

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PELOTAS
Instituto de Física e Matemática
Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática



Dissertação

**Impacto da Assimilação de Dados de Sondagens e Radiâncias em Evento de
Ciclogênese**

Leonardo Matias Alves de León

Pelotas, 2022

Leonardo Matias Alves de León

Impacto da Assimilação de Dados de Sondagens e Radiâncias em Evento de Ciclogênese

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática do Instituto de Física e Matemática da Universidade Federal de Pelotas, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Modelagem Matemática.

Orientador: Prof. Dr. Fabrício Pereira Harter
Coorientador: Prof. Dr. Willian Silva Barros

Pelotas, 2022

Universidade Federal de Pelotas / Sistema de Bibliotecas
Catalogação na Publicação

A314i Alves, Leonardo

Impacto da assimilação de dados sondagens e radiâncias em evento de ciclogênese / Leonardo Alves ; Fabrício Pereira Härter, orientador ; Willian Silva Barros, coorientador. — Pelotas, 2021.

137 f. : il.

Dissertação (Mestrado) — Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática, Instituto de Física e Matemática, Universidade Federal de Pelotas, 2021.

1. Assimilação de dados. 2. WRF. 3. Ciclogênese. I. Härter, Fabrício Pereira, orient. II. Barros, Willian Silva, coorient. III. Título.

CDD : 551.5513

Leonardo Matias Alves de León

Impacto da Assimilação de Dados de Sondagens e Radiâncias em Evento de Ciclogênese

Dissertação aprovada, como requisito parcial, para obtenção do grau de Mestre em Modelagem Matemática, Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática, Instituto de Física e Matemática, Universidade Federal de Pelotas.

Data da Defesa: 17 de dezembro de 2021

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Fabrício Harter- Orientador (UFPel)

Prof. Dr. Willian Silva Barros- Coorientador (UFPel).

Prof. Dr. Leonardo Calvetti (UFPel)

Prof. Dr. Jonas da Costa Carvalho (UFPel)

Prof. Dr. Viliam Cardoso (UFPel)

AGRADECIMENTOS

À Deus pela conclusão de mais essa etapa.

Ao meu orientador, prof. Dr. Fabrício Pereira Härter, por me designar um desafio de grande aprendizagem, pelas orientações, paciência e comprometimento ao trabalho, proporcionando-me entendimento e conhecimento.

Ao meu coorientador, prof. Dr. Willian Silva Barros, pelas orientações e transmissão de conhecimento.

À coordenação do PPGMMAT, prof. Dr. Régis Sperotto de Quadros pela oportunidade de desenvolver este trabalho e atenção recebida durante o período de desenvolvimento desta formação.

Ao meu colega Rafael Búrlon pelo incentivo desde o principio em ingressar no programa e pela amizade. À minha colega Nibia Navarro pelo apoio intelectual e pela amizade.

Aos demais professores do programa pela transmissão de conhecimento.

A todos que contribuíram de alguma forma para a realização deste trabalho.

RESUMO

LEÓN, Leonardo Matias Alves de. **Impacto da Assimilação de Dados de Sondagens e Radiâncias em Evento de Ciclogênese**. Orientador: Fabrício Pereira Harter. 2022. 137 f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Matemática) – Instituto de Física e Matemática, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2022.

Neste trabalho, avalia-se o impacto da assimilação dos dados de sondagem e satélite em dois casos de Ciclogênese, ocorridos no sul do Brasil, no período de 20 a 23 de agosto de 2020 e de 27 a 29 de junho de 2021. Na metodologia proposta, utiliza-se o pacote de assimilação variacional tridimensional implementado no Weather Research and Forecasting Model (WRF3DVar). Verifica-se através de métricas estatísticas as previsões das variáveis termodinâmicas do modelo, usando como referência os dados coletados nas estações meteorológicas do INMET. As análises estatísticas realizadas são descritivas e adicionalmente apresentam a variabilidade em cada ponto em comparação com os dados observados utilizando o coeficiente de variação dos valores preditos.

Os resultados são similares para os dois casos e mostram que o modelo reproduziu adequadamente os eventos de Ciclogênese quando comparados às análises do CPTEC, imagens de Satélite e dos campos gerados pelo modelo GFS. A Assimilação tem impacto maior nas primeiras 48 horas de previsão, nos níveis baixos e médios da atmosfera, sendo que nas últimas 24 horas a Assimilação praticamente não tem efeito. Entre as fontes de dados assimilados, as sondagens tendem a diminuir os erros de previsão com maior frequência, pois fornecem dados do perfil vertical da atmosfera; enquanto os dados de satélite tem melhor representação temporal e espacial, embora sejam fontes de erro nos baixos níveis da atmosfera. A análise estatística mostra que a estimativa do modelo WRF com Assimilação representa os ciclos diurnos, sendo que a estimativa é mais precisa para as variáveis Temperatura à 2 m da Superfície, Pressão à Superfície, com a tendência dos prognósticos em gerar uma propagação da onda fria menos intensa, e a entrada do sistema frontal mais atrasado e aprofundado.

