iguaçu.

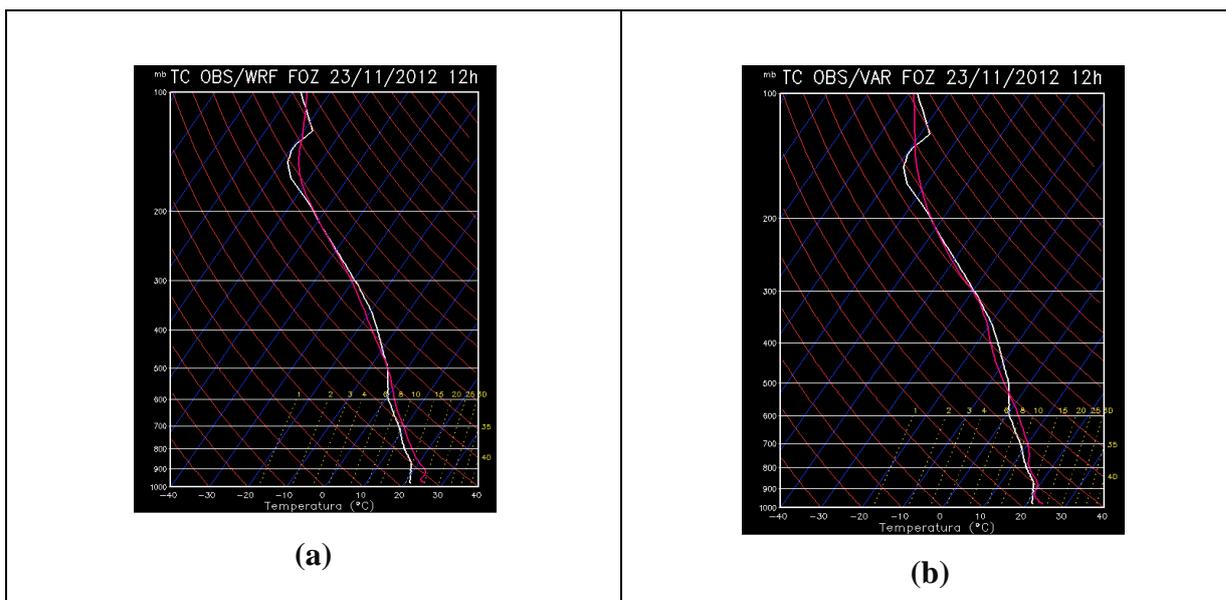


Figura 43 - Perfis Verticais de TC às 12:00UTC de 23/11/2012 em Foz do Iguaçu: (a) observado (linha branca) e previsto pelo WRF (curva vermelha) (b) observado (linha branca) e previsto pelo WRFVAR (curva vermelha).

Por volta das 06:00UTC de 23/11/2012, o sistema penetrou no oeste do PR, na região onde se encontra a cidade de Foz do Iguaçu. Às 12:00UTC de 23/11/2012, foram registrados 37,8mm de PREC12 nesta cidade. Conforme a Fig. 43a,b, nota-se que o WRFVAR foi mais preciso no prognóstico do perfil de TC do que o WRF próximo à superfície. Nos outros níveis, ambos, WRF e WRFVAR, foram bastante semelhantes nos valores numéricos, apresentando forte relação com a curva observada. Comportamento semelhante ocorre com o perfil de TD para esta cidade. A Fig. 44 apresenta os perfis de TC para 12:00UTC de 23/11/2012 em Porto Alegre.

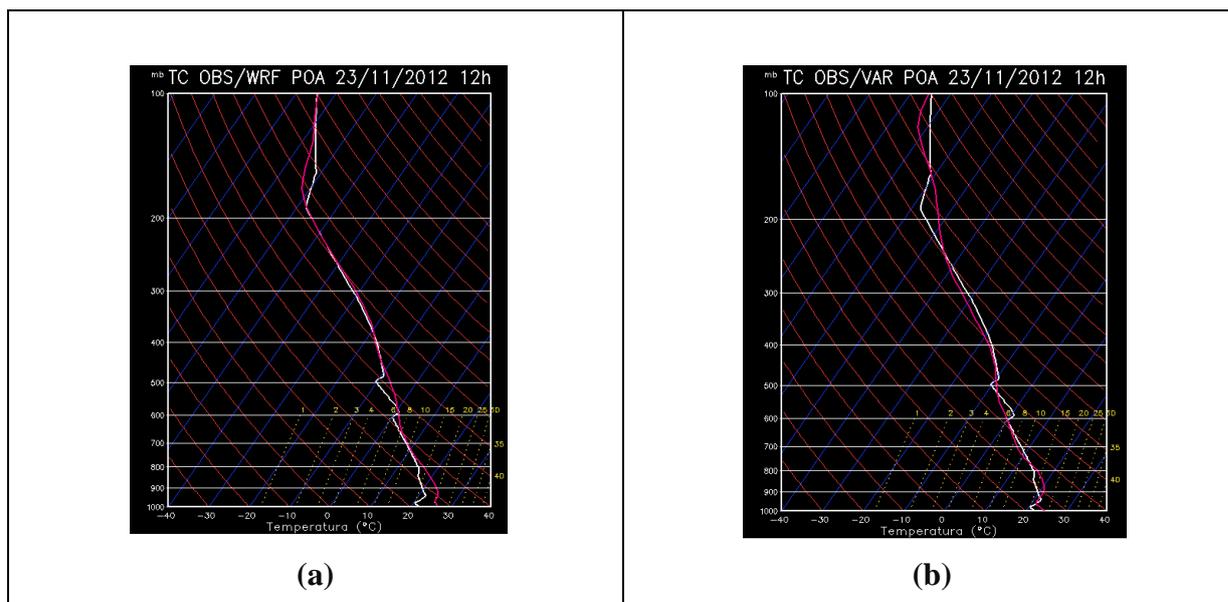


Figura 44 - Perfis Verticais de TC às 12:00UTC de 23/11/2012 em Porto Alegre: (a) observado (linha branca) e previsto pelo WRF (curva vermelha) (b) observado (linha branca) e previsto pelo WRFVAR (curva vermelha).

A Fig. 44 mostra que o WRFVAR foi mais eficiente na reprodução do perfil de TC próximo à superfície do que o WRF às 12:00UTC de 23/11/2012 em Porto Alegre, horário em que, segundo as observações do INMET (tab. 4), a atmosfera apresentava-se seca. Ressalta-se que tanto o WRF quanto o WRFVAR reproduzem com precisão o perfil observado.

Em resumo, o WRFVAR melhorou sensivelmente a previsão do perfil de TC e TD em relação ao WRF até o nível de 500hPa para as cidades de Curitiba, Foz do Iguaçu e Florianópolis, e obteve um perfil de TC mais aproximado do observado nos níveis próximos à superfície em Porto Alegre.

4.2.5 Precipitação acumulada em 12 horas

Ainda que a PREC6 prevista pelo WRFVAR no caso 2 tenha sido mais aproximada dos valores observados do que a prevista pelo WRF, tendo em vista o *spin-up problem* e o problema de inicialização, analisa-se a previsão de PREC12, pois espera-se que esta seja mais precisa do que a PREC6.

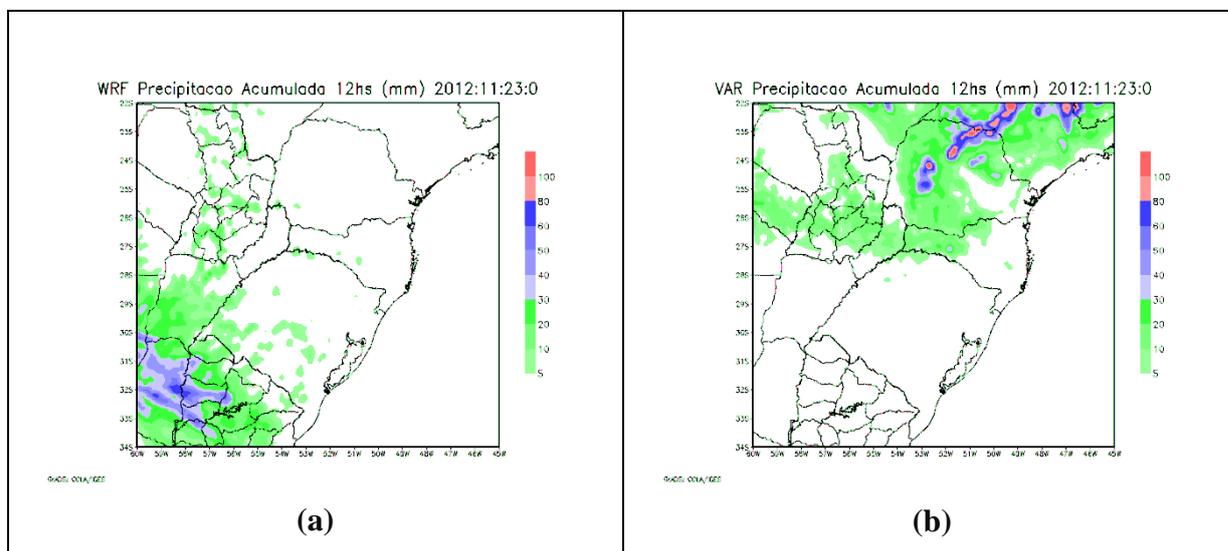
A seguir, compara-se a previsão de PREC12 do WRFVAR com as previsões de PREC12 do WRF. Os valores registrados nas estações automáticas do INMET auxiliam esta avaliação. A tab. 4 apresenta a PREC12 registrada pelo INMET nas

idades de Porto Alegre, Santa Maria, Rio Grande, Joaçaba, Florianópolis, Foz do Iguaçu e Curitiba. Ela mostra que a maior parte da precipitação ocorreu em Santa Maria e Foz do Iguaçu, entre 12:00UTC de 23/11/2012 e 00:00UTC de 24/11/2012.

Tabela 4 - PREC12 registrada por estações automáticas do INMET em Porto Alegre, Santa Maria, Rio Grande, Joaçaba, Florianópolis, Foz do Iguaçu e Curitiba.

CIDADE	00:00UTC 23/11/2012	12:00UTC 23/11/2012	00:00UTC 24/11/2012	12:00UTC 24/11/2012
Porto Alegre	0.0mm	4.2mm	0.0mm	9.2mm
Santa Maria	4.0mm	11.4mm	36.8mm	0.8mm
Rio Grande	18.0mm	3.8mm	0.0mm	0.0mm
Joaçaba	5.8mm	0.0mm	2.2mm	0.6mm
Florianópolis	0.0mm	falha	1.6mm	falha
Foz do Iguaçu	0.0mm	37.8mm	40.2mm	0.0mm
Curitiba	0.0mm	0.0mm	0.0mm	1.4mm

Na Fig. 45, são apresentados os campos de PREC12 previstos pelo WRF e pelo WRFVAR nos horários apresentados na tab. 4.



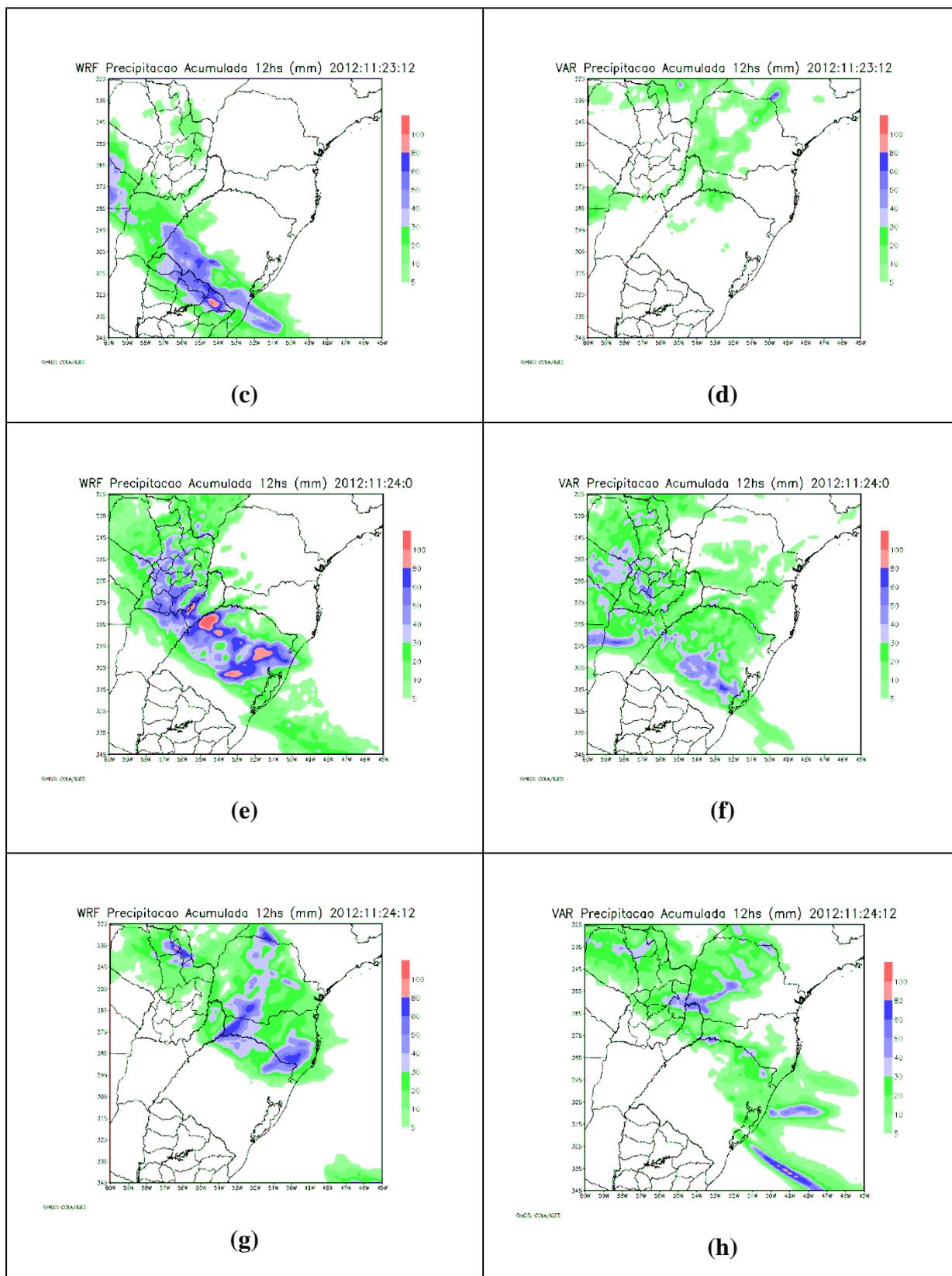


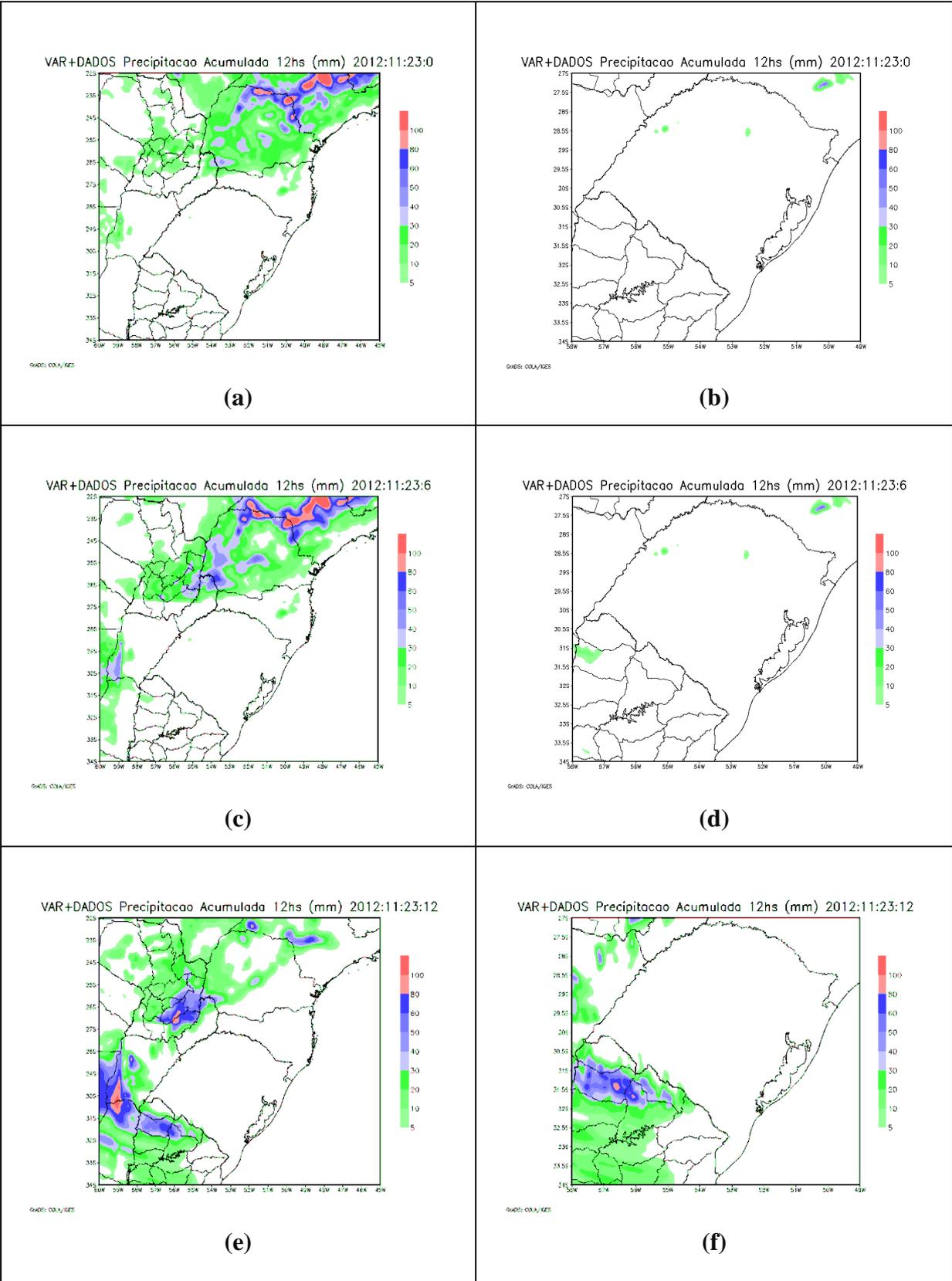
Figura 45 - PREC12 prevista pelo WRF nos dias 23/11/2012 às (a) 00:00UTC e (c) 12:00UTC, e 24/11/2012 às (e) 00:00UTC e (g) 12:00UTC, e PREC12 prevista pelo WRFVAR nos dias 23/11/2012 às (b) 00:00UTC e (d) 12:00UTC, e no dia 24/11/2012 às (f) 00:00UTC e (h) 12:00UTC.