Palavras-chave: Assimilação de Dados. WRF. Ciclogênese.

ABSTRACT

LEÓN, Leonardo Matias Alves de. **Impact of Sound and Radiance Data Assimilation on event of Cyclogenesis** . Advisor: Fabrício Pereira Harter. 2022. 137 f. Dissertation (Masters in Modelagem Matemática) – Instituto de Física e Matemática , Federal University of Pelotas, Pelotas, 2022.

An Assessment of the assimilation satellite radiances and the atmospheric soundings impact in the WRF simulation is presented in this work. The simulation is performed during two cases of cyclone propagation over southern Brazil, from August 20 to 23, 2020, and from June 27 to 29, 2021. The technique used in this study is a Three-Dimensional Variational Data Assimilation Scheme implemented on WRF Model (3DVar). The statistical metrics are used in order to verify the WRF variables, using INMET Weather Stations as ground truth. The statistical analyses are descriptive and present the variability at each point compared to the data observed using the coefficient of variation of the predicted values.

The results are similar for both cases and show that the model adequately reproduced cyclogenesis events comparing to CPTEC analyses, satellite images, and GFS model. The assimilation procedure has a higher impact on the first 48 hours of forecasting for low and medium level of the atmosphere and, in the last 24 hours, assimilation has virtually no effect. Considering the sources of assimilated data, atmospheric soundings tend to reduce forecast errors more frequently than radiances, as they provide data on the vertical profile of the atmosphere; while satellite data has better temporal and spatial representation, although it is sources of error at low levels of the atmosphere. The statistical analysis shows that the estimation of the WRF model with assimilation procedure represents the trajectory of the ground truth. The forecasting of temperature and pressure overcoming moisture and windy simulations. In this simulation the model used to generate a phase delay in the cold wave propagation.

Keywords: Data Assimilation. WRF. Cyclogenesis.

LISTA DE FIGURAS

1	Etapas de processamento do modelo WRF.	30
2	Sistema η de coordenadas verticais.	31
3	Grade alternada horizontal (a) e vertical (b) do tipo C de Arakawa.	35
4	Sistema WRFDA.	39
5	Produto GPT do CPTEC em superfície (a); Produto GPT do CPTEC em 800 hPA (b); Produto GPT do CPTEC em 500 hPA (c); Produto GPT do CPTEC em 250 hPA (d)	44
6	Imagem de Satélite Goes-16 no Canal Infra-vermelho termal com realce	45
7	Simulação WRF Pressão ao Nível do Mar. (a) Análise (00 horas); (b) Previsão das 24 horas; (c) Previsão das 48 horas e (d) Previsão das 72 horas	46
8	Simulação WRF Campos de Geopotencial. (a) Análise (00 horas); (b) Previsão das 24 horas; (c) Previsão das 48 horas e (d) Previsão das 72 horas	47
9	Simulação WRF Temperatura à 2 metros. (a) Análise (00 horas); (b) Previsão das 24 horas; (c) Previsão das 48 horas e (d) Previsão das 72 horas	48
10	Simulação WRF Umidade Relativa à 2 metros. (a) Análise (00 horas); (b) Previsão das 24 horas; (c) Previsão das 48 horas e (d) Previsão das 72 horas	49
11	A figura (a) refere-se à evolução temporal de Pressão à Superfície num ponto. A figura (b) refere-se ao perfil vertical de Temperatura Potencial num ponto. A linha preta refere-se à simulação do WRF sem AD, a linha verde simulação do WRF3Dvar assimilando somente sondagem, a linha amarela simulação do WRF3Dvar assimilando apenas radiâncias e a linha vermelha simulação do WRF3Dvar assimilando sondagens e radiâncias	50
12	Diferença entre WRF3Dvar e WRF para TP. Assimilando somente dados de sondagem (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde) e assimilando dados de sondagem e radiância (linha preta). A figura (a) refere-se às 00 UTC do dia 22/08/2020 e a figura (b) refere-se às 12 UTC do dia 23/08/2020	52
13	Diferença entre WRF3Dvar e WRF para PS assimilando apenas sondagens (a); assimilando apenas radiâncias (b) e assimilando sondagens e radiâncias (c). Campo de Análise	53

14	Imagens de Satélite GOES-16 no canal 13 com Campos de Pressão ao Nível Médio do Mar e Espessura entre 1000 e 500 hPA do GFS às 00:00 UTC de 27/06/2021 (a); 00:00 UTC de 28/06/2021 (b); 00:00 UTC de 29/06/2021 (c) e 00:00 UTC de 30/06/2021 (d). . . .	55
15	Imagens de Satélite GOES-16 no canal 13 com Campos de Altura de Geopotencial do GFS às 00:00 UTC de 27/06/2021 (a); 00:00 UTC de 28/06/2021(b); 00:00 UTC de 29/06/2021 (c) e 00:00 UTC de 30/06/2021 (d).	56
16	Simulação WRF Temperatura à 2 metros da superfície. (a) Análise (00 horas); (b) Previsão das 24 horas e (c) Previsão das 48 horas .	57
17	Simulação WRF Umidade Relativa à 2 metros da superfície. (a) Análise (00 horas); (b) Previsão das 24 horas e (c) Previsão das 48 horas.	58
18	A figura (a) refere-se à evolução temporal de Pressão à Superfície em um ponto. A figura (b) refere-se ao perfil vertical de Temperatura Potencial em um ponto. A linha preta refere-se à simulação do WRF sem AD, a linha verde simulação do WRF3DVar assimilando somente dados de sondagem, a linha amarela simulação do WRF3DVar assimilando apenas radiâncias e a linha vermelha simulação do WRF3DVar assimilando sondagens e radiâncias	59
19	Diferença entre WRF3DVar E WRF para a Temperatura Potencial. Assimilando somente dados de sondagem (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde) e assimilando dados de sondagem e radiâncias (linha preta). A figura (a) refere-se às 00 UTC do dia 27/06/2021 e a figura (b) refere-se às 12 UTC do dia 28/06/2021	60
20	Diferença entre WRF3DVar E WRF para Pressão à Superfície assimilando apenas sondagens (a); assimilando apenas radiâncias (b) e assimilando sondagens e radiâncias (c). Campo de Análise	61
21	Evolução e EQM em relação à Temperatura e Pressão à Superfície à 2 metros comparados à Estação do INMET em Xanxerê para o dia 20/08/2020	63
22	Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa e Velocidade do Vento à 2 metros comparados à Estação do INMET em Xanxerê para o dia 20/08/2020	64
23	Evolução e EQM em relação à Temperatura e Pressão à Superfície à 2 metros comparados à Estação do INMET em Curitiba para o dia 20/08/2020	65
24	Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa e Velocidade do Vento à 2 metros comparados à Estação do IMET de Curitiba para o dia 20/08/2020	66
25	Evolução e EQM em relação à Temperatura e Pressão à Superfície à 2 metros comparados à Estação do INMET em Ituporanga para o dia 20/08/2020	67
26	Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa e Velocidade do Vento à 2 metros comparados a à Estação do INMET em Ituporanga para o dia 20/08/2020	68

27	Evolução e EQM em relação à Temperatura e Pressão à Superfície à 2 metros comparados à Estação do INMET em Torres para o dia 27/06/2021	69
28	Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa à 2 metros e Velocidade do Vento comparados à Estação do INMET em Torres para o dia 27/06/2021	70
29	Evolução e EQM em relação à Temperatura à 2 metros e Pressão à Superfície comparados à Estação do INMET em Alegrete para o dia 27/06/2021	71
30	Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa à 2 metros e Velocidade do Vento comparados à Estação do INMET em Alegrete para o dia 27/06/2021	72
31	Evolução e EQM em relação à Temperatura à 2 metros e Pressão à Superfície comparados à Estação do INMET em Erechim para o dia 27/06/2021	73
32	Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa à 2 metros e Velocidade do Vento comparados à Estação do INMET em Erechim para o dia 27/06/2021	74
33	Coeficiente de Variação de Temperatura à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Torres (linha pontilhada azul)	76
34	Coeficiente de Variação de Temperatura à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Alegrete (linha pontilhada azul).	80
35	Coeficiente de Variação de Temperatura à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Erechim (linha pontilhada azul).	82
36	Coeficiente de Variação de Pressão à Superfície em 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Torres (linha pontilhada azul).	85

37	Coeficiente de Variação de Pressão à Superfície em 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Alegrete (linha pontilhada azul).	88
38	Coeficiente de Variação de Pressão à Superfície em 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Erechim (linha pontilhada azul).	91
39	Coeficiente de Variação de Umidade Relativa à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Torres (linha pontilhada azul).	94
40	Coeficiente de Variação de Umidade Relativa à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Alegrete (linha pontilhada azul).	96
41	Coeficiente de Variação de Umidade Relativa à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Erechim (linha pontilhada azul).	99
42	Coeficiente de Variação de Velocidade do Vento à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Torres (linha pontilhada azul).	102