No dia 22/11/2012, a imagem de satélite das 15:00UTC (Fig. 29a) mostra uma frente fria localizada ao norte da RSB, com o centro de baixa sobre o Oceano Atlântico Sul na latitude da RSB. No campo de PNM do GFS (Fig. 27a), além da BC, bem definida na Argentina, observa-se tendência de baixa pressão na RSB, com cavado pronunciado em altos níveis (Fig. 28b) e escoamento de norte em 850 hPa (Fig. 27b). Estes campos mostram também a entrada de um sistema frontal pelo Uruguai, que no dia 23/11/2012 desloca-se de oeste para leste, reduzindo a PNM sobre a RSB. Observa-se a inclinação do eixo do cavado, evidenciando a baroclinia do sistema. Estas observações, mais detalhadamente descritas na seção 4.2.1, foram resumidas neste parágrafo, para destacar a forte instabilidade em toda RSB no período entre 22/11/2012 e 23/11/2012, confirmada pela TD, que apresentava-se bastante alta nas cidades analisadas. Portanto, espera-se que o campo de PREC12 do modelo tenha reproduzido este cenário, pelo menos do ponto de vista qualitativo.

A Fig 45a e a Fig 45b mostram campos de PREC12 bem distintos, pois enquanto o WRF gera precipitação associada à entrada do sistema sobre o Uruguai, o WRFVAR gera precipitação associada com o sistema posicionado ao norte da RSB. Na Fig 45c, observa-se que a previsão do WRF propaga o sistema na direção sudoeste-nordeste. Na Fig 45d, o campo de PREC12 gerado pelo WRFVAR, mostra que a frente ao norte diminui sua influência sobre a RSB. Apenas no dia 24/11/2012 a PREC12 gerada pelo WRF e WRFVAR passam a prever precipitação associada ao mesmo sistema precipitante.

Como esperado, valores pontuais de PREC12 não são reproduzidos, nem pelo WRF, nem pelo WRFVAR, haja vista que os 18,0mm registrados em Rio Grande no dia 23/11/2012 às 00:00UTC (tab. 4), não aparecem nos campos da Fig. 45a e da Fig. 45b. Como a PREC12 de 37,8mm do dia 23/11/2012, registrada às 12:00UTC em Foz do Iguaçu, está associada à frente mais ao norte, logo, foi melhor reproduzida pelo WRFVAR. No dia 24/11/2012 às 00:00UTC, foram registrados respectivamente 36,8mm e 40,2mm em Santa Maria e Foz do Iguaçu (tab. 4), sendo que o WRFVAR previu núcleos de precipitação intensa no centro do RS e precipitação em algumas áreas do PR. É evidente que a PREC12 do dia 24/11/2012 às 00:00UTC foi quantitativamente melhor prevista pelo WRFVAR do que pelo WRF. Entretanto, os valores previstos, tanto pelo WRF, quanto pelo WRFVAR, para SC em 24/11/2013 às 12:00 UTC (Fig 45g,h) aparecem superestimados.

Com o objetivo de avaliar e comparar o procedimento da assimilação de dados de superfície e radiossondagem com dados provenientes de outras fontes, processou-se o WRFVAR com assimilação de 144 dados SYNOP, 77 dados METAR, 8 dados SHIP e 2 dados BUOY. Isto foi feito para 2 domínios: um domínio maior, com resolução de 18 Km abrangendo toda a RSB, e um domínio menor, com resolução de 6 Km abrangendo apenas o RS. Os campos de PREC12 previstos neste novo processamento do WRFVAR são apresentados na Fig. 46.



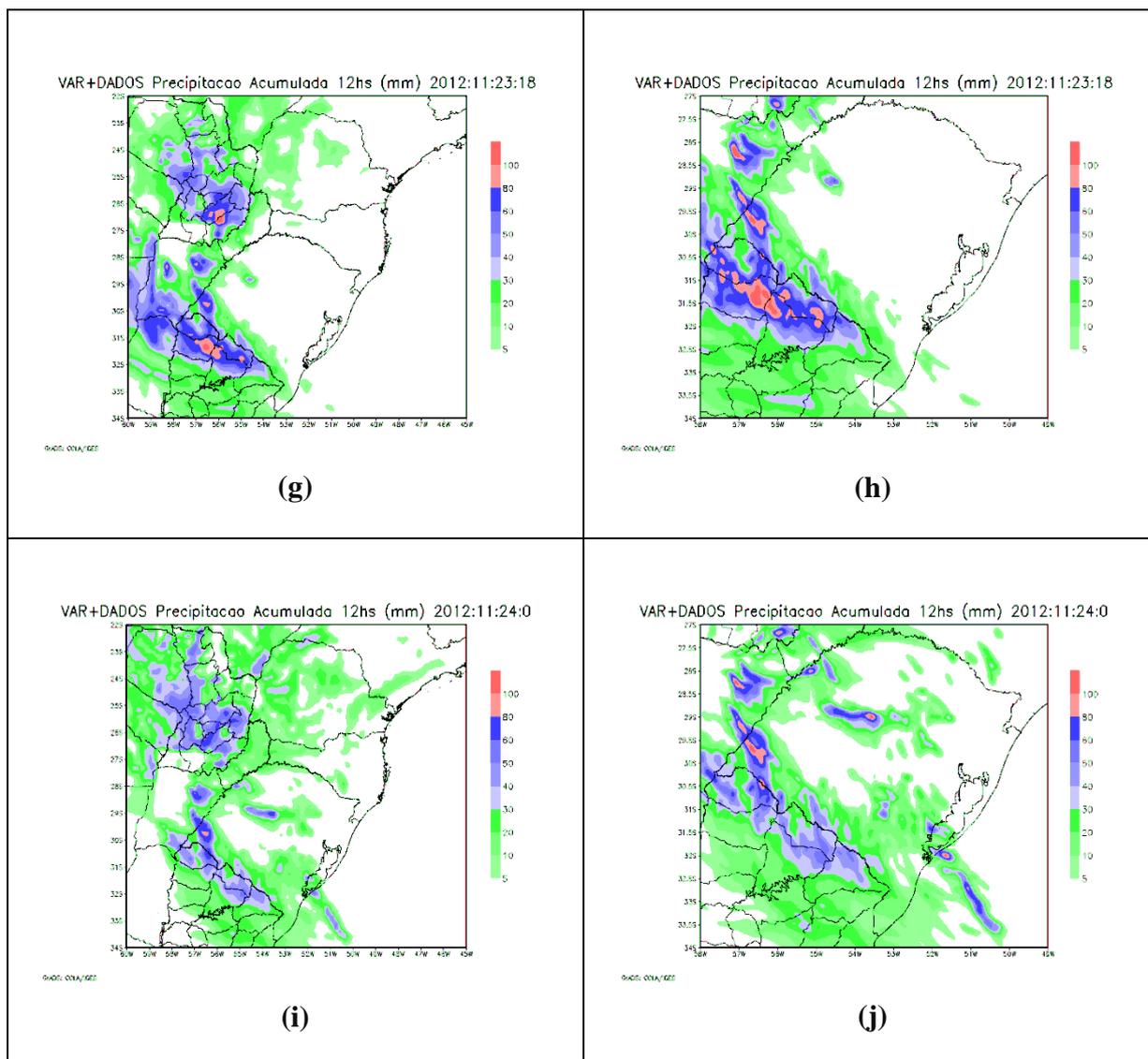


Figura 46 - PREC12 prevista pelo WRFVAR com assimilação de dados de fontes adicionais com domínio de integração definido sobre a RSB para o dia 23/11/2012 às (a) 00:00UTC, (c) 06:00UTC, (e) 12:00UTC e (g) 18:00UTC, e para o dia 24/11/2012 às (i) 00:00UTC, e PREC12 prevista pelo WRFVAR com assimilação de dados de fontes adicionais com domínio de integração definido sobre o RS para o dia 23/11/2012 às (b) 00:00UTC, (d) 06:00UTC, (f) 12:00UTC e (h) 18:00UTC, e para o dia 24/11/2012 às (j) 00:00UTC.

A PREC12 na região próxima à Rio Grande às 00:00UTC de 23/11/2012 não é prevista, mesmo com assimilação de dados adicionais e alta resolução espacial. Na previsão das 12:00UTC de 23/11/2012, o WRFVAR com assimilação de dados adicionais, não previu precipitação nas proximidades da cidade de Santa Maria (Fig. 46a,b), assim como o WRFVAR apenas com assimilação de dados de superfície e radiossondagens.

Às 00:00UTC de 24/11/2012, o WRFVAR com assimilação de dados adicionais reproduziu o cenário de PREC12 observado na região próxima à Santa Maria (Fig. 46c). Nota-se que valores próximos de 36,8mm foram registrados nas proximidades desta cidade, e observa-se, no domínio que abrange apenas o RS (Fig. 46d), um núcleo de precipitação bem definido, que ultrapassa 40,0mm; isto é, uma previsão mais detalhada é obtida com o aumento da resolução espacial, em concordância com os valores observados.

Com a assimilação dos dados adicionais, houve um aumento dos valores de PREC12 previstos na região próxima à Foz do Iguaçu, onde foram registrados grandes valores de PREC12 (Fig. 46e,g,i). Ressalta-se ainda, que a precipitação localizada em algumas cidades do RS na fronteira com o Uruguai - previsão das 12:00UTC de 23/11/2012 (Fig. 46f), os núcleos de precipitação sobre o Uruguai - previsão das 18:00UTC de 23/11/2012 (Fig. 46h), e o núcleo de precipitação em Santa Maria - previsão das 00:00UTC de 24/11/2012 (Fig. 46j); são melhor representados no experimento com alta resolução espacial.

Conclusão

Na pesquisa, avaliou-se os resultados da assimilação de dados das estações automáticas do INMET e das estações de radiossondagem da RSB, na previsão do modelo WRF, com a técnica baseada no cálculo variacional, conhecida como assimilação 3DVAR. A metodologia consistiu em verificar se o WRFVAR reproduziu o cenário sinótico observado e produziu prognósticos melhores do que os do WRF sem assimilação. A avaliação foi feita de forma subjetiva, comparando-se os campos da análise e das previsões, com e sem assimilação de dados. Como objetivo específico avaliou-se o procedimento de assimilação na previsão de dois eventos de precipitação ocorridos no ano de 2012 na RSB.

No primeiro caso - Caso1, a ciclogênese ocorreu no dia 18 de setembro de 2012. Havia um cavado pronunciado em altos níveis e ar quente de norte sendo advectado para a RSB. O sistema se propagou de oeste para leste segundo uma onda de Rossby, numa atmosfera com forte instabilidade baroclínica.

No segundo caso estudado - Caso 2, houve precipitação em algumas cidades da RSB, associada a um sistema frontal que se propagou rapidamente. A ciclogênese ocorreu no dia 22 de novembro de 2012 e a oclusão no dia 24 de novembro de 2012. A BC sobre a Argentina, com um cavado pronunciado em altos níveis, e os JS foram os sistemas sinóticos de maior importância que atuaram neste caso.

Computacionalmente, o método 3DVAR mostrou-se eficiente, pois obteve a minimização da função custo em 18 iterações. Os experimentos foram realizados em um computador pessoal - *desktop*, com 1 processador *Intel core* de 2300MHz. O tempo de processamento, tanto para o WRF quanto para o WRFVAR, para prognósticos com horizonte de 24 horas foi de cerca 90 minutos.

Com o intuito de avaliar a melhora da CI do WRFVAR em relação ao WRF, calculou-se as diferenças entre a análise do WRFVAR e o *first-guess* do WRF. Destes experimentos concluí-se que, para os casos estudados, houve a tendência do WRFVAR de atrasar a entrada do sistema frontal, pois o WRF previu, na região da entrada da frente fria, valores mais altos de intensidade das componentes do vento antes do WRFVAR. Isto foi constatado para a componente zonal em baixos e médios níveis, uma vez que as diferenças na componente meridional foram pequenas, principalmente na atmosfera superior, o que está de acordo com os dados observados. O campo de Temperatura Potencial Perturbada também evidencia que a advecção quente - a qual geralmente antecede a passagem de frentes - foi antecipada pelo WRF e percebida principalmente em baixos níveis. Considerando que os dados das estações automáticas do INMET são dados de superfície, este resultado está correto e vai ao encontro do esperado, uma vez que o impacto da assimilação teve maior intensidade em baixos níveis. Estas conclusões são válidas para os dois casos, sendo que os gradientes de temperatura são maiores no Caso 2.

O WRFVAR mostrou corretamente a tendência de PNM nos dois casos simulados, ou seja, previu queda de PNM durante a passagem dos sistemas frontais, e aumento de PNM após a passagem das frentes.

A comparação entre os campos de PREC6 do WRF e do WRFVAR, para o Caso 1, mostram que o WRFVAR previu menor precipitação na vanguarda e maior na retaguarda da frente. Concluí-se, com o auxílio das imagens de satélite e das estações de superfície, que o WRFVAR previu com atraso a PRREC6. No Caso 2, constatou-se menores valores de PREC6 previstos pelo WRFVAR em relação ao WRF, o que está correto de acordo com o que foi observado, através dos registros das estações de superfície do INMET. A comparação dos campos de PNM e T2 mostram que o WRFVAR previu a intensificação da frente mais precisamente do que o WRF.

Analisou-se os perfis verticais de TC e TD, através de diagramas termodinâmicos *Skew-T*, em Porto Alegre, Curitiba, Foz do Iguaçu e Florianópolis. Concluí-se que o WRFVAR previu perfis verticais de TC e TD bastantes próximos dos observados e com previsões melhores do que as do WRF, em Curitiba acima de 200hPa, e em Porto Alegre até 500hPa no Caso 1; em Curitiba, Foz do Iguaçu e Florianópolis até 500hPa, e em Porto Alegre próximo à superfície no Caso 2.

A dificuldade esperada na previsão de precipitação, constatada na simulação de PREC6, estimulou a investigação da PREC12, pois esta pode ser melhor representada, devido ao *spin-up problem*. De acordo com a análise do Caso 1, concluí-se que tanto o WRF quanto o WRFVAR praticamente não mostraram PREC12 nas áreas da RSB onde não houve precipitação, segundo os registros do INMET. Também concluí-se que o WRFVAR previu com atraso a propagação do sistema neste caso. No dia 20/09/2012 às 00:00UTC, a frente estava no Paraná, o que foi melhor representado pelo WRF.

No caso 2, como esperado, valores pontuais de PREC12 não foram reproduzidos, nem pelo WRF, nem pelo WRFVAR, haja vista que os 18,0 mm registrados em Rio Grande no dia 23/11/2012 às 00:00UTC (tab. 4), não aparecem nos campos da Fig. 45a e da Fig. 45b. Como a PREC12 de 37,8mm do dia 23/11/2012, registrada às 12:00UTC em Foz do Iguaçu, está associada à frente mais ao norte, logo, foi melhor reproduzida pelo WRFVAR. No dia 24/11/2012 às 00:00UTC, foram registrados respectivamente 36,8mm e 40,2mm em Santa Maria e Foz do Iguaçu (tab. 4), sendo que o WRFVAR previu núcleos de precipitação no centro do RS e precipitação no oeste do PR. É evidente que a PREC12 do dia 24/11/2012 às 00:00UTC foi quantitativamente melhor prevista pelo WRFVAR do que pelo WRF. Entretanto, os valores previstos, tanto pelo WRF, quanto pelo WRFVAR, para SC em 24/11/2013 às 12:00 UTC (Fig 45g,h) aparecem superestimados.

Experimentos adicionais aos inicialmente propostos neste trabalho, mostraram que a assimilação de dados de outras fontes, além das estações de superfície e de radiossondagens, bem como o aumento da resolução espacial na integração do WRFVAR, resultaram em melhoras significativas na previsão e na análise do campo de PREC12 no caso 2.