43	Coeficiente de Variação de Velocidade do Vento à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Alegrete (linha pontilhada azul).	104
44	Coeficiente de Variação de Velocidade do Vento à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Erechim (linha pontilhada azul).	107
45	Evolução e EQM em relação à Temperatura e Pressão à Superfície à 2 metros comparados à Estação do INMET em Caçador-SC para o dia 20/08/2020.	116
46	Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa e Velocidade do Vento à 2 metros comparados à Estação do INMET em Caçador-SC para o dia 20/08/2020.	117
47	Evolução e EQM em relação à Temperatura e Pressão à Superfície à 2 metros comparados à Estação do INMET em Morretes-PR para o dia 20/08/2020.	118
48	Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa e Velocidade do Vento à 2 metros comparados à Estação do INMET em Morretes-PR para o dia 20/08/2020.	119
49	Evolução e EQM em relação à Temperatura e Pressão à Superfície à 2 metros comparados à Estação do INMET em Florianópolis-SC para o dia 27/06/2021.	120
50	Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa e Velocidade do Vento à 2 metros comparados à Estação do INMET em Florianópolis-SC para o dia 27/06/2021.	121
51	Evolução e EQM em relação à Temperatura e Pressão à Superfície à 2 metros comparados à Estação do INMET em Bagé-RS para o dia 27/06/2021.	122
52	Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa e Velocidade do Vento à 2 metros comparados à Estação do INMET em Bagé-RS para o dia 27/06/2021.	123
53	Coeficiente de Variação de Temperatura à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Porto Alegre (linha pontilhada azul).	125

54	<p>Coeficientes de Variação de Pressão à Superfície em 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Torres (linha pontilhada azul).</p>	127
55	<p>Coeficientes de Variação de Umidade Relativa à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Torres (linha pontilhada azul).</p>	129
56	<p>Coeficientes de Variação de Velocidade do Vento à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Torres (linha pontilhada azul).</p>	131

LISTA DE TABELAS

1	Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Torres e às Previsões para Temperatura à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.	78
2	Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Alegrete e às Previsões para Temperatura à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.	81
3	Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Torres e às Previsões para Temperatura à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.	84
4	Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Torres e às previsões para Pressão à Superfície em 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.	86
5	Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Alegrete e às Previsões para Pressão à Superfície em 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.	90
6	Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Erechim e às Previsões para Pressão à Superfície em 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.	92
7	Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Torres e às Previsões para Umidade Relativa à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.	95
8	Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Alegrete e às Previsões para Umidade Relativa à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.	98
9	Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Erechim e às Previsões para Umidade Relativa à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.	100

10	Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Torres e às Previsões para Velocidade do Vento à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.	103
11	Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Alegrete e às Previsões para Velocidade do Vento à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.	106
12	Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Erechim e às Previsões para Velocidade do Vento à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.	108
13	Valores referentes aos melhores resultados obtidos para as simulações considerando as estatísticas NMSE, NRMSE e Viés	109
14	Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Porto Alegre e às Previsões para Temperatura à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.	126
15	Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Porto Alegre e às Previsões para Pressão à Superfície em 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.	128
16	Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Porto Alegre e às Previsões para Umidade Relativa à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.	130
17	Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Porto Alegre e às Previsões para Velocidade do Vento à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.	132
18	Registros dos dias 20 até 22 de Agosto de 2020. Estação Automática São José dos Ausentes-INMET	135

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

3DEnVar	Método Variacional Tridimensional por Conjuntos
3DVar	Método Variacional Tridimensional
4DEnVar	Método Variacional Quadridimensional por Conjuntos
4DVar	Método Variacional Quadridimensional
AD	Assimilação de dados
AS	América do Sul
ASPS	Alta Subtropical do Atlântico Sul
CF	Condição de Fronteira
CI	Condição Inicial
CPTEC	Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
CV	Coeficiente de Variação
EAKF	Filtro de Kalman Ajustado por Ensemble
ECMWF	European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
EQM	Erro Quadrático Médio
EKF	Filtro de Kalman Estendido
EnKF	Filtro de Kalman por Ensemble Transformado
EnSR	Filtro de Kalman por Raiz Quadrada e por Ensemble Transformado
ETKF	Filtro de Kalman por Ensemble
FSL	Forecast Systems Laboratory
GFS	Global Forecast System
GPT	Grupo de Previsão de Tempo
HN	Hemisfério Norte
HS	Hemisfério Sul
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
IO	Interpolação Ótima
JBN	Jatos de Baixos Níveis

JPN	Jato Polar Norte
JPS	Jato Polar Sul
JST	Jato Subtropical
KF	Kalman Filter
LEKF	Filtro de Kalman por Ensemble Localizado
NCAR	National Center for Atmospheric Research
NCEP	National Centers for Environment Prediction
NMSE	Erro Quadrático Médio Normalizado
NOOA	National Oceanic and Atmospheric Administration
NRMSE	Raiz do Erro Quadrático Médio Normalizado
ME	Máximo Erro
PNT	Previsão Numérica do Tempo
PR	Paraná
PS	Pressão a Superfície
r	Correlação
RMSE	Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio
SC	Santa Catarina
SCM	Método das Correções Sucessivas
RS	Rio Grande do Sul
T2	Temperatura do ar em 2 metros
UR	Umidade Relativa
UTC	Tempo Universal Coordenado
V	Vetor Vento
WRF	Weather Research and Forecasting Model
WRFDA	WRF Data Assimilation System
WRF3DVar	Modelo WRF com Assimilacao de Dados 3DVar