Tendo em vista que - pelo menos de acordo com o que é conhecido pelos autores - esta pesquisa é a primeira experiência de aplicação do método 3DVAR na previsão do modelo WRF para a RSB, muitas ferramentas e metodologias utilizadas neste trabalho podem ser aperfeiçoadas em trabalhos futuros, e por esta razão, algumas sugestões são apresentadas a seguir:

- 1) Testar o processamento do WRFVAR utilizando diferentes configurações de parametrizações físicas, tal como Meng e Zhang (2008);

2) Criar rotinas de uso geral para a manipulação automática dos dados, isto é, rotinas capazes de manipular dados de todas as fontes admitidas pelo sistema WRFDA e processar automaticamente os sistemas OBSPROC e 3DVAR;

3) Assimilar dados de radar e satélite, pois estas fontes apresentam dados com resolução espacial e temporal muito maior do que as utilizadas na pesquisa, além de cobrir regiões com baixa densidade de dados, como no caso da RSB em particular, que apresenta poucos dados de radiossondagem disponíveis para assimilação. Uma comparação pode ser feita com os trabalhos de Sugimoto et al. (2009), e também Rakesh, Singh e Joshi (2009);

4) Testar a integração do WRFVAR em alta resolução espacial, com domínios menores do que os que foram utilizados;

5) Avaliar o método 4DVAR no modelo WRF para a RSB, e particularmente, comparar sua eficiência com o método 3DVAR para casos de ciclogênese rápida, tal como Rabier et al. (1998);

6) Explorar a filtragem de Kalman como método de assimilação de dados para o modelo WRF aplicado à RSB, utilizando uma metodologia semelhante a utilizada por Takemasa e Kunii (2012);

7) Comparar métodos de assimilação de dados na previsão do WRF para a RSB, utilizando-se os métodos FKEns, 3DVAR e 4DVAR, tal como em Hansen e Smith (2001), Caya, Sun e Snyder (2005) e Zhang et al. (2011);

8) Analisar aspectos estatísticos da assimilação de dados variacional no modelo WRF: cálculo de correlação de diagramas dos perfis verticais de TC e TD, erro médio e erro médio quadrático da previsão do WRF e do WRFVAR, viés da previsão das variáveis simuladas e viés médio dos campos meteorológicos são metodologias que poderiam ser utilizadas para a medida do impacto da assimilação. Ressalta-se que estudos estatísticos exigem grandes períodos de integração do modelo e um grande número de casos analisados.

Referências

ANDERSSON, E.; COURTIER, P.; GAFFARD, C.; HASELER, J.; RABIER, F.; UNDÉN, P.; VASILJEVIC, D. 3D-Var – the new operational analysis scheme. **ECMWF Newsletter**, n. 71, p. 2-5, 1995/1996.

ANDERSSON, E.; HASELER, J.; UNDÉN, P.; COURTIER, P.; KELLY, G.; VASILJEVIC, D.; BRANKOVIC, C.; CARDINALI, C.; GAFFARD, C.; HOLLINGSWORTH, A.; JAKOB, C.; JANSSEN, P.; KLINKER, E.; LANZINGER, A.; MILLER, M.; RABIER, F.; SIMMONS, A.; STRAUSS, B.; THÉPAUT, J.-N.; VITERBO, P. The ECMWF implementation of three-dimensional variational assimilation (3D-Var). Part III: Experimental results. **ECMWF Newsletter**, n. 81, p. 9, 1998.

ANDERSON, Jeffrey. L. An ensemble adjustment Kalman Filter for data assimilation. **Monthly Weather Review**, v. 129, n. 12, p. 2884-2903, 2001.

ARAKAWA, A.; LAMB, V. R. Computational design of the basic dynamical processes of the UCLA general circulation model. **General circulation models of the atmosphere**. (A78-10662 01-47) New York: Academic Press, p. 173-265, 1977.

ARAVAQUÉIA, J. A.; HERDIES, D. L.; SAPUCCI, L. F.; ANDREOLI, R. V.; FERREIRA, S.H. S.; GONÇALVES, L. G. G.. Reanálise Regional 2000-2004 sobre a América do Sul com o Modelo RPSAS/ETA: Descrição do Experimento e dos Produtos Derivados. **Boletim da Sociedade Brasileira de Meteorologia**, v. 32, p. 71-77, 2008.

ARAVAQUÉIA, José Antônio; MEDEIROS, Maria das Dores da Silva; SOUZA, Solange Silva de; HERDIES, Dirceu Luis. O uso da assimilação de dados LETKF como ferramenta de auxílio à previsão do tempo. **Anais do XVI Congresso Brasileiro de Meteorologia**, Belém, 2010.

AZEVEDO, Helena Barbieri de; GONÇALVES, Luis Gustavo de; SAPUCCI, Luiz Fernando. Avaliação Preliminar do Desempenho da Versão Global do Sistema de Assimilação PSAS do CPTEC/INPE Segundo as Métricas da OMM. **Anais do IV Encontro Sul-brasileiro de Meteorologia**, Universidade Federal de Pelotas, 2011.

Disponível em:

<http://wp.ufpel.edu.br/meteoro/files/2011/05/helena_barbieri_1.pdf>. Acesso em: 09 Mar. 2012.

BARKER, D. M.; HUANG, W.; GUO Y. -R.; XIAO, Q. N. A Three-Dimension (3DVAR) Data Assimilation System For Use Withmm5: Implementation and Initial Results. **Monthly Weather Review**, v. 132, p. 897-914, 2004.

BARKER, D. M.; HUANG, W.; LIU, Z.; AULIGNÉ, T.; ZHANG, X.; RUGG, S.; AJJAJI, R.; BOURGEOIS, A.; BRAY, J.; CHEN, Y.; DEMIRTAS, M.; GUO, Y. -R.; HENDERSON, T.; HUANG, W.; LIN, H. -C.; MICHALAKES, J.; RIZVI, S.; ZHANG, X. The weather Research and Forecasting Model's Community Variational/Ensemble Data Assimilation System: WRFDA. **Bulletin of American Meteorological Society**, v. 93, p. 831-843, 2012.

BARRETO, Jorge M. **Introdução às Redes Neurais Artificiais**. Publicação do Laboratório de Conexão e Ciências Cognitivas – Universidade Federal de Santa Catarina, 2002. Disponível em:
<<http://www.inf.ufsc.br/~barreto/tutoriais/Survey.pdf>>. Acesso em: 15 Out. 2011. 57p.

BARNES, Stanley L. A techniques for maximizing details in numerical map analysis. **Journal of Applied Meteorology**, v. 3, n. 4, p. 395-409, 1964.

BARNES, Stanley L. Oklahoma thunderstorms on 29-30 April 1970, Part I: Morphology of a tornadic storm. **Monthly Weather Review**, v. 106, n. 5, p. 673-684, 1978.

BECK, Vinicius Carvalho; MARQUES, Júlio Renato Quevedo; HÄRTER, Fabrício Pereira. Aplicação da Técnica de Componentes Principais no treinamento de uma rede neural no contexto de assimilação de dados. **Anais do VII Brazilian Micrometeorology Workshop**, Santa Maria - RS, 2011.

BECK, Vinicius Carvalho; HÄRTER, Fabrício Pereira; YAMASAKI, Yoshihiro. Experimento com Filtro de Kalman por Ensemble em dinâmica não-linear. **Anais do XVII Congresso Brasileiro de Meteorologia**, Gramado-RS, 2012a.

BECK, Vinicius Carvalho; HÄRTER, Fabrício Pereira; YAMASAKI, Yoshihiro. Comparação entre o Filtro de Kalman Estendido e o Filtro de Kalman por Ensemble aplicados ao Modelo de Lorenz. **Anais do XVII Congresso Brasileiro de Meteorologia**, Gramado-RS, 2012b.

BECK, Vinicius Carvalho; HÄRTER, Fabrício Pereira; YAMASAKI, Yoshihiro. Equações de Lorenz e assimilação de dados sintéticos através do Filtro de Kalman Estendido. **Anais do XIV Encontro de Pós-Graduação UFPEL**, Pelotas-RS, 2012c.

BJERKNES, Vilhelm. **Dynamical meteorological and hidrography**. New York: Carnegie Institute, Gibson Bros, 1911. 176p.

BJERKNES, J.; SOLBERG, H. On the life cycle and the polar front theory of atmospheric circulation. **Monthly Weather Review**, v. 50, p. 468-473, 1922.

BERGTHÓRSSON, Páll; DÖÖS, Bo R. Numerical weather map analysis. **Tellus**, v. 7, n. 3, p. 329-340, 1955.

BISHOP, Craig H., ETHERTON, Brian J.; MAJUMDAR, Sharanya J. Adaptive sampling with the ensemble transform Kalman filter. Part I: Theoretical aspects. **Monthly Weather Review**, v. 129, n. 3, p. 420-436, 2001.

CAYA, A.; SUN, J.; SNYDER, C. A comparison between the 4DVAR and the ensemble Kalman filter techniques for radar data assimilation. **Monthly Weather Review**, v. 133, n. 11, p. 3081-3094, 2005.

COHN, Stephen E.; da SILVA, Arlindo; GUO, Jing; SIENKIEWICS, Meta; LAMICH, David. Assessing Effects of Data Selection with DAO Physical-Space Statistical Analysis System. **Office Note Series on Global Modeling and Data Assimilation**, DAO Office Note 97-08, Maryland, 1997. Disponível em: <<http://gmao.gsfc.nasa.gov/pubs/docs/Cohn207.pdf>>. Acesso em 15 Out. 2011. 22p.

COURTIER, P. Dual Formulation of four-dimensional Variational Assimilation. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**, v. 123(B), n. 544, p. 2449-2461, 1997.

CRESSMAN, George P. An operational objective analysis system. **Monthly Weather Review**, v. 87, n. 10, p. 367-374, 1959.

DOWELL, David C.; ZHANG, Fuqing; WICKER, Louis J.; SNYDER, Chris; CROOK, N. Andrew. Wind and temperature retrievals in the 17 May 1981 Arcadia, Oklahoma, supercell: Ensemble Kalman filter experiments. **Monthly Weather Review**, v. 132, n. 8, p. 1982-2005, 2004.

ELIASSEN, Arnt; BESSEMOULIN, Jean. **Upper air network requirements for numerical weather prediction**. Geneva: World Meteorological Organization, 1960. 105p.

EVENSEN, Geir. Sequential data assimilation with a nonlinear quasigeostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. **Journal of Geophysical Research**, v. 99 (C5), p. 10143-10162, 1994a.

EVENSEN, Geir. Inverse Methods and data assimilation in nonlinear ocean models. **Physica D**, v. 77, n. 1-3, p. 108-129, 1994b.

EVENSEN, Geir. Advanced data assimilation for strongly nonlinear dynamics. **Monthly Weather Review**, v. 125, n. 6, p. 1342-1354, 1997.

FERREIRA, Nivaldo Silveira. **Simulações Numéricas de Frontogênese**. 1991. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. 79p.

FISCHER, Mike. Assimilation techniques (3): 3d-Var. **Meteorological Training Course Lecture Series**, 2001a. Disponível em: http://www.ecmwf.int/newsevents/training/lecture_notes/pdf_files/ASSIM/3dVar.pdf . Acesso em: 15 Out. 2011a.

FISCHER, Mike. Assimilation techniques (4): 4d-Var. **Meteorological Training Course Lecture Series**, 2001b. Disponível em: http://www.ecmwf.int/newsevents/training/lecture_notes/pdf_files/ASSIM/4dVar.pdf . Acesso em: 15 Out. 2011b.

GAN, M. A.; RAO, V. B. Surface Cyclogenesis over South America. **Monthly Weather Review**, v. 119, p. 1293-1302, 1991.

GANDIN, L. S. **Objective analysis of meteorological fields**. Tradução inglesa feita por Staff Ipst em 1965 do livro russo: Gidrometeorologicheskoe Izdatelstvo, Leningrado, 1963. 242 p.

GILCHRIST, B.; CRESSMAN, George P. An experiment in objective analysis. **Tellus**, v. 6, n. 4, p. 309-318, 1954.

GODSKE, C. L. *et al.* **Dynamic Meteorology and Weather Forecasting**, Boston, American Meteorological Society, 1957 *apud* VAREJÃO-SILVA, M. A. **Meteorologia e Climatologia**. Instituto Nacional de Meteorologia, Brasília-DF, 2000.

GOES. Página da Divisão de Satélites do CPTEC/INPE. 2012. Disponível em: <http://satellite.cptec.inpe.br>. Acesso em: 24 Out. 2012.

GONÇALVES, Dimas José. **Aspectos matemáticos do Filtro de Kalman Discreto**. 2005. Dissertação (Mestrado em Matemática) – Departamento de Matemática, Estatística e Computação Científica, Universidade Estadual de Campinas. 54p.

GONÇALVES, Luis Gustavo Gonçalves de; INNOCENTINI, Valdir. Uso da técnica de Relação de Newton para assimilação de dados de satélite em um modelo de área de limitada. **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 17, n. 2-3, p. 219-219, 1999.

GRADS. Página *web* do programa de visualização gráfica GRADS. 2012. Disponível em: < <http://grads.iges.org/home.html>>. Acesso em: 15 Dez. 2012.

HAMILL, Thomas M.; SNYDER, Chris. A hybrid ensemble Kalman filter - 3D variational analysis scheme. **Monthly Weather Review**, v. 128, n. 8, p. 2905-2919, 2000.

HANSEN, Bjarne. **State of the Art of Networks in Meteorology**. Technical University of Nova Scotia, 1997. Disponível em <http://collaboration.cmc.ec.gc.ca/science/arma/bjarne/papers/term_paper_1997.pdf>. Acesso em: 15 Out. 2011.

HANSEN, James A.; SMITH, Leonard A. Probabilistic noise reduction. **Tellus**, V. 53, n. 5, p. 585-598, 2001.

HÄRTER, Fabrício Pereira. **Redes Neurais Recorrentes Aplicadas à Assimilação de Dados em Dinâmica Não-linear**. 2007. Tese (Doutorado em Computação Aplicada) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 138p.

HÄRTER, Fabrício Pereira.; CAMPOS VELHO, Haroldo Fraga de. New Approach to Applying Neural Network in Nonlinear Dynamic Model. **Applied Mathematical Modelling**, v. 32, n. 12, p. 2621-2633, 2008.

HARTER, Ivani Bierhals. **Análise de precipitação em Pelotas-RS utilizando transformada de Wavelet de Morlet**. 2004. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Universidade Federal de Pelotas, Pelotas. 85p.

HAYKIN, Simon. **Redes neurais: princípios e práticas**. Porto Alegre: Bookman, 2001. 900p.

HERDIES, D. L.; FERREIRA, S. H.; BONATTI, J. P.; CINTRA, R.; da SILVA, A.. O Sistema de assimilação de dados atmosféricos global do CPTEC/INPE. **Anais do XII Congresso Brasileiro de Meteorologia**, Foz do Iguaçu, 2002.

HOFFMAN, Joe D. **Numerical Methods for Engineers and Scientists**. McGraw-Hill Book, 1992. 825p.

HOKE, James E.; ANTHES, Richard A. The initialization of numerical models by a dynamic relaxation technique. **Monthly Weather Review**, v. 104, n. 12, p. 1551-1556, 1976.

HOLTON, James R. **An Introduction to Dynamic Meteorology**. Third Edition. Academic Press, Seattle, Washington, 1972. 511p.

HOMANN, Camila Tavares; AMARAL, Lia Martins; SILVA, Alex Santos; YAMASAKI, Yoshihiro. Prognósticos do modelo WRF para um evento em Canela/RS. **Anais do XIX Congresso de Iniciação Científica - UFPEL**, Pelotas, 2010a.

HOMANN, Camila Tavares; SILVA, Alex Santos da; AMARAL, Lia Martins Costa do; YAMASAKI, Yoshihiro. Análise do desempenho do modelo WRF para um evento extremo ocorrido no Rio Grande do Sul. **Anais do XVI Congresso Brasileiro de Meteorologia**, Belém, 2010b.

HUANG, X. -Y.; XIAO, Q.; BARKER, D. M.; ZHANG, X.; MICHALAKES, J.; HUANG, W.; HENDERSON, T.; BRAY, J.; CHEN, Y.; MA, Z.; DUDHIA, J.; GUO, Y.; ZHANG, X.; WON, D. -J.; LIN, H. -C.; KUO, Y. H. Four-Dimensional Variational Data Assimilation for WRF: Formulation and Preliminary Results. **Monthly Weather Review**, v. 137, p. 299-314, 2009.

IBGE. Página do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2005. Disponível em:

< www.ibge.gov.br>. Acesso em: 19 Abr. 2012.

IBGE. Página do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2008. Disponível em: < www.ibge.gov.br>. Acesso em: 19 Abr. 2012.

IBGE. Página do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2010. Disponível em: < www.ibge.gov.br>. Acesso em: 19 Abr. 2012.

INMET. Página do Instituto Nacional de Meteorologia. 2012. Disponível em: < www.inmet.gov.br>. Acesso em: 15 Nov. 2012.

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

KALNAY, Eugenia. **Atmospheric modeling, data assimilation and predictability**. Cambridge University Press, Cambridge, 2003. 341p.

KISTLER, R. E. **A study of data assimilation techniques in an autobarotropic primitive equation channel model**. 1974. Tese (Mestrado em Meteorologia) – Departamento de Meteorologia, Penn State University .84p.

KIVMAN, G. A. Sequential parameter estimation for stochastic systems. **Nonlinear Processes in Geophysics**, v. 10, n. 3, p. 253-259, 2003.

LIMA, Elias Galvan de; HÄRTER, Fabrício Pereira; CAMPOS, Claudia Regina Jacondino de; CARVALHO, Jonas da Costa. Verificação da Pressão Atmosférica ao Nível Médio do Mar na Região Sul do Brasil Estimada pelo modelo WRF para o Inverno e a Primavera de 2009. **Anais do XX Congresso de Iniciação Científica - UFPEL**, Pelotas-RS, 2011.

LIMA, Elias Galvan de; PANSERA, Cemila; HÄRTER, Fabrício Pereira; CARVALHO, Jonas da Costa. Verificação das variáveis reais e contínuas de superfície geradas pelo modelo WRF instalado no CPPMET-UFPEL do ano de 2009. **Anais do XVII Congresso Brasileiro de Meteorologia**, Gramado-RS, 2012.

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

LORENZ, E. Deterministic nonperiodic flow. **Journal of the Atmospheric Sciences**, v. 20, n. 2, p. 130–141, 1963.

LYNCH, P; HUANG, X. Initialization of HIRLAM model using a digital filter. **Monthly Weather Review**, v. 120, p. 1019–1034, 1992.

MACEDO, Luana R.; TUCHTENHAGEN, Patrícia; YAMASAKI, Yoshihiro. Análise de precipitação acumulada na cidade de Vacaria-RS. **Anais do XI Congresso Argentino de Meteorología**, Mendoza, 2012. Disponível em < <http://www.congremet.prmarg.org/upload/ribeiromacedoluana2.pdf>>. Acesso em: 02 Ago. 2012.

MARQUES, R. F. C.; RAO, V. B. A diagnosis of a long-lasting blocking event over the southeast Pacific Ocean. . **Monthly Weather Review**, v. 127, p. 1761-1776, 1999.

McCULLOCH, Warren S.; PITTS, Walter H. A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. **Bulletin of Mathematical Biophysics**. v. 5, p. 115-133, 1943.

MEDEIROS, Maria das Dores da Silva; ARAVAQUÉIA, José Antônio; HERDIES, Dirceu Luis; SOUZA, Solange Silva de. Avaliação da temperatura do ar obtida com o LETKF após a inclusão de radiancias de satélite. **Anais do XVI Congresso Brasileiro de Meteorologia**, Belém, 2010.

MENG, Z.; ZHANG, F. Tests of an ensemble Kalman filter for Mesoscale and regional-scale data assimilation. Part III: Comparison with 3DVAR in a real-data case study. **Monthly Weather Review**, v. 136, p. 522-540, 2008.

MOURA, Rildo Gonçalves de; HERDIES, Dirceu Luis; MENDES, David, MENDES, Mônica Cristina Damião. Avaliação do Modelo Regional ETA utilizando as análises do CPTEC e NCEP. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 25, n. 1, p. 46-53, 2010.

NCL. Página *web* do programa de visualização gráfica NCL. 2012. Disponível em: <<http://www.ncl.ucar.edu>>. Acesso em: 15 Dez. 2012.

NERY, Jonas Teixeira. Dinâmica Climática da Região Sul do Brasil. **Revista Brasileira de Climatologia**. v. 1, n. 1, p. 61-75, 2005.

OTT, E.; HUNT, B.; SZUNYOGH, I.; ZIMIN, A.; KOSTELICH, E.; CORAZZA, M.; KALNAY, E.; YORKE, J. A local ensemble kalman filter for atmospheric data assimilation. **Tellus**, n. 56A, p. 415–428, 2004.

OYAMA, Marcos Daisuke; ROCHA, Edson José Paulino da; NOBRE, Carlos Afonso. Estudo Preliminar sobre o tempo de “Spin Up” da umidade do solo no modelo climático do CPTEC. **Anais do XI Congresso Brasileiro de Meteorologia**, p. 1085-1094, Rio de Janeiro, 2000. CD-ROM. (INPE-10189-PRE/5717). Disponível em: <<http://urlib.net/cptec.inpe.br/walmeida/2003/09.03.14.49>>. Acesso em: 10 Abr. 2013.

PANOFSKY, H. A. Objective weather-map analysis. **Journal of Applied Meteorology**, v. 6, n. 6, p. 386-392, New York, 1949.

PHAM, Dinh Tuan. Stochastic methods for sequential data assimilation in strongly nonlinear systems. **Monthly Weather Review**, v. 129, n. 5, p. 1194-1207, 2001.

RABIER, F.; COURTIER. Four dimensional assimilation in the presence of baroclinic instability. **Quarterly Journal of Royal Meteorology Society**, v. 118, p. 649-672, 1992.

RABIER, F.; MAHFOUF, J-F.; FISCHER, M.; JÄRVINEN, H.; SIMMONS, A.; BOUTTIER, F.; COURTIER, P.; HAMRUD, M.; HASELER, J.; HOLLINGSWORTH, A.; ISAKSEN, L.; KLINKER, E.; SAARINEN, S; TEMPERTON, C.; THÉPAUT, J-N.;

UNDÉN, P.; VASILJEVIC. Recent experiments on 4D-Var and first results from a simplified Kalman Filter. **ECMWF Newsletter**, n. 81, p. 8, 1998.

RAKESH, V.; SINGH, R.; JOSHI, P. C. Intercomparison of the performance of MM5/WRF with and without data assimilation in short-range forecast applications over the Indian region. **Meteorology and Atmospheric Physics**, v. 105, p. 133-155, 2009.

RICHARDSON, L. **Weather prediction by numerical process**. Cambridge University Press, 1922. 250p.

ROUTRAY, A.; MOHANTY, U. C.; RIZVI, S. R. H.; NIYOGI, D.; OSURI, K. K., PRADHAN, D. Impact of Doppler weather radar data on numerical forecast of Indian monsoon depressions. **Quarterly Journal of Royal Meteorology Society**, v. 136, p. 1836-1850, 2010.

SALTZMAN, Barry. Finite amplitude free convection as an initial value problem. **Journal of the Atmospheric Sciences**, v. 19, p. 329-341, 1962.

SARAIVA, J. M. B. **Previsão de tempo na região sul: efeitos locais e influência da liberação do calor latente**. 1996. Tese (Doutorado em Meteorologia) – Universidade de São Paulo, São Paulo. 201p.

SASAKI, Y. An objective analysis based on the variational method. **Journal of Meteorological Society of Japan**, v. 36, n. 3, p. 77-88, 1958.

SCHUCH, Daniel; HENRIQUES, Eduardo Fontes. A física-matemática por trás do Sistema de Lorenz. **Anais do XVIII Congresso de Iniciação Científica da UFPEL**, Pelotas, 2009. Disponível em http://www.ufpel.edu.br/cic/2009/cd/pdf/CE/CE_00751.pdf. Acesso em: 01 Ago. 2012.

SILVA, Alex Santos da; HOMANN, Camila; AMARAL, Lia; YAMASAKI, Yoshihiro. Aplicação da modelagem numérica sobre ventos intensos no Rio Grande do Sul, em

dezembro de 2009. **Anais do XVI Congresso Brasileiro de Meteorologia**, Belém, 2010.

SILVA, Gustavo Leite da; SILVA, Alex Santos da; YAMASAKI, Yoshihiro. Validação da assimilação de dados na inferência da refletividade de um de um radar com o sistemamm5. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 27, n. 1, p. 75-84, 2012.

SIMIELLI, Maria Elena. **Atlas Geográfico Escolar**. Editora Ática, 2009. 48 p.

SINCLAIR, M. R. A climatology of anticyclones and blocking for the Southern Hemisphere. **Monthly Weather Review**, v. 24, p. 245-263, 1996.

SKAMAROCK, W. C.; KLEMP, J. B.; DUDHIA, J.; GILL, D. O.; BARKER D. M.; WANG, W.; POWERS, J. G. . **A Description of the Advanced Research WRF Version 2**. NCAR/Tech. Notes, 2005.

SNYDER, Chris; ZHANG, Fuqing. Assimilation of simulated Doppler radar observations with ensemble Kalman filter. **Monthly Weather Review**, v. 131, n. 8, p. 1663-1677, 2003.

SORENSEN, H. Least-Squares Estimation: from Gauss to Kalman. **IEEE Spectrum**, p. 63-68, Julho de 1970.

STAUFFER, David R.; SEAMAN, Nelson L. Use of 4-D data assimilation in a limited area Mesoscale model. Part1: Experiments with synoptic scale data. **Monthly Weather Review**, v. 118, n. 6, p. 1250-1277, 1990.

SUGIMOTO, S.; CROOK, N. A.; SUN, J.; XIAO, Q.; BARKER, D. M. An examination of WRF 3DVAR radar data assimilation on its Capability in retrieving unobserved variables and forecasting precipitation through observing system simulation experiments. **Monthly Weather Review**, v. 137, p. 4011-4029, 2009.

TAKEMASA, Miyoshi; KUNII, Masaru. The Local Ensemble Kalman Filter with the Weather Research and Forecasting Model: Experiments with Real Observations. **Pure and Applied Geophysics**, n. 169, p. 321-333, 2012.

TRÉMOLET, Yannick; FISCHER, Mike. Weak constraint 4D-Var. **ECMWF Newsletter**, n. 125, p. 12-16, 2010.

VARGAS JUNIOR, Vanderlei Rocha de; MACEDO, Luana Ribeiro; TUCHTENHAGEN, Patrícia N.; YAMASAKI, Yoshihiro. Análise da precipitação acumulada no RS utilizando o modelo numérico WRF. **Anais do XI Congresso Argentino de Meteorología**, Mendoza, 2012. Disponível em <<http://www.congremet.prmarg.org/upload/ribeiromacedoluana2.pdf>>. Acesso em: 02 Ago. 2012.

WANG, X.; BARKER, D. M.; SNYDER, C.; HAMILL, T. M. A hybrid ETKF-3DVAR data assimilation scheme for the WRF model. Part I: observing system simulation experiment. **Monthly Weather Review**, v. 136, p. 5116-5131, 2008.

WANG, Wei; BRUYÈRE, Cindy; DUDA, Michael; DUDHIA, Jimy; GILL, Dave; LIN, Hui-Chuan; MICHALAKES, John; RIZVI, Syed; ZHANG, Xin; BEEZLEY, Jonathan D.; COEN, Janice L.; MANDEL, Jan. **ARW Version 3 Modeling System User's Guide**. Mesoscale & Microscale Meteorology Division, National Center for Atmospheric Research, 2012.

WILKS, D. S. **Statistical Methods in the Atmospheric Sciences**. San Diego: Elsevier, 2006. 627p.

WYOMING. Página da Universidade de Wyoming. 2012. Disponível em: <<http://weather.uwyo.edu/upperair/sounding.html>>. Acesso em: 15 Dez. 2012.

ZHANG, M.; ZHANG, F.; HUANG, X. -Y.; ZHANG, X. Intercomparison of an Ensemble Kalman Filter with Three- and Four- Dimension Variational Data Assimilation Methods in a Limited-Area Model over the Month of June 2003. **Monthly Weather Review**, v. 139, p. 566-572, 2011.

Apêndices

Apêndice A - FKEst aplicado ao Modelo de Lorenz

Com o objetivo de melhor compreender o procedimento de assimilação de dados, em uma etapa anterior a implementação do método 3DVAR no modelo WRF, utilizou-se o FKEst aplicado ao modelo de Lorenz (1963) para assimilar dados sintéticos gerados a partir de um ruído aleatório gaussiano somado a saída deste modelo.

O Modelo de Lorenz (LORENZ, 1963) é um modelo de equações primitivas bastante discutido na literatura, o qual é amplamente utilizado para testes relacionados a inicialização de modelos de PNT. A escolha do FKEst deve-se a facilidade numérica do método, que envolve apenas produtos e inversões de matrizes. Embora o método e o modelo não fossem os mesmos utilizados na pesquisa, esta implementação desempenhou um papel fundamental para o entendimento do conceito de assimilação de dados. Neste apêndice são apresentados os detalhes matemáticos que fundamentam a implementação numérica descrita no apêndice B.

A fim de obter a matriz L_i para aplicar o FKEst, ou seja, a matriz de dinâmica do sistema linearizada, deve-se expressar as equações de Lorenz através de uma matriz D , como é feito a seguir:

$$D = \begin{bmatrix} D_x(x, y, z) \\ D_y(x, y, z) \\ D_z(x, y, z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\sigma(x - y) \\ Rx - y - xz \\ xy - bz \end{bmatrix} \quad \text{Equação 23}$$

Desta forma, o Modelo Tangente Linear (MTL), que é a linearização do modelo de Lorenz, é escrito na forma:

$$MTL = \nabla D = \begin{bmatrix} \frac{\partial D_x}{\partial x} & \frac{\partial D_x}{\partial y} & \frac{\partial D_x}{\partial z} \\ \frac{\partial D_y}{\partial x} & \frac{\partial D_y}{\partial y} & \frac{\partial D_y}{\partial z} \\ \frac{\partial D_z}{\partial x} & \frac{\partial D_z}{\partial y} & \frac{\partial D_z}{\partial z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\sigma & \sigma & 0 \\ R - z & -1 & -x \\ y & x & -b \end{bmatrix} \quad \text{Equação 24}$$

Logo, a matriz de dinâmica linearizada L_i , necessária para a aplicação do FKEst, é:

$$L_i = I + \Delta t \cdot \nabla D = \begin{bmatrix} 1 - \sigma\Delta t & \sigma\Delta t & 0 \\ \Delta t(R - z) & 1 - \Delta t & -x\Delta t \\ y\Delta t & x\Delta t & 1 - b\Delta t \end{bmatrix}. \quad \text{Equação 25}$$

Os parâmetros Iniciais para implementação do FKEst aplicado às equações de Lorenz são os seguintes:

$$\sigma = 10 \quad \text{Equação 26}$$

$$b = \frac{8}{3} \quad \text{Equação 27}$$

$$R = 28 \quad \text{Equação 28}$$

$$\Delta t = 10^{-3} \quad \text{Equação 29}$$

$$w_0^a = [1,508870 \quad -1,531271 \quad 25,46091] \quad \text{Equação 30}$$

$$w_0^a = [x \quad y \quad z] \quad \text{Equação 31}$$

$$L_i = \begin{bmatrix} 1 - \sigma\Delta t & \sigma\Delta t & 0 \\ \Delta t(R - z) & 1 - \Delta t & -x\Delta t \\ y\Delta t & x\Delta t & 1 - b\Delta t \end{bmatrix} \quad \text{Equação 32}$$

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{Equação 33}$$

$$Q_i = 0,1I \quad \text{Equação 34}$$

$$H = I \quad \text{Equação 35}$$

$$R_i = 2I \quad \text{Equação 36}$$

$$P_0^a = \begin{cases} 10(w_0^a)^2, & \text{se } i = j \\ 0, & \text{se } i \neq j \end{cases} \quad \text{Equação 37}$$

Com os parâmetros iniciais descritos acima, na iteração $i + 1$ da implementação (escolhendo arbitrariamente análise a cada 12 passos) tem-se:

1) Previsão a partir do modelo:

Se $i + 1$ é múltiplo de 12, então:

$$w_{i+1}^f = L_i w_i^a \quad \text{Equação 38}$$

$$P_{i+1}^f = L_i P_i^a L_i^T + Q_i \quad \text{Equação 39}$$

Caso contrário:

$$w_{i+1}^f = L_i w_i^f \quad \text{Equação 40}$$

$$P_{i+1}^f = L_i P_i^a L_i^T + Q_i \quad \text{Equação 41}$$

2) Cálculo da Matriz ganho:

$$G_{i+1} = P_{i+1}^f H_{i+1}^T [R_{i+1} + H_{i+1} P_{i+1}^f H_{i+1}^T]^{-1} \quad \text{Equação 42}$$

3) Cálculo da estimativa:

$$w_{i+1}^{est} = H_{i+1} w_{i+1}^f \quad \text{Equação 43}$$

4) Análise:

$$w_{i+1}^a = w_{i+1}^f + G_{i+1}(w_{i+1}^{obs} - w_{i+1}^{est}) \quad \text{Equação 44}$$

$$P_{i+1}^a = [I - G_{i+1}H_{i+1}]P_{i+1}^f \quad \text{Equação 45}$$

Observando que pode-se expressar w_{i+1}^f através de diferenças finitas com o auxílio do Método Preditor-Corretor (HOFFMAN, 1992), tem-se a seguinte sequência de equações:

$$w_{i+1}^f = (x_{i+1}^f, y_{i+1}^f, z_{i+1}^f) \quad \text{Equação 46}$$

$$f_{i,w}^c = [-\sigma(x_i^f - y_i^f) \quad Rx_i^f - y_i^f - x_i^f z_i^f \quad x_i^f y_i^f - bz_i^f] \quad \text{Equação 47}$$

$$w_{i+1}^p = w_i^f + \Delta t f_{i,w}^c \quad \text{Equação 48}$$

$$w_{i+1}^p = (x_{i+1}^p, y_{i+1}^p, z_{i+1}^p) \quad \text{Equação 49}$$

$$f_{i+1,w}^p = [-\sigma(x_{i+1}^p - y_i^f) \quad Rx_i^f - y_{i+1}^p - x_i^f z_i^f \quad x_i^f y_i^f - bz_{i+1}^p] \quad \text{Equação 50}$$

$$w_{i+1}^f = w_i^f + \frac{1}{2}\Delta t(f_{i,w}^c + f_{i+1,w}^p) \quad \text{Equação 51}$$