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	20
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	22
3	CICLOGÊNESE	29
4	METODOLOGIA	30
4.1	Modelo WRF	30
4.1.1	Equações governantes	31
4.1.2	Discretização temporal	34
4.1.3	Discretização Espacial	34
4.1.4	Condições iniciais e de Fronteira	35
4.1.5	Parametrizações do WRF	35
4.2	Método Variacional Tridimensional	36
4.2.1	Solução exata do problema variacional 3DVar	36
4.2.2	Solução incremental do problema variacional 3DVar	38
4.2.3	Solução numérica do problema Variacional 3DVar	38
4.2.4	Processamento do WRF3DVar	38
4.3	Caso de Estudo	39
4.4	Domínio	40
4.5	Dados utilizados	40
4.6	Verificação dos resultados do modelo WRF	40
5	RESULTADOS	43
5.1	Caso 1 - Dia 20 de Agosto de 2020.	43
5.1.1	Simulação do caso sem Assimilação de Dados	43
5.1.2	Comparação entre WRF e WRF3DVar	49
5.2	Caso 2 - Dia 27 de Junho de 2021.	53
5.2.1	Simulação do caso sem Assimilação	53
5.2.2	Comparação entre WRF e WRF3DVar	58
6	ANÁLISES E COMPARAÇÕES ESTATÍSTICAS	62
6.1	Caso 1 - Verificações com estações do INMET	62
6.2	Caso 2 - Verificações com estações do INMET	68
6.3	Comparações por estimadores estatísticos entre dados observados do INMET e previsões do modelo WRF	74
6.3.1	Temperatura à 2 metros	75
6.3.2	Pressão à Superfície em 2 metros	84
6.3.3	Umidade Relativa à 2 metros	92

6.3.4	Velocidade do Vento à 2 metros	101
6.3.5	Comparação das Análises de Erro	108
7	CONCLUSÃO	110
	REFERÊNCIAS	112
APÊNDICE A	RESULTADOS PARA O CASO 1	116
APÊNDICE B	RESULTADOS PARA O CASO 2	120
APÊNDICE C	COMPARAÇÃO ESTATÍSTICA PARA A ESTACÃO DO INMET DE PORTO ALEGRE	124
ANEXO A	DADOS DA ESTACÃO DO INMET DE SÃO JOSÉ DOS AUSENTES	134

1 INTRODUÇÃO

A previsão numérica do tempo (PNT) é um método objetivo de previsão de tempo, que utiliza modelos numéricos representados por conjuntos de equações diferenciais acopladas, que por sua vez, descrevem a dinâmica do escoamento atmosférico. Os modelos de PNT são integrados no tempo e a precisão dos resultados destas integrações são altamente sensíveis as condições iniciais e de fronteira, obtidas por análise objetiva (KALNAY, 2003). Na construção da análise pode-se utilizar técnicas de Assimilação de Dados (AD) para estimar o melhor estado possível da atmosfera para inicializar a previsão.

Os sistemas de AD têm duas principais fontes de informações. A primeira se constitui da variedade de observações adequadas que podem ser diretas (expressas nas mesmas variáveis físicas descritas no modelo do escoamento) ou indiretas (expressas como funções das variáveis físicas descritas no modelo do escoamento), tais como radiâncias de satélite e reflectâncias de radar.

Nos modelos atuais de equações primitivas, as observações disponíveis não são suficientes para inicializá-los, pois tem graus de liberdade da ordem de 10^7 , enquanto as observações são da ordem de 10^5 graus de liberdade. Além disso, os dados não apresentam uma distribuição uniforme no tempo e no espaço. Há regiões do globo, como América do Norte, Europa e Ásia que apresentam uma base de dados mais densa que outras regiões, tais como, África e América do Sul. Portanto, faz-se necessário complementar o sistemas de observação com um campo de informação *a priori*, (*background ou first guess*) oriundo de previsões numéricas.

A segunda fonte de informação consiste nos modelos dinâmicos baseados nas leis físicas que governam o escoamento atmosférico.

Nenhuma informação será exata, tanto os modelos quanto as observações apresentam incertezas, devido a limitação no conhecimento da física modelada, erros de arredondamento e truncamento nas equações de diferenças finitas; limitação de grade, calibração dos instrumentos, etc. É válido ressaltar que isto origina incertezas nos resultados das metodologias de assimilação, que, portanto, não apenas deve produzir uma estimativa do estado do escoamento, mas também uma estimativa da

incerteza associada.

A Assimilação de dados é um procedimento que consiste na combinação de um campo de background, geralmente um modelo numérico, com dados observados, levando-se em conta o conhecimento estatístico, tanto dos erros de observação como de modelagem. A AD pode também ser entendido como um problema inverso, dentro de uma teoria mais ampla, a Teoria de Estimação (HÄRTER; CAMPOS VELHO, 2008).