Nas equações acima, o sobreíndice f denota previsão, o sobreíndice a denota análise, o sobreíndice p denota preditor (do Método Preditor-Corretor), o sobreíndice c denota corretor (também do Método Preditor-Corretor), e o subíndice i denota i -ésima iteração. Tendo em vista a discretização por diferenças finitas, podemos reescrever todos os passos do FKEst com as alterações no cálculo de w_{i+1}^f :

1) Previsão a partir do modelo:

Se $i + 1$ é múltiplo de 12, então:

$$w_{i+1}^f = (x_{i+1}^f, y_{i+1}^f, z_{i+1}^f) \quad \text{Equação 52}$$

$$f_{i,w}^c = [-\sigma(x_i^a - y_i^a) \quad Rx_i^a - y_i^a - x_i^a z_i^a \quad x_i^a y_i^a - bz_i^a] \quad \text{Equação 53}$$

$$w_{i+1}^p = w_i^a + \Delta t f_{i,w}^c \quad \text{Equação 54}$$

$$w_{i+1}^p = (x_{i+1}^p, y_{i+1}^p, z_{i+1}^p) \quad \text{Equação 55}$$

$$f_{i+1,w}^p = [-\sigma(x_{i+1}^p - y_i^a) \quad Rx_i^a - y_{i+1}^p - x_i^a z_i^a \quad x_i^a y_i^a - bz_{i+1}^p] \quad \text{Equação 56}$$

$$w_{i+1}^f = w_i^a + \frac{1}{2}\Delta t(f_{i,w}^c + f_{i+1,w}^p) \quad \text{Equação 57}$$

$$P_{i+1}^f = L_i P_i^a L_i^T + Q_i \quad \text{Equação 58}$$

Caso contrário:

$$w_{i+1}^f = (x_{i+1}^f, y_{i+1}^f, z_{i+1}^f) \quad \text{Equação 59}$$

$$f_{i,w}^c = [-\sigma(x_i^f - y_i^f) \quad Rx_i^f - y_i^f - x_i^f z_i^f \quad x_i^f y_i^f - bz_i^f] \quad \text{Equação 60}$$

$$w_{i+1}^p = w_i^f + \Delta t f_{i,w}^c \quad \text{Equação 61}$$

$$w_{i+1}^p = (x_{i+1}^p, y_{i+1}^p, z_{i+1}^p) \quad \text{Equação 62}$$

$$f_{i+1,w}^p = [-\sigma(x_{i+1}^p - y_i^f) \quad R x_i^f - y_{i+1}^p - x_i^f z_i^f \quad x_i^f y_i^f - b z_{i+1}^p] \quad \text{Equação 63}$$

$$w_{i+1}^f = w_i^f + \frac{1}{2} \Delta t (f_{i,w}^c + f_{i+1,w}^p) \quad \text{Equação 64}$$

$$P_{i+1}^f = L_i P_i^a L_i^T + Q_i \quad \text{Equação 65}$$

2) Cálculo da Matriz ganho:

$$G_{i+1} = P_{i+1}^f H_{i+1}^T [R_{i+1} + H_{i+1} P_{i+1}^f H_{i+1}^T]^{-1} \quad \text{Equação 66}$$

3) Cálculo da estimativa:

$$w_{i+1}^{est} = H_{i+1} w_{i+1}^f \quad \text{Equação 67}$$

4) Análise:

$$w_{i+1}^a = w_{i+1}^f + G_{i+1} (w_{i+1}^{obs} - w_{i+1}^{est}) \quad \text{Equação 68}$$

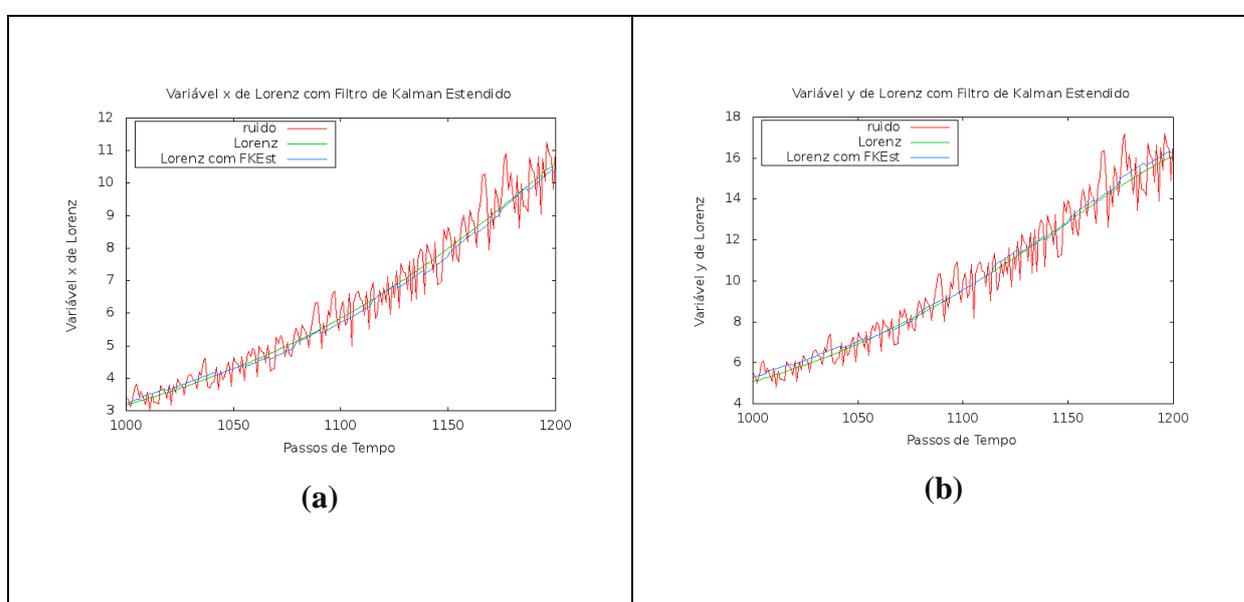
$$P_{i+1}^a = [I - G_{i+1} H_{i+1}] P_{i+1}^f \quad \text{Equação 69}$$

Apêndice B - Teste com FKEst aplicado ao Modelo de Lorenz

Neste apêndice são apresentados alguns resultados obtidos com a aplicação da técnica FKEst ao modelo de Lorenz. Utilizando passo de tempo de 10^{-3} segundos, integrou-se o modelo por 24000 passos de tempo, com assimilação feita a cada 12 passos. Foram assimilados dados sintéticos, gerados somando-se um ruído aleatório de distribuição gaussiana de variância 2 aos valores da saída do Modelo de Lorenz com os parâmetros iniciais descritos no apêndice A. Os cálculos apresentados no apêndice A foram realizados numericamente utilizando-se linguagem de programação FORTRAN e compilador gfortran.

Nas figuras a seguir, pode-se visualizar a implementação para valores entre 1000 e 1200 de passos de tempo. Em cada figura, os gráficos se referem às variáveis x , y e z de Lorenz, respectivamente.

Foi calculado, para cada iteração, o Erro Médio Quadrático (EMQ), comparando-se a saída do modelo de Lorenz com assimilação de dados por FKEst e a saída do mesmo modelo sem assimilação de dados (Fig. 47).



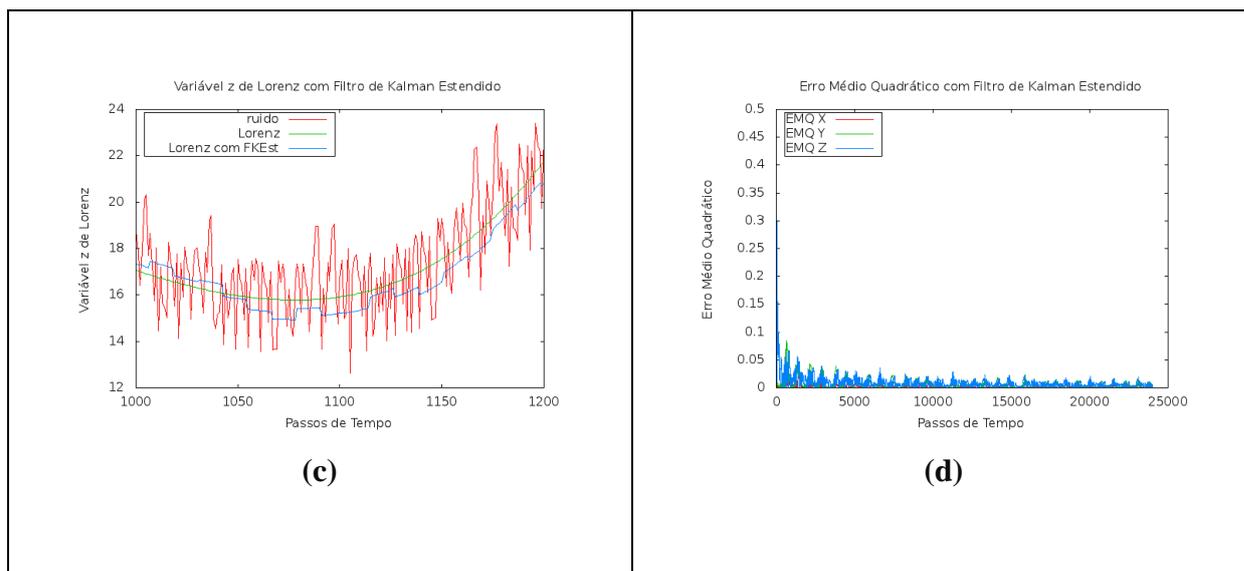


Figura 47 - Variáveis (a) X, (b) Y e (c) Z do Modelo de Lorenz (linha verde), modelo de Lorenz com Filtro de Kalman Estendido (linha azul) e dado sintético gerado com ruído aleatório com distribuição de densidade de probabilidade gaussiana (linha vermelha) e (d) Erro Médio Quadrático do modelo com Filtro de Kalman Estendido.

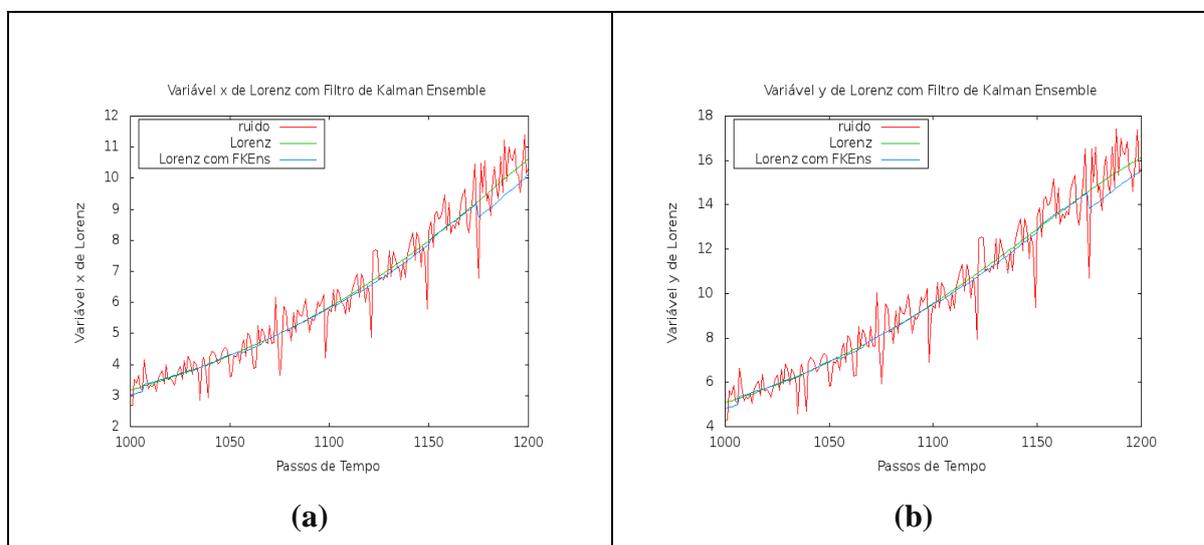
Observou-se um EMQ bastante pequeno, o que indica que o FKEst se mostrou bastante eficaz para minimização do erro de previsão das variáveis do modelo de Lorenz (1963).

Apêndice C - Teste com FKEns aplicado ao Modelo de Lorenz

Neste apêndice são apresentados alguns resultados obtidos com a aplicação da técnica FKEns ao modelo de Lorenz. Utilizando passo de tempo de 10^{-3} segundos, integrou-se o modelo por 24000 passos de tempo, com assimilação feita a cada 12 passos. Foram assimilados dados sintéticos, gerados somando-se um ruído aleatório de distribuição gaussiana de variância 2 aos valores da saída do modelo de Lorenz, e um *ensemble* com 50 ciclos de assimilação. As implementações numéricas foram realizadas utilizando-se linguagem de programação FORTRAN.

Na figura a seguir, pode-se visualizar a implementação para valores entre 1000 e 1200 de passos de tempo. Em cada figura, os gráficos se referem a x , y e z de Lorenz, respectivamente.

Foi calculado, para cada iteração, o EMQ, comparando-se a saída do modelo de Lorenz com assimilação de dados por FKEns e a saída do mesmo modelo sem assimilação de dados (Fig. 48).



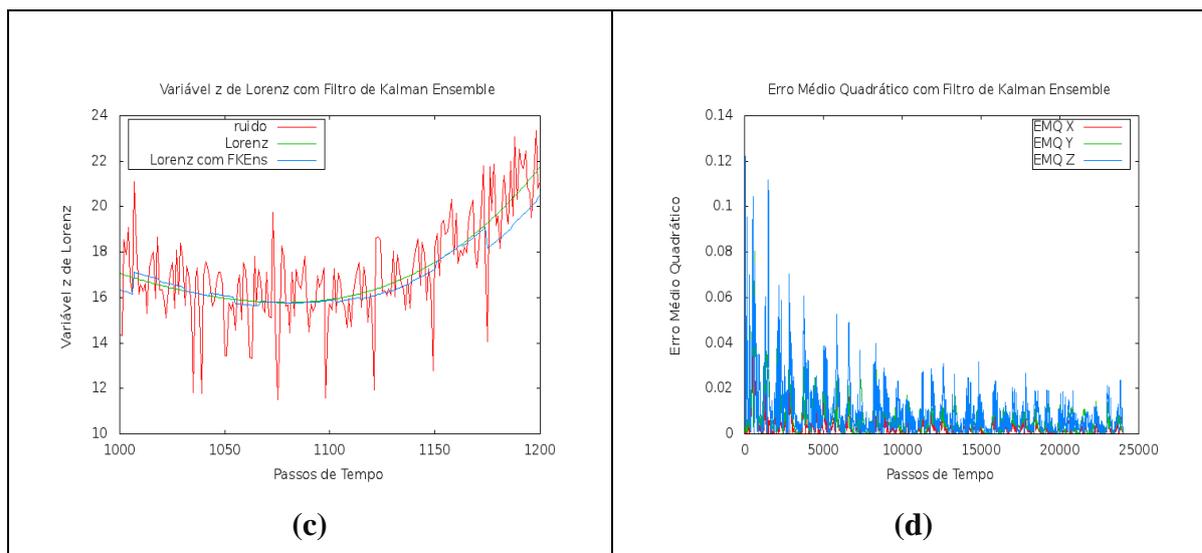
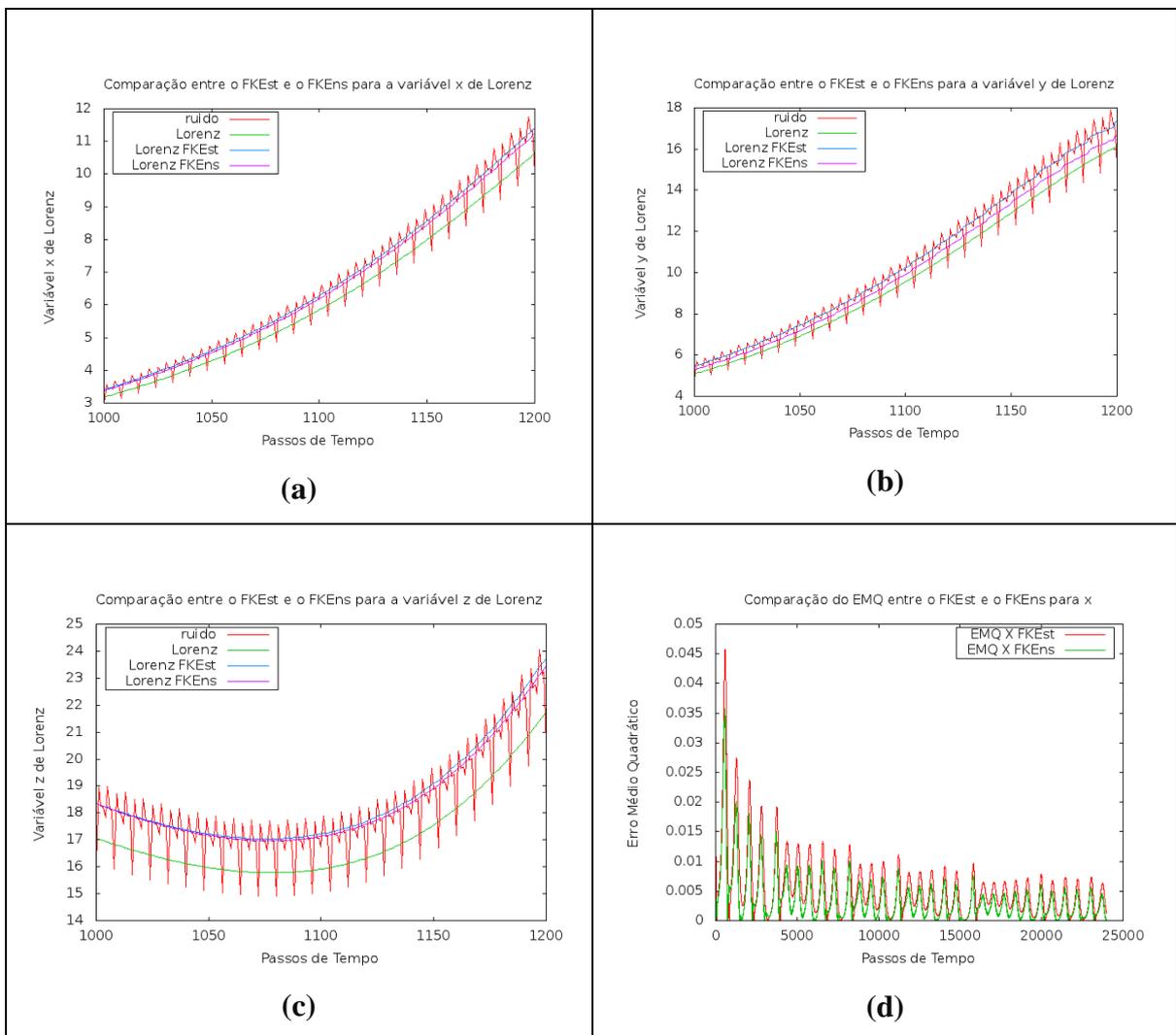


Figura 48 - Variáveis (a) X, (b) Y e (c) Z do Modelo de Lorenz (linha verde), Modelo de Lorenz com filtro de Kalman por *Ensemble* (linha azul) e dado sintético gerado com ruído aleatório com distribuição de densidade de probabilidade gaussiana (linha vermelha) e (d) erro médio quadrático do modelo com filtro.

Similarmente ao que ocorreu com o FKEst, observou-se um EMQ bastante pequeno, bastante próximo de zero. Deste modo, constatou-se que o FKEns minimiza satisfatoriamente o erro de previsão do modelo.

Apêndice D - FKEst versus FKEns aplicados ao Modelo de Lorenz

Neste apêndice os resultados obtidos com FKEst e FKEns para o Modelo de Lorenz são comparados para um mesmo conjunto de dados sintéticos, isto é, durante a integração do modelo, ocorrem duas assimilações de dados simultâneas, uma por FKEst e outra por FKEns. Os códigos FORTRAN dos dois métodos foram reunidos em um só código, compilado com gfortran. Em cada figura, os gráficos se referem às variáveis x , y e z do modelo de Lorenz, respectivamente (Fig. 49).



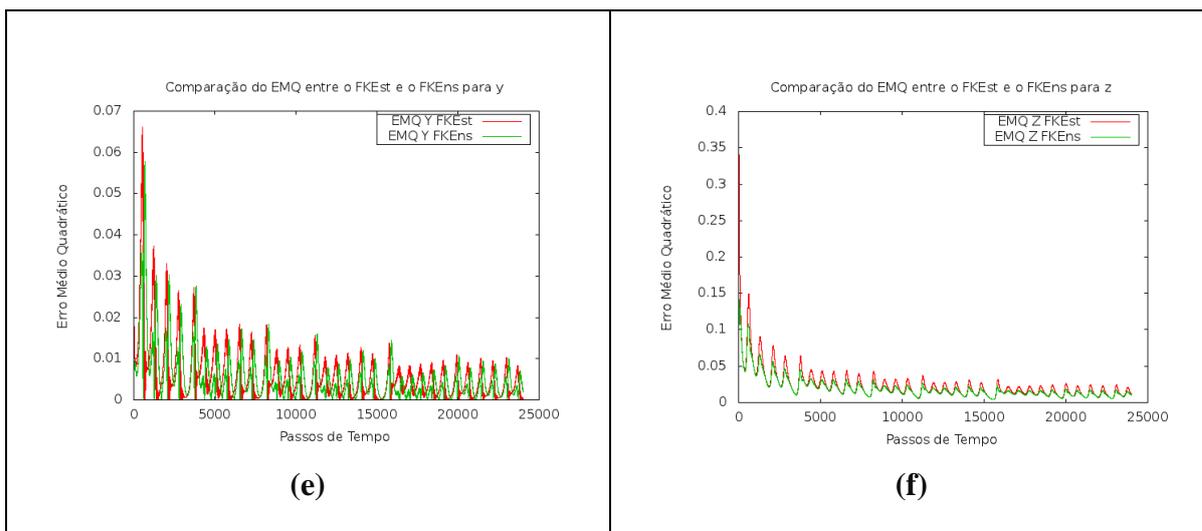


Figura 49 - Comparação entre FKEst e FKEnS (a) Comparação para a variável x do Modelo de Lorenz (b) Comparação para a variável y do Modelo de Lorenz (c) Comparação para a variável y do Modelo de Lorenz (d) EMQ FKEst e FKEnS para x (e) EMQ FKEst e FKEnS para y (f) EMQ FKEst e FKEnS para z.

Ambos, FKEst e FKEnS, mostraram-se bastante eficientes, apresentando um EMQ bastante pequeno, próximo de zero. Constatou-se que o FKEnS foi sensivelmente mais preciso na minimização do EMQ.

Apêndice E - Análise de Componentes Principais e FKEst

Devido ao alto custo computacional das técnicas de assimilação de dados aplicadas em meteorologia e oceanografia, a bibliografia tem mostrado tentativas por parte dos cientistas em desenvolver métodos que amenizem este problema. A maioria das soluções encontradas na literatura são aproximações do filtro de Kalman. Uma proposta alternativa, que representa uma mudança de paradigma para a solução do problema, consiste no uso de Redes Neurais Artificiais.

Neste apêndice, é apresentado uma metodologia alternativa que utiliza componentes principais dos padrões de treinamento da rede neural Perceptron de Múltiplas Camadas (PMC), com o intuito de reduzir a dimensão do problema.

A rede neural PMC emula um FKEst num contexto de assimilação de dados sintéticos (gerados somando-se 5% de ruído aleatório gaussiano ao modelo numérico). O FK é o melhor estimador quando aplicado a problemas lineares e gaussianos. Como previsão numérica de tempo é altamente não linear, aplica-se o FK linearizado, conhecido como filtro de FKEst.

Utilizou-se o modelo DYNAMO, derivado para testar métodos de assimilação e inicialização. Embora este modelo seja baseado nas equações de água rasa, representa importantes movimentos atmosféricos, tais como ondas de Rossby e ondas de gravidade.

Detalhes sobre redes neurais artificiais podem ser encontrados em Haykin (2001). Basicamente, uma rede neural artificial refere-se a uma técnica matemática que mapeia, a partir de um espaço de entrada, um espaço de saída.

A técnica chamada de Análise de Componentes Principais (ACP), apresentada em detalhes em Wilks (2006), tem como objetivo principal explicar a estrutura de variância e covariância de um vetor aleatório, composto de p -variáveis aleatórias, através da construção de combinações lineares das variáveis originais. Quando há p -variáveis originais é possível se obter p Componentes Principais. Entretanto, em geral se deseja obter redução do número de variáveis a serem analisadas e interpretar as combinações lineares construídas.

Nos experimentos realizados, o DYNAMO foi integrado com passo de tempo de 60s e fronteira cíclica. Os dados foram inseridos no sistema a cada 6 horas (360 passos de tempo). As redes foram treinadas com 600 exemplos (-3700 horas até -

100 horas) e 6000 dados foram usados na validação cruzada (-100 até 0 horas). A ACP foi aplicada no espaço, de forma que os 20 pontos de grade foram reduzidos a 2 componentes principais que explicam mais de 95% da variância.

Na Fig. 50, apresenta-se a evolução temporal de geopotencial resultante da integração do DYNAMO sem assimilação (linha fina) e com assimilação (linha grossa) pela rede neural PMC com a técnica de ACP. Embora o sistema de assimilação proposto tenha acompanhado a referência, observa-se que no instante da inserção do dado há o desacoplamento entre a referência e o sistema proposto. Com o aumento do horizonte de previsão, este desacoplamento foi intensificado, tornando o sistema instável.

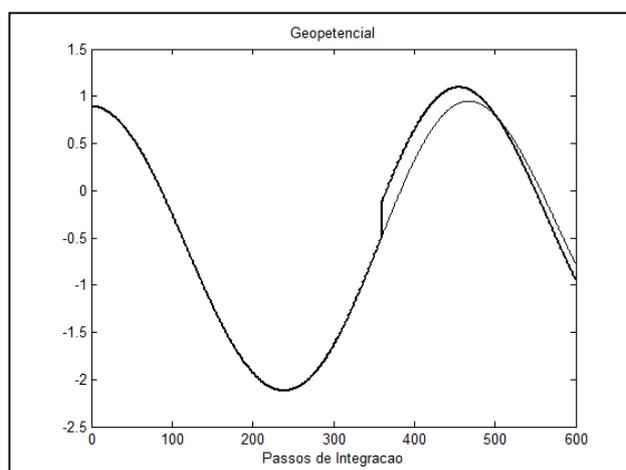


Figura 50 - Evolução do geopotencial com e sem assimilação de dados através do FKEns emulado por uma PMC.

Com base nos resultados parciais apresentados neste trabalho, avalia-se que o sistema proposto reduz enormemente o custo computacional da aplicação em relação a trabalhos anteriores. Esta redução é proporcional ao número de componentes principais usadas para treinar a rede neural. Entretanto, a perda de precisão à medida que se insere o dado observacional no sistema, faz com que a técnica deva ser melhor investigada. Futuramente, deve-se explorar o funcionamento da metodologia com componentes principais que expliquem uma porcentagem maior da variância.

Anexos

Anexo A - Método das Correções Sucessivas

O MCS foi o primeiro método de análise utilizado para assimilação de dados. As aproximações empíricas utilizadas neste método foram desenvolvidas por Bergthorsson e Döös (1955) na Suécia, e posteriormente, por Cressman (1959) nos Estados Unidos.

No MCS, a primeira estimativa é dada pelo campo de *background*, representado como:

$$f_i^0 = f_i^b, \quad \text{Equação 70}$$

onde f_i^b denota o campo de *background* avaliado no i -ésimo ponto de grade, e f_i^0 denota o campo correspondente na iteração zero da estimativa do i -ésimo ponto de grade. Ou seja, isto significa que o campo de *background* fornece o campo inicial da integração do modelo. Após a primeira estimativa f_i^0 , as estimativas seguintes são obtidas por correções sucessivas da seguinte forma:

$$f_i^{n+1} = f_i^n + \frac{\sum_{k=1}^{k_i^n} w_{ik}^n (f_{ik}^0 - f_{ik}^n)}{\sum_{k=1}^{k_i^n} w_{ik}^n + \varepsilon^2}, \quad \text{Equação 71}$$

onde f_i^n é a n -ésima iteração estimada no ponto de grade i , k_i^n é o número de observações analisadas no ponto de grade i , f_{ik}^0 é a k -ésima observação ao redor do ponto de grade i , f_{ik}^n é o valor estimado pelo modelo da n -ésima iteração no ponto observado (obtido pela interpolação dos pontos ao redor do ponto de grade i), e ε^2 é uma estimativa da razão entre a variância do erro de observação e a variância do erro de *background*. Os pesos w_{ik}^n podem ser definidos de diferentes maneiras. Cressman (1959), por exemplo, definiu os pesos do MCS como:

$$\begin{cases} r_{ik}^2 \leq R_n^2 \Rightarrow w_{ik}^n = \frac{R_n^2 - r_{ik}^2}{R_n^2 + r_{ik}^2}, \\ r_{ik}^2 > R_n^2 \Rightarrow w_{ik}^n = 0 \end{cases} \quad \text{Equação 72}$$

onde r_{ik}^2 é o quadrado da distância entre um ponto de observação r_k e o ponto de grade r_i . O número R_n , chamado de raio de influência de um ponto de grade i , é uma distância radial que determina quantas e quais observações, dentro deste raio, serão analisadas para o ponto de grade i . Este número pode variar de iteração para iteração.

No trabalho de Barnes (1964, 1978) são analisados dados de radar e de outras fontes de microescala. A assimilação é feita por MCS, onde os pesos de cada observação são determinados empiricamente através da expressão:

$$w_{ik}^n = e^{-r_{ik}^2/2R_n^2}, \quad \text{Equação 73}$$

onde o raio de influência R_n muda por um fator γ (constante) a cada iteração, isto é:

$$R_{n+1}^2 = \gamma R_n^2. \quad \text{Equação 74}$$

Anexo B - Nudging

Um método empírico bastante utilizado nos primórdios da assimilação de dados foi o relaxamento Newtoniano ou *Nudging* (HOKE; ANTHES, 1976 e KISTLER, 1974), como ficou mais conhecido. Este método consiste em adicionar às equações prognósticas dos campos um termo que “força” a solução do modelo na direção das observações.

Um exemplo de aplicação do *Nudging* é dado por Kalnay (2003), que utiliza este método para representar a equação que prevê a velocidade zonal em um modelo de equações primitivas como:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -V \cdot \nabla u + fv - \frac{\partial \phi}{\partial x} + \frac{u_{obs} - u}{\tau_u} . \quad \text{Equação 75}$$

Nota-se que no último termo, tem-se u_{obs} , que é velocidade zonal observada. O símbolo τ denota a escala de tempo do relaxamento, sendo escolhida com base em considerações empíricas. Hoke e Anthes (1976) sugerem que τ deve ser escolhido de maneira que o último termo possua magnitude similar a magnitude do termo predominante. Isto evita que a solução convirja rápido demais para as observações, em decorrência de τ ser muito pequeno, ou que os erros do modelo cresçam antes da ação do método, em decorrência de τ ser muito grande.

Anexo C - Método dos Mínimos Quadrados

Sejam $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ pontos do plano \mathbb{R}^2 (plano cartesiano), onde na primeira coordenada de cada ponto tem-se o valor de certa variável x , e na segunda coordenada temos o valor de outra variável y , dependente de x .

O MMQ, na sua versão linear, consiste em encontrar uma função polinomial linear $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}; f(x) = a_0 + a_1x$, com $a_0, a_1 \in \mathbb{R}$, que melhor se aproxime do gráfico de pontos discretos construído com base em algumas medições de x e y . É evidente que $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ nem sempre determinam uma função polinomial linear, de modo que a igualdade

$$f(x_i) = y_i \quad \text{Equação 76}$$

não é necessariamente verificada para todos os pontos (x_i, y_i) do domínio da função f . Logo, cada medição possui um erro ε_i , onde

$$\varepsilon_i = y_i - f(x_i). \quad \text{Equação 77}$$

O critério para determinar a reta que melhor se adapta ao conjunto de pontos $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ é escolher o mínimo dentre as somas dos quadrados dos erros, isto é,

$$\min \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \min \sum_{i=1}^n [y_i - f(x_i)]^2 \quad \text{Equação 78}$$

para determinar os coeficientes a_0 e a_1 da equação $f(x) = a_0 + a_1x$. Em termos de matrizes, isto significa que, sendo

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{bmatrix}, A = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \end{bmatrix}, X = \begin{bmatrix} 1 & x_1 \\ 1 & x_2 \\ \dots & \dots \\ 1 & x_n \end{bmatrix}, \quad \text{Equação 79}$$

considerando como produto interno $\langle \cdot, \cdot \rangle$ o produto escalar em \mathbb{R}^2 e como norma $\| \cdot \|$ a norma euclidiana do \mathbb{R}^2 , ou seja o módulo $| \cdot |$, tendo em vista que

$$\|Y - XA\|^2 = \langle Y - XA, Y - XA \rangle = \sum_{i=1}^n [y_i - f(x_i)]^2, \quad \text{Equação 80}$$

devemos determinar A que minimiza

$$\|Y - XA\|^2. \quad \text{Equação 81}$$

A reta $f(x) = a_0 + a_1x$ que minimiza $\|Y - XA\|^2$ é chamada de Aproximação Linear pelos Mínimos Quadrados (ALMQ). Segundo Gonçalves (2005), a ALMQ é obtida para $\hat{A} = (X^T X)^{-1} X^T Y$.