As primeiras técnicas de assimilação de dados foram desenvolvidas com base em parâmetros empíricos para estimar a covariância dos erros de observações e estimativa do estado da atmosfera. O estado da arte em técnicas de AD é baseado em métodos variacionais e sequências, a primeira com fundamentação teórica no cálculo sequencial e a segunda em filtragem de Kalman. .

Uma técnica de abordagem variacional de grande aplicação operacional, é a Assimilação de Dados Variacional Tridimensional (3DVar). As primeiras aplicações deste método na meteorologia foram realizadas no European Centre for Medium-Range Weather Forecast (ECMWF) em meados da década de 1990.

O Weather Research and Forecasting Model (WRF) é um modelo de equações primitivas desenvolvido pelo National Center for Atmospheric Research (NCAR) em colaboração com o National Centers for Environmental Prediction (NCEP), National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) e o Forecast Systems Laboratory (FSL), com fins tanto operacionais como de pesquisa. O sistema de assimilação formado pelo modelo, pelo método de assimilação e demais utilitários resultam num sistema de PNT de última geração .

A previsão de ciclones no sul do Brasil, desde a gênese até a oclusão, é de fundamental importância para a previsão do tempo, pois estes sistemas de circulação horária no Hemisfério sul (HS), com pressão decrescente em direção ao seu centro, geralmente estão associados a frentes frias, ressacas, ventos fortes e precipitação intensa ao longo de sua trajetória (HOLTON, 2004).

O objetivo geral deste trabalho é avaliar subjetivamente se o modelo com e sem assimilação reproduz o cenário sinótico de dois eventos de ciclogênese, ocorrida no período de 20 à 23 de agosto de 2020 e no período de 27 à 29 de junho de 2021, verificando-se as diferenças causadas na assimilação do WRF em relação ao WRF3DVar, com as diferentes fontes de dados utilizadas. O objetivo específico é avaliar através de métricas estatísticas, o impacto dos dados de satélite e superfície na previsão das variáveis termodinâmicas do modelo, a saber, Temperatura à 2 m da Superfície, Pressão à Superfície, Umidade Relativa à 2 m da Superfície e Vento. Para tal, usa-se como referência os dados coletados e registrados nas estações meteorológicas do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INMET).

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A previsão numérica do tempo em centros operacionais de diversos países utiliza modelos numéricos de previsão de tempo. A PNT é um problema de valor inicial e de fronteira, ou seja, a partir da estimativa do estado inicial da atmosfera e de apropriadas condições de superfície e fronteira o modelo de PNT prevê a evolução do estado da atmosfera.

O trabalho de (LORENZ, 1963) mostrou que a previsão determinística dos processos atmosféricos é limitada no tempo e sensível as condições iniciais (CI). Isto resulta em um incentivo para estabelecer o ponto de vista de que a melhor CI (análise) é a que resulta na melhor previsão. Assim quanto mais precisa as CI, mais precisa será a previsão.

O problema de determinação da análise é complexo e importante, realizado mediante o procedimento de Assimilação de dados, no qual se combinam previsão de curto prazo com observações para a construção da análise, considerando-se o conhecimento da estatística dos erros de previsão e observação.

O primeiro método aplicado em AD foi o Método das Correções Sucessivas (SCM) desenvolvido por (BERGTHÖRSSON; DÖÖS, 1955) e por (CRESSMAN, 1959). Este algoritmo segue um esquema empírico no qual o campo de *background* em cada ponto da malha do modelo de previsão é interpolado com as observações locais, dentro de um raio de influência, considerando o inverso do quadrado da distância entre cada ponto de grade e as observações que o circunda. A diferença entre as observações e os valores interpolados, são novamente interpolados nos pontos da grade para definir as correções a serem aplicadas no *first guess*. Outro método de AD que segue um esquema empírico é o Nudging. Consiste em adicionar um termo nas equações de previsão de tal forma que a solução tende a ser muito próxima das observações. Este método é especialmente eficiente em situações em que há escassez de dados para a realização das interpolações (KALNAY, 2003). Posteriormente (GANDIN, 1963) derivou as equações da interpolação ótima para vetores, o que causou grande impacto na comunidade operacional e científica interessada em PNT. O sistema de Interpolação Ótima (IO) foi amplamente utilizado como esquema operacional para a elaboração da

análise de modelos de PNT (KALNAY, 2003).

Atualmente, o estado de arte em metodologia de Assimilação de dados meteorológicos é fundamentado na teoria da Filtragem de Kalman e no Cálculo Variacional além dos métodos híbridos que combinam os fundamentos das duas abordagens.

O Filtro de Kalman (KF) é o melhor estimador linear não-tendencioso, ou seja, é ótimo para a solução de problemas lineares, cuja distribuição dos erros, tanto de previsão como de observação, seja gaussiano; não sendo ótimo para problemas de alta dimensionalidade pelo custo computacional e para a assimilação de dados meteorológicos que apresenta problemas altamente não lineares. Para lidar com o contexto de dinâmica não linear dos modelos, aplica-se uma versão do KF chamada de Filtro de Kalman Estendido (EKF), onde calcule-se a covariância dos erros de previsão linearizando as trajetórias não-lineares do modelo de PNT. Cabe ressaltar que a função da matriz de covariância dos erros de previsão é localizar o incremento de análise, corrigindo assim, eventuais erros nos campos de previsão dos modelos de PNT.

Para modelos de grande dimensão, foram desenvolvidas outras técnicas que simplificam o KF e que reduzem a complexidade computacional, tais como, Ensemble Kalman Filter (EnKF) (EVENSEN, 1994; BURGERS et al., 1998; WHITAKER and HAMIL, 2002; TIPPET, et al., 2003), Ensemble Transform Kalman Filter (ETKF) (BISHOP, et al., 2001), Ensemble Adjustment Kalman Filter (EAKF) (ANDERSON, 2001) e Local Ensemble Kalman Filter (LEKF) (OTT et al., 2004, 2002).

O EnKF é um tipo de KF que consiste na implementação simultânea de ciclos de assimilação de dados com as mesmas observações, diferindo no fato que cada ciclo recebe uma perturbação aleatória em cada observação. Como o EnKF não exige linearização do modelo de PNT, nem da matriz de covariância do erro de previsão sua aplicação e computacionalmente vantajosa frente as técnicas de FK precedentes. Segundo (EVENSEN, 2003) pode-se fazer uso do método de Monte Carlo para criar uma função de densidade de probabilidade como alternativa a matriz de covariância dos erros. O EnKF foi proposto inicialmente por (EVENSEN, 1994) como um método sequencial baseado na abordagem de Monte Carlo. Esta metodologia mostra-se atrativa para tratar problemas de alta dimensão, cuja covariância dos erros demanda alta capacidade computacional, como no EKF. Segundo o autor, aplicações deste EnKF em fronteiras abertas, como aplicações a oceanos, podem ser tratadas como problemas bens postos. Os resultados mostram que os crescimentos dos erros são evitados, porque não há a necessidade do armazenamento e evolução da matriz de covariância dos erros.

Por outro lado (MILLER; GHIL; GAUTHIEZ, 1994) aplicaram o EnKF ao modelo de Lorenz. Os autores concluíram que a assimilação apresenta bons resultados para frequências de observações relativamente altas, considerando-se o EnKF com primeiro e segundo momento estatístico. Ao utilizarem formulação de Monte Carlo, ter-

ceiro e quarto momento, a trajetória é muito bem corrigida pela inserção do dado.

Em geral, cabe ressaltar, que formulações de Monte Carlo permitem a assimilação de fontes de dados que apresentem erros não gaussianos.

Em (BISHOP; ETHERTON; MAJUMDAR, 2001) os autores avaliam uma versão do Filtro de Kalman conhecido como ETKF, onde é feita uma transformação e normalização no ensemble, para se obter a matriz de covariância dos erros de previsão menos custosa computacionalmente em comparação com o EnKF. O filtro foi usado pelo Centro Nacional de Previsão Ambiental nas missões de reconhecimento, Winter Storm de 1999 e 2000, a fim de melhorar as previsões de 24-72 h sobre áreas continentais dos Estados Unidos. Este filtro também foi testado em um modelo barotrópico com foco na previsões de vórtices ciclônicos tropicais, gerando bons resultados.

Outra versão de KF é a técnica EAKF consiste em estimar a distribuição de probabilidade do estado de um modelo, dado um conjunto de observações coletadas. O EAKF, como o EnKF, gera previsões com erros relativamente pequenos na média dos conjuntos, o que implica em razoável nível de incerteza nas variáveis assimiladas.

Em (ANDERSON, 2001), os resultados dos experimentos mostram vantagens significativas do EAKF em comparação com o método variacional quadridimensional (4DVAR) em modelos de baixa ordem.

Outra variação de KF na literatura é descrita por (OTT et al., 2002). Os autores introduzem o conceito de localização na formulação do Filtro de Kalman por Ensemble, chamado LEKF. Esta aproximação baseia-se na hipótese de que, quando a superfície da Terra é dividido em regiões localizadas de tamanho moderado, os vetores das incertezas de previsão em tais regiões, tendem a estar em um subespaço de dimensão muito menor do que a dimensão do espaço total. As potencialidades do método são ilustradas através de experimentos com o modelo de Lorenz-96, que permitiu aos autores concluir que se pode obter uma análise precisa a um custo computacional menor do que com o Filtro de Kalman por ensemble original, onde as observações são utilizadas de maneira não localizada

O autor (MIYOSHI, 2005) investiga variações do filtro de Kalman por Ensemble (EnKF), apresentando as seguintes conclusões baseadas no sistema de Lorenz: (1) calculando a covariância do erro de observação de maneira localizada (multiplicando a covariância do erro de observação pelo inverso de uma Gaussiana) é possível assimilar maior número de observações; (2) A performance do filtro de Kalman Localizado por Ensemble (LEKF) é igual ou melhor do que a do Ensemble do Filtro de Kalman por Raiz Quadrada (EnSR) com parâmetros similares; (3) ponderar a covariância em função do tempo e local é uma proposta promissora em assimilação de dados.