O teorema a seguir fornece condições para determinar A que minimiza $\|Y - XA\|^2$ para o caso em que y depende de várias variáveis x_1, x_2, \dots, x_n analisadas em n medições. Matricialmente,

$$Y = AX. \quad \text{Equação 82}$$

Teorema: Sejam $Y \in \mathcal{M}_{n \times 1}(\mathbb{R})$ e $X \in \mathcal{M}_{n \times m}(\mathbb{R})$ matrizes, cujas colunas formam um conjunto linearmente independente, com $m \leq n$. Então existe uma única matriz \hat{A} tal que

$$\|Y - X\hat{A}\| \leq \|Y - XA\|, \forall A \in \mathcal{M}_{m \times 1}(\mathbb{R}). \quad \text{Equação 83}$$

Além disso, tem-se que

$$\hat{A} = (X^T X)^{-1} X^T Y. \quad \text{Equação 84}$$

Nota-se que as equações 83 e 84 constituem uma generalização da ALMQ. O teorema fornece explicitamente a expressão de \hat{A} para o caso geral. Para maior detalhamento matemático a respeito da dedução das equações do MMQ e suas extensões mais sofisticadas, as quais resultam na filtragem de Kalman, recomenda-se Gonçalves (2005).

Anexo D - Método dos Mínimos Quadrados Ponderados

O MMQ Ponderados é uma extensão do MMQ que utiliza pesos para as medidas quando algumas medidas y são mais precisas do que outras. Neste caso, em lugar de calcular \hat{A} para minimizar $\sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2$, deve-se calcular \hat{A} para minimizar $\theta \cdot Y$, onde θ é a matriz que relaciona os pesos de cada erro de precisão ε_i obtido na respectiva medição y_i . Pondo

$$C = \theta^T \theta \quad \text{Equação 85}$$

, temos

$$\hat{A} = (X^T C X)^{-1} X^T C Y. \quad \text{Equação 86}$$

Alternativamente, pode-se dizer que o MMQ Ponderados é uma técnica de minimização do erro esperado na estimativa, medida pela matriz de covariância dos erros de estimativa P , dada por

$$P = (X R^{-1} X)^{-1} \quad \text{Equação 87}$$

onde R é a matriz de covariância dos erros de observação. Além disso, segundo Sorenson (1970), supondo $C = R^{-1}$ (suposição feita inicialmente por Gauss), resulta que

$$\hat{A} = (X^T R^{-1} X)^{-1} X^T R^{-1} Y. \quad \text{Equação 88}$$

Anexo E - Método dos Mínimos Quadrados Recursivo

Sorenson (1970) descreve o MMQ Recursivo como uma evolução do MMQ que utiliza a idéia de recursividade, isto é, o estimador inicial é atualizado a cada medição com o auxílio da medição anterior. Denota-se \hat{w}_0 para o estimador inicial, \hat{w}_1 para o estimador que agrega a observação Y_1 , \hat{w}_2 para o estimador que agrega a observação Y_2 , e assim sucessivamente. De maneira genérica, denota-se por \hat{w}_i o estimador que agrega a observação Y_i . Sendo assim, tem-se

$$\begin{cases} \hat{w}_0 = \text{"chute inicial"} \\ \hat{w}_1 = \hat{w}_0 + G_1(y_1 - y_0) \\ \hat{w}_i = \hat{w}_{i-1} + G_i(y_i - y_{i-1}) \end{cases} \quad \text{Equação 89}$$

onde \hat{w}_0 é uma estimativa *a priori* chamada de chute inicial ou *background*, $G_i = P_i X_i^T R_i^{-1}$ é chamada de matriz ganho. Cada etapa do cálculo $Y_i - Y_{i-1}$ é chamada de inovação e o produto $G_i(Y_i - Y_{i-1})$ é chamado de correção.

Anexo F - Interpolação Ótima

O objetivo da IO é encontrar a análise ótima de um campo de variáveis x_a , dado um campo de *background* x_b , e um campo y_0 de k observações (KALNAY, 2003). Considera-se um operador de observação H , que converte o campo de *background* em “primeiros chutes de observação”. Observa-se que o operador H pode até mesmo ser não-linear, pois equações de transferência radiativa são utilizadas para calcular os perfis verticais de temperatura e umidade, e nem sempre a transformação que associa a radiância obtida por sensoriamento remoto com a variável calculada por modelo numérico é linear. O campo de observações y_0 é um vetor de dimensão k (o número de observações). Assim, define-se um vetor d , de dimensão k , chamado inovação ou vetor de incremento observacional, o qual é calculado por

$$d = y_0 - H(x_b) \quad \text{Equação 90}$$

e utilizado para estimar a diferença entre o “valor verdadeiro” x_t (desconhecido) e o *background*, através da equação

$$x_t - x_b = W \cdot d - \varepsilon_a \quad \text{Equação 91}$$

, onde W é vetor de pesos atribuídos a cada medição, calculados por

$$W = E(x \cdot y^T) [E(y \cdot y^T)]^{-1} \quad \text{Equação 92}$$

onde o símbolo $E(\cdot)$ representa o valor esperado. O número ε_a é o erro da análise, calculado por

$$\varepsilon_a = x_a - x_t. \quad \text{Equação 93}$$

Anexo G - Filtro de Kalman

As equações do FK podem ser deduzidas a partir do MMQ Recursivo. Para mais detalhes a respeito da evolução histórica da teoria da estimação e do surgimento da técnica FK, pode-se consultar Sorenson (1970).

Segundo Härter (2007), o FK difere do Método do MQR por não se restringir a parâmetros, sendo mais geral. Após uma estimativa inicial para w_0^f e P_0^f , utilizando o sobreíndice f para significar fase de propagação ou previsão e o sobreíndice a para significar fase de atualização ou assimilação, cada iteração de uma aplicação do FK passa por quatro etapas:

1) Previsão a partir do modelo:

$$w_{i+1}^f = F_i w_i^a \quad \text{Equação 94}$$

$$P_{i+1}^f = F_i P_i^a F_i^T + Q_i \quad \text{Equação 95}$$

onde w_{i+1}^f é a previsão, F_i é a matriz de dinâmica do sistema, w_i^a é a análise, P^f é a matriz de covariância dos erros de estimativa, P^a é a matriz de covariância dos erros de estimativa obtida pela análise e Q_i é a matriz de covariância do ruído de observação.

2) Cálculo da Matriz ganho:

$$G_{i+1} = P_{i+1}^f H_{i+1}^T [R_{i+1} + H_{i+1} P_{i+1}^f H_{i+1}^T]^{-1} \quad \text{Equação 96}$$

onde G_{i+1} é a matriz ganho, H_{i+1} é um operador que transforma as grandezas medidas pelos instrumentos meteorológicos nas grandezas utilizadas pelo modelo e R_{i+1} é a matriz de covariância dos erros de observação.

3) Cálculo da estimativa:

$$w_{i+1}^{est} = H_{i+1} w_{i+1}^f \quad \text{Equação 97}$$

onde w_{i+1}^{est} é uma estimativa para o vetor w_{i+1} real (sempre desconhecido).

4) Análise:

$$w_{i+1}^a = w_{i+1}^f + G_{i+1} (w_{i+1}^{obs} - w_{i+1}^{est}) \quad \text{Equação 98}$$

onde w_{i+1}^{obs} é o vetor w_{i+1} medido (com erro de medição).

$$P_{i+1}^a = [I - G_{i+1} H_{i+1}] P_{i+1}^f \quad \text{Equação 99}$$

onde I é a matriz identidade.

Anexo H - Filtro de Kalman Estendido

O FKEst é uma adaptação do FK original a problemas não lineares. O FKEst segue os mesmos passos do FK, diferindo apenas pelo fato de calcular a covariância dos erros de estimativa linearizando as trajetórias não-lineares do modelo F_i . Na verdade, substitui-se o modelo F_i por um modelo L_i , chamado de Modelo Tangente Linear (MTL). O MTL é uma matriz que transforma uma perturbação final do tempo t_i , em uma perturbação inicial do tempo t_{i+1} . Assim, os passos para implementação do FKEst são os seguintes:

1) Previsão a partir do modelo:

$$w_{i+1}^f = L_i w_i^a \quad \text{Equação 100}$$

$$P_{i+1}^f = L_i P_i^a L_i^T + Q_i \quad \text{Equação 101}$$

2) Cálculo do Ganho de kalman:

$$G_{i+1} = P_{i+1}^f H_{i+1}^T [R_{i+1} + H_{i+1} P_{i+1}^f H_{i+1}^T]^{-1} \quad \text{Equação 102}$$

3) Cálculo da estimativa:

$$w_{i+1}^{est} = H_{i+1} w_{i+1}^f \quad \text{Equação 103}$$

4) Análise:

$$w_{i+1}^a = w_{i+1}^f + G_{i+1} (w_{i+1}^{obs} - w_{i+1}^{est}) \quad \text{Equação 104}$$

$$P_{i+1}^a = [I - G_{i+1} H_{i+1}] P_{i+1}^f \quad \text{Equação 105}$$

Anexo I - Filtro de Kalman por Ensemble

O FKEns consiste na implementação simultânea de k ciclos de assimilação de dados (ANDERSON, 2001). Todos estes ciclos assimilam as mesmas observações, porém cada um recebe uma perturbação aleatória diferente em cada observação. Este conjunto de sistemas de assimilação de dados pode ser utilizado para estimar a covariância do erro, segundo Evensen (1994a, 1994b). Após completar os k ciclos, e obter as previsões

$$w_{i+1}^{f,k} = F_i^k w_i^a \quad \text{Equação 106}$$

existem diferentes maneiras de calcular P^f . Kalnay (2003), sugere

$$P^f \approx \frac{1}{k-1} \sum_{j=1}^k (x^{f,k} - \bar{x}^f)(x^{f,k} - \bar{x}^f)^T. \quad \text{Equação 107}$$

Na literatura são encontradas formas alternativas da equação 107, onde valores muito distantes da média são excluídos do *ensemble*. Na equação 108, por exemplo, excluí-se o elemento l do *ensemble*, resultando na seguinte aproximação:

$$P^{f,l} \approx \frac{1}{k-2} \sum_{k \neq l} (x^{f,k} - \bar{x}^{f,l})(x^{f,k} - \bar{x}^{f,l})^T. \quad \text{Equação 108}$$

Geralmente utiliza-se um número de ciclos k da ordem de 10 – 100, isto significa que o custo computacional (já conhecido sem *ensembles*) deverá ser multiplicado por um fator de magnitude 10 – 100. Isto pode parecer muito, mas é relativamente pouco, se comparado com o custo computacional exigido pelo FKEst, que é da ordem do número de graus de liberdade do modelo. Além disso, o FKEns não exige linearização da matriz de dinâmica do sistema, nem da matriz de covariância do erro de previsão (KALNAY, 2003). Esta é uma grande vantagem sobre os métodos de Filtragem de Kalman precedentes.

Anexo J - O Modelo de Lorenz

Com base nas equações do movimento, continuidade e termodinâmica, Saltzman (1962), considerando o escoamento em uma camada de fluido com profundidade constante, propôs um modelo simplificado para representar movimentos atmosféricos de origem convectiva. As equações utilizadas neste modelo, segundo a notação de Saltzman (1962), são as seguintes:

$$\frac{\partial u}{\partial t} + \frac{\partial P}{\partial x} - \nu \nabla^2 u = 0, \quad \text{Equação 109}$$

$$\frac{\partial w}{\partial t} + \frac{\partial P}{\partial z} - g\varepsilon T - \nu \nabla^2 w = 0, \quad \text{Equação 110}$$

$$\frac{DT}{Dt} - k \nabla^2 T = 0, \quad \text{Equação 111}$$

$$\frac{\partial u}{\partial t} + \frac{\partial w}{\partial t} = 0, \text{ e} \quad \text{Equação 112}$$

$$\rho = \frac{\rho_{AV}}{1 + \varepsilon T}. \quad \text{Equação 113}$$

Conforme descrito por Schuch e Henriques (2009), as equações 109 e 110 são as duas componentes da equação de Navier-Stokes, representando o balanço de momento para um campo de velocidades u e w ; a equação 111 é a equação de transporte de calor; a equação 112 é uma simplificação da equação da continuidade no caso bidimensional; e a equação 113 expressa densidade em função da temperatura.

Saltzman (1962) descreve o sistema terra-atmosfera da seguinte forma: uma parcela da radiação que incide na Terra é absorvida pela superfície; outra parcela é refletida para a atmosfera; as camadas superiores se resfriam por perda radiativa para o espaço, e assim, o ar fica mais denso nestas camadas do que nas camadas próximas à superfície, tendendo a descer; por outro lado, por estar menos denso, o ar das camadas inferiores tende a subir; esta oscilação de parcelas de ar quente e frio pode gerar movimentos convectivos de diferentes escalas e características, desde turbulências térmicas caóticas até tornados e furacões. Com relação a estabilidade, para Saltzman (1962), o sistema possui solução estável quando não há diferença de temperatura entre as superfícies inferior e superior do fluido, e solução instável caso contrário. Portanto, segundo esta classificação, o sistema terra-atmosfera é um sistema instável, pois os movimentos de origem convectiva geram diferenças de temperatura entre as superfícies limitantes do sistema, no caso, as camadas atmosféricas mais altas e mais próximas a superfície.

Lorenz (1963), com o objetivo de explorar as soluções caóticas do modelo de Saltzman, expandiu as variáveis de estado deste modelo em série de Fourier, retendo termos de baixa ordem. Deste modo, o autor obteve o seguinte sistema acoplado não-linear de equações diferenciais ordinárias de primeira ordem:

$$\frac{dx}{dt} = -\sigma(x - y) \quad \text{Equação 114}$$

$$\frac{dy}{dt} = Rx - y - xz \quad \text{Equação 115}$$

$$\frac{dz}{dt} = xy - bz \quad \text{Equação 116}$$

onde x está associado com a intensidade do movimento convectivo, y com a diferença de temperatura entre as correntes ascendente e subsidente e z com a perturbação do perfil vertical de temperatura. Os coeficientes, no caso do sistema terra-atmosfera, são $\sigma = 10$, $b = \frac{8}{3}$ e $R = 28$. O tempo adimensional t é calculado por:

$$t = \pi H^{-2}(1 + f^2)kt_s \quad \text{Equação 117}$$

onde H é a profundidade do fluido (altura a partir da superfície, no caso do sistema terra-atmosfera), f é o número de onda, k é o coeficiente de condutividade térmica do fluido (ar, no sistema terra-atmosfera) e t_s o tempo em segundos.

Schuch e Henriques (2009) descrevem detalhadamente os cálculos matemáticos utilizados por Lorenz (1963) na obtenção do sistema de equações apresentado acima, a partir do modelo de Saltzman (1962).

Os coeficientes das equações de Lorenz são consequências matemáticas de equações da física da radiação e da dinâmica de fluidos. A seguir, descreve-se o significado de cada coeficiente. O coeficiente σ é chamado de Número de Prandtl. É calculado por:

$$\sigma = k^{-1}\nu \quad \text{Equação 118}$$

onde k é o coeficiente de condutividade térmica e ν é a viscosidade cinemática do fluido. O coeficiente b é calculado pela expressão

$$b = 4(1 + f^2)^{-1} \quad \text{Equação 119}$$

onde f é o número de onda. O coeficiente R é chamado de Número de Rayleigh, sendo calculado por

$$R = \frac{g\alpha H^3 \nu^{-1} k^{-1} dT}{\pi^4 f^{-2} (1 + f^2)^3} \quad \text{Equação 120}$$

onde α é o coeficiente de expansão térmica do fluido, H é a profundidade, ν é a viscosidade cinemática, k é o coeficiente de condutividade térmica, dT a taxa de variação da temperatura do fluido e f é o número de onda.

Anexo K - Redes Neurais

Redes neurais artificiais são estruturas de memorização de padrões inspiradas nas redes neurais biológicas. Os estudos sobre redes neurais se desenvolveram a partir da década de 1940, quando McCulloch e Pitts (1943) apresentaram o primeiro modelo de neurônio artificial.

Segundo Barreto (2002), entre 1969 e 1981, devido à falta de verbas e ao fato de não haver razões para supor que as limitações dos primeiros modelos poderiam ser superadas pelos modelos que estavam sendo almeçados na época, as pesquisas sobre inteligência artificial e utilização de redes neurais passaram por um período de estagnação, o que o autor denominou de “época das trevas da inteligência artificial”.

No entanto, após este período de letargia, as redes neurais encontraram aplicações em várias áreas do conhecimento, particularmente em Meteorologia (HANSEN, 1997). E ainda dentro da Meteorologia, surgiram diferentes áreas de aplicação das redes neurais, dentre elas, a assimilação de dados meteorológicos.

Os dois principais tipos de células presentes no cérebro humano são o neurônio e a glia. Pelo que se sabe atualmente sobre a influência destes dois tipos de células, atribuí-se aos neurônios as principais funções cerebrais.

O neurônio pode ser encontrado em várias formas e tamanhos. É constituído por um corpo celular (também chamado de soma, ou ainda núcleo), por ramificações chamadas dentritos, e por uma ramificação maior (possivelmente mais de uma) chamada de axônio, conforme ilustrado pela Fig. 51.