A Assimilação de dados variacional foi introduzida por (SASAKI, 1958). A ideia básica de tais métodos é minimizar uma função custo, diretamente proporcional aos erros de observação e de estimativa dos modelos. O método Variacional Tridimensio-

nal (3DVar) tem-se mostrado eficiente por sua capacidade em assimilar observações não convencionais, tais como os dados de radiâncias, utilizando métodos iterativos, diminuindo a quantidade de procedimentos de interpolações, exigindo um menor custo computacional. O 3DVar começou a ser implementado para fins operacionais, a partir de 1996, no ECMWF substituindo um sistema baseado em um esquema de IO, o qual era utilizado operacionalmente desde 1979. No trabalho de (COURTIER et al., 1998) se descreve os resultados mais importantes obtidos no programa de experimentos numéricos comparando o impacto do 3DVar com o esquema de previsão de OI operativo no ECMWF. Destacam-se as seguintes características desta versão: (i) o termo observacional da função objetivo inclui todas as observações usadas por OI, com a possibilidade de utilização de novas fontes de dados de vento; (ii) os autores assimilam sondagens obtidas por satélite; (iii) o termo de Background da função objetivo inclui um acoplamento entre massa e vento e; (iv) a variável de controle é dividida em duas partes, uma em balanço geostrófico e outra não. A parte que não está em balanço recebe maior peso do que parte em balanço, resultando em incrementos de análise "adequados". Os autores concluem que na região extratropical do hemisfério norte, o impacto do 3DVar no campo de geopotencial é neutro, enquanto no hemisfério sul a melhora é significativa, tanto no geopotencial como nos campos de vento e temperatura. É importante destacar, que para previsões de curto prazo, nos extras trópicos, o 3DVar não apresentou bons resultados, segundo as métricas utilizadas. Na região tropical, os resultados são inconclusivos e na estratosfera há significativa melhora na previsão com AD 3DVar.

A técnica Variacional Quadrimensional (4DVar) é atualmente utilizado no ECMWF, que vem a ser uma versão do método 3DVar aplicado a uma janela de assimilação através de um modelo adjunto, ou seja, pode ser pensado como a minimização da soma das funções custo básicas 3DVar para todos os subintervalos no intervalo temporal decorrido entre duas análises. Os autores (RABIER et al., 2000) avaliam a implementação previsora do 4DVar no ECMWF, tendo o 3DVar como controle, com diferentes configurações numa janela de assimilação de 6 horas. Os autores concluem que houve significativa melhora nas previsões de médio prazo. Entretanto, nas previsões de curto prazo, o ganho de qualidade nas previsões do 4DVar em relação ao 3DVar, ocorre no HS em latitudes médias e em áreas oceânicas do HN. Os autores também obtiveram resultados superiores, do 4DVar em relação ao 3DVar, em estudos de caso de Ciclogênese rápida. Todavia, o 4DVar é 40% mais custoso que o 3DVar na implementação testada. Em geral é importante destacar o fato que o 3DVar é computacionalmente mais barato que o 4DVar.

Outros esforços foram realizados em aprimorar sistemas de assimilação variacional para tornar viável a sua implementação operacional na área de previsão numérica do tempo. Nessa direção (BARKER et al., 2004) descreve as implementações prá-

ticas do 3DVar desenvolvidas para o modelo MM5. Os novos recursos incorporados ao método são: utilização recursiva do filtro e truncamento de autovetores da componente vertical da matriz de covariâncias dos erros de Background (implicando em uma redução do custo computacional na ordem de 30 % à 40 %). Os resultados da aplicação inicial em tempo real do 3DVar, comparando com o sistema operacional prévio, mostram uma significativa melhora na previsão da magnitude do vento, principalmente em domínios de alta resolução. O esquema 3DVar proposto foi inicialmente utilizado para desenvolver o esquema de assimilação tridimensional utilizado no modelo WRF.

Como alternativa às demais técnicas de assimilação de dados vem sendo propostos métodos de assimilação de dados utilizando Redes Neurais Artificiais e tem apresentado resultados consistentes, eficientes computacionalmente e eficazes quanto à aplicação. Nesse sentido (HÄRTER; CAMPOS VELHO, 2008) utilizam Redes Neurais artificiais para emular o EKF em um problema de assimilação