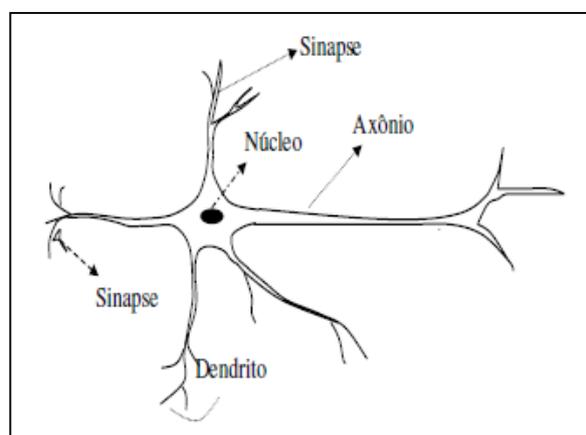


Figura 51 - Neurônio Biológico

Fonte: HÄRTER; CAMPOS VELHO, 2007

O núcleo é o centro dos processos metabólicos da célula. Os dendritos conduzem os sinais das extremidades para o núcleo. O axiônio transmite os sinais do núcleo para as extremidades. As extremidades do axiônio são conectadas a dendritos de outros neurônios através de estruturas chamadas sinapses. Eventualmente, também pode ocorrer de a sinapse interligar diretamente dois axiônios ou um axiônio ao núcleo de outro neurônio.

As sinapses desempenham um importante papel no armazenamento de informação no córtex cerebral, e até mesmo em partes mais profundas do cérebro. A quantidade de neurotransmissores liberados em uma mesma frequência de pulsos do axiônio representa a informação armazenada na sinapse.

Cada vez que uma sinapse entre dois neurônios é ativada, o número de neurotransmissores liberados aumenta, criando o que é conhecido como aumento da conexão. A este processo dá-se o nome de facilitação.

Com base no neurônio biológico, define-se o neurônio artificial como sendo uma estrutura que possui:

1) um conjunto de n sinapses (elos de conexão), sendo que a cada sinapse i está atribuído um peso θ_i .

2) um somador $\sum_{i=1}^n \theta_i x_i$, que soma os sinais de entrada x_1, x_2, \dots, x_n multiplicados por seus respectivos pesos $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$.

3) uma função ϕ chamada de função de ativação que limita o sinal de saída de um neurônio na faixa de $[0,1]$ ou $[-1,1]$.

Assim, podemos representar um neurônio a partir das duas equações

$$u = \sum_{i=1}^n \theta_i x_i \quad \text{Equação 121}$$

e

$$\phi(u). \quad \text{Equação 122}$$

Chamamos de rede neural (RN) qualquer conjunto de neurônios artificiais. Para que não ocorra confusão, em uma rede neural com, digamos, m neurônios artificiais, indexamos cada neurônio de acordo com uma ordem previamente concebida, e então, podemos definir cada neurônio $j = 1, 2, \dots, m$ da rede como segue:

1) um conjunto de n_j sinapses (elos de conexão), sendo que a cada sinapse i está atribuído um peso θ_{ij} .

2) um somador $\sum_{i=1}^n \theta_{ij}x_i$, que soma os sinais de entrada x_1, x_2, \dots, x_n multiplicados por seus respectivos pesos $\theta_{1j}, \theta_{2j}, \dots, \theta_{nj}$.

3) uma função ϕ_j chamada de função de ativação que limita o sinal de saída de um neurônio na faixa de $[0,1]$ ou $[-1,1]$.

Assim, podemos representar um neurônio a partir das duas equações

$$u_j = \sum_{i=1}^n \theta_{ij}x_i \quad \text{Equação 123}$$

e

$$\phi_j(u_j). \quad \text{Equação 124}$$

Chamamos de arquiteturas de redes neurais as diferentes combinações de neurônios artificiais. Em uma RN, existem neurônios que estão ligados diretamente às entradas através das sinapses. Podem existir também neurônios separados das entradas por outro neurônio conectado a ambos objetos. Neste último caso, diz-se que a RN possui duas camadas de neurônios. É possível construir RN com várias camadas.

A camada proveniente do meio externo é chamada de camada de entrada. A primeira camada sem contato com as entradas é chamada de primeira camada escondida (ou primeira camada oculta), a segunda camada sem contato externo é chamada segunda camada escondida (ou segunda camada oculta), e assim sucessivamente, até que a RN forneça os valores de saída. A camada com estes últimos valores é chamada de camada de saída.

As RN em que todas as sinapses estão ligadas apenas a neurônios da camada posterior a sua são chamadas de *feed-forward* (alimentação para frente). Já as RN que possuem alguma sinapse ligada a um neurônio de alguma camada anterior a sua são chamadas de redes recorrentes.

Também podemos classificar uma RN com relação à conexão entre os neurônios. Dizemos que uma RN é totalmente conexa, quando todas as saídas de uma camada estão conectadas em todos os neurônios da camada seguinte. Caso contrário, dizemos que a RN é parcialmente conexa.

Para que uma RN seja capaz de resolver um dado problema, é necessário que antes tenha ocorrido uma fase de aprendizado, também chamada fase de treinamento, na qual a RN “memoriza” exemplos, e associa a cada entrada um peso. Assim, após a fase de treinamento a RN utiliza a informação armazenada nos pesos

sinápticos para gerar respostas para o problema. Cada exemplo apresentado a RN é chamado de padrão de treinamento.

Dizemos que uma RN é treinada por lote, quando os pesos são atualizados somente após todos os padrões de treinamento serem introduzidos a RN. Dizemos que uma RN é treinada por padrão, quando os pesos são atualizados à medida que cada padrão de treinamento é apresentado a RN.

Segundo Härter (2007), define-se como regra de aprendizagem um conjunto de procedimentos bem definidos para adaptar os parâmetros de uma RN para que a mesma possa aprender uma determinada função.

De um modo geral, as regras de aprendizagem ou seguem o paradigma não-supervisionado ou seguem o paradigma supervisionado. No paradigma não-supervisionado, somente os padrões de entrada estão disponíveis para RN, enquanto no paradigma supervisionado o conjunto de treinamento é composto por pares de entrada/saída.

Uma rede Perceptron de múltiplas camadas (PMC) é um tipo de rede *feed-forward* composta por uma camada de entrada formada por padrões previamente apresentados à rede na fase de treinamento, por uma ou mais camadas escondidas de nós computacionais e uma camada de saída. A camada de entrada é às vezes chamada na literatura de conjunto de unidades sensoriais, ou ainda, nós de fonte. A Fig. 52 abaixo, ilustra uma PMC:

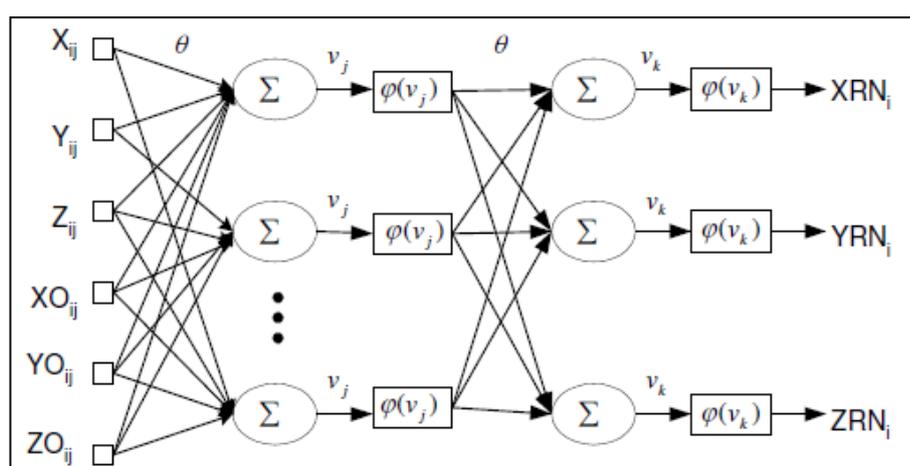


Figura 52 - Ilustração da Rede Perceptron de Múltiplas Camadas

Fonte: HÄRTER; CAMPOS VELHO, 2007

Segundo Haykin (2001), a PMC possui três características interessantes: 1) a função de ativação do modelo de cada neurônio da rede é não-linear (devendo ser diferenciável em todos os pontos); 2) os neurônios das camadas ocultas capacitam a rede a aprender a executar tarefas complexas, de acordo com as características mais significantes dos padrões de entrada; e 3) alto grau de conectividade.

Anexo L - Método Variacional Quadridimensional

O método 4DVAR é uma extensão 3DVAR que inclui a dimensão tempo na assimilação de dados. Segundo Fischer (2001b), as principais diferenças entre os sistemas 3DVAR e 4DVAR são:

1) 4DVAR inclui integração de um Modelo Adjunto (MA) e do Modelo Tangente Linear (MTL) durante a minimização.

2) No 4DVAR, realiza-se duas atualizações incrementais: uma a cada análise e uma a cada subintervalo entre duas análises. Por exemplo, um tempo de análise de 6 horas pode ser dividido em subintervalos de 30 minutos ou 1 hora, com assimilação 4DVAR acontecendo em cada subintervalo.

3) No sistema 3DVAR, todas as observações para a janela de 6 horas centradas no tempo são coletadas ao mesmo tempo e são comparadas com as trajetórias até o tempo da análise. No sistema 4DVAR, as observações são divididas em subintervalos e comparadas com as estimativas, de modo que δx_n é atualizado a cada subintervalo, e portanto, é mais preciso que o δx_n calculado através do 3DVAR.

Com as mudanças descritas em 1), 2) e 3), a função custo no 4DVAR é calculada por:

$$J(\delta x_n) = \frac{1}{2} (Sx_{n-1}(t_0) + \delta x_n(t_0) - Sx_0)^T B^{-1} (Sx_{n-1}(t_0) + \delta x_n(t_0) - Sx_0) + \frac{1}{2} \sum_i (H(x_{n-1}(t_i)) + H'(x_n(t_i)) - y_i)^T R^{-1} (H(x_{n-1}(t_i)) + H'(x_n(t_i)) - y_i) \text{Equação 125}$$

onde S é um operador que reduz (ou eventualmente amplia) a resolução dos campos do modelo para se adequar a resolução utilizada na função custo, y é a estimativa, H é um operador que age sobre o campo x , enquanto H' age sobre o incremento δx_n . O valor n é o número da iteração, t_i denota o intervalo t e subintervalo i . A matriz B é a matriz de covariância dos erros de estimativa e a matriz R é a matriz de covariância dos erros de observação. Uma aproximação inicial x_0 é considerada no instante inicial t_0 do intervalo t para a análise.

Anexo M - Estações do INMET na Região Sul do Brasil

A seguir, na tab. 5, são apresentadas as informações de cidade, estado, número de identificação, latitude, longitude e elevação (em metros) de cada estação automática do INMET da RSB.

Tabela 5 - Estações Automáticas de Superfície do INMET na Região Sul do Brasil.

ID	CIDADE	ESTADO	LATITUDE	LONGITUDE	ELEVAÇÃO
A801	Porto Alegre	RS	-30.05	-51.17	46.97 m
A802	Rio Grande	RS	-32.03	-52.10	2.46 m
A803	Santa Maria	RS	-29.70	-53.70	95.00 m
A804	Santana do Livramento	RS	-30.83	-55.60	328.00 m
A805	Santo Augusto	RS	-27.85	-53.78	550.00 m
A806	Florianópolis - São José	SC	-27.6	-48.62	1.80 m
A807	Curitiba	PR	-25.45	-49.23	923.50 m
A808	Torres	RS	-29.35	-49.73	4.66 m
A809	Uruguaiana	RS	-29.84	-57.08	62.31 m
A810	Santa Rosa	RS	-27.89	-54.48	276 m
A811	Canguçu	RS	-31.41	-52.70	464.00 m
A812	Caçapava do Sul	RS	-30.55	-53.47	450.00 m
A813	Rio Pardo	RS	-29.87	-52.38	111.00 m
A814	Urussanga	SC	-28.53	-49.32	48.00 m
A815	São Joaquim	SC	-28.28	-49.93	1410.00 m
A816	Novo Horizonte	SC	-26.41	-52.85	960 m
A817	Indaial	SC	-26.92	-49.27	86.70 m
A818	Ivaí	PR	-25.01	-50.85	808.00 m
A819	Castro	PR	-24.79	-49.99	1007.36 m
A820	Marechal Cândido Rondon	PR	-24.54	-54.02	392.00 m
A821	Joaquim Távora	PR	-23.51	-49.95	522.00 m
A822	Nova Tebas	PR	-24.44	-51.96	654.00 m
A823	Inácio Martins	PR	-25.57	-51.09	1260.00 m
A824	Icaraíma	PR	-23.39	-53.66	385.00 m
A825	Goioere	PR	-24.19	-53.03	468.00 m
A826	Alegrete	RS	-29.71	-55.53	121.00 m
A827	Bagé	RS	-31.35	-54.01	230.00 m

A828	Erechim	RS	-27.66	-52.31	765.00 m
A829	São José dos Ausentes	RS	-28.75	-50.06	1244.00 m
A830	São Borja	RS	-28.65	-56.02	83.00 m
A831	Quaraí	RS	-30.37	-56.44	124.00 m
A832	São Gabriel	RS	-30.34	-54.31	126.00 m
A833	Santiago	RS	-29.19	-54.88	394.00 m
A834	Tramandaí	RS	-30.01	-50.14	1.00 m
A835	Maringá	PR	-23.41	-51.93	542.00 m
A836	Jaguarão	RS	-32.55	-53.38	47.00 m
A837	Soledade	RS	-28.85	-52.54	667.00 m
A838	Camaquã	RS	-30.81	-51.83	108.00 m
A839	Passo Fundo	RS	-28.23	-52.40	684.00 m
A840	Bento Gonçalves	RS	-29.17	-51.53	640.00 m
A841	Joaçaba	SC	-27.17	-51.56	776.00 m
A842	Nova Fátima	PR	-23.42	-50.58	668.00 m
A843	Dois Vizinhos	PR	-25.69	-53.09	520.00 m
A844	Lagoa Vermelha	RS	-28.22	-51.51	842.00 m
A845	Urubici	SC	-28.13	-49.48	1810.00 m
A846	Foz do Iguaçu	PR	-25.60	-54.48	231.00 m
A847	Ilha do Mel	PR	-25.49	-48.33	1.00 m
A848	Dionísio Cerqueira	SC	-26.29	-53.63	810.00 m
A849	Diamante do Norte	PR	-22.64	-52.89	362.00 m
A850	Paranapoema	PR	-22.66	-52.13	311.00 m
A851	Itapoa	SC	-26.08	-48.64	2.00 m
A852	São Luiz Gonzaga	RS	-28.42	-54.96	245.00 m
A853	Cruz Alta	RS	-28.60	-53.67	432.00 m
A854	Frederico Westphalen	RS	-27.40	-53.43	490.00 m
A855	Planalto	PR	-25.72	-53.75	346.00 m
A856	Palmeira das Missões	RS	-27.92	-53.32	642.00 m
A857	São Miguel do Oeste	SC	-26.78	-53.50	665.00 m
A858	Xanxerê	SC	-26.94	-52.40	889.00 m
A859	Caçador	SC	-26.82	-50.84	952.00 m
A860	Curitibanos	SC	-27.29	-50.60	982.00 m
A861	Rio do Campo	SC	-26.94	-50.15	592.00 m
A862	Rio Negrinho	SC	-26.25	-49.58	869.00 m
A863	Ituporanga	SC	-27.42	-49.65	484.00 m

A864	Major Vieira	SC	-26.39	-50.36	808.00 m
A865	Lages	SC	-27.83	-50.32	0.00 m
A866	Santa Marta	SC	-28.60	-48.81	52.00 m
A867	Araranguá	SC	-28.93	-49.50	12.00 m
A868	Itajaí	SC	-26.95	-48.76	18.00 m
A869	Cidade Gaúcha	PR	-23.36	-52.93	381.00 m
A870	Primeira do Maio	PR	-22.85	-51.03	0.00 m
A871	Ibaiti	PR	-23.77	-50.18	930.00 m
A872	Ventania	PR	-24.28	-50.21	1106.00 m
A873	Morretes	PR	-25.51	-48.81	59.00 m
A874	São Mateus do Sul	PR	-25.84	-50.37	788.00 m
A875	Gen. Carneiro	PR	-26.40	-51.35	1018.00 m
A876	Clevelândia	PR	-26.42	-52.35	980.00 m
A877	Guaíra	PR	-24.07	-54.18	0.00 m
A878	Mostardas	RS	-31.25	-50.91	10.00 m
A879	Canela	RS	-29.37	-50.83	830.00 m
A880	Vacaria	RS	-28.51	-50.88	986.00 m
A881	Dom Pedrito	RS	-30.99	-54.82	170.00 m
A899	Chuí	RS	-33.74	-53.37	26.00 m

Anexo N - Estações de Radiossondagem na Região Sul do Brasil

A tab. 6 apresenta a cidade, o estado, o número de identificação, a latitude, a longitude e a elevação de cada local onde existem medições meteorológicas por meio de radiossondas na RSB.

Tabela 6 - Estações de Radiossondagem na Região Sul do Brasil.

CIDADE	ESTADO	ID	LATITUDE	LONGITUDE	ELEVAÇÃO
Uruguaiana	RS	83928	-29.78	-57.03	74.0 m
Santa Maria	RS	83937	-29.72	-53.70	85.0 m
Porto Alegre	RS	83971	-30.00	-51.18	3.0 m
Florianópolis	SC	83899	-27.67	-48.55	5.0 m
Foz do Iguaçu	PR	83827	-25.51	-54.58	180 m
Curitiba	PR	83840	-25.51	-49.16	908 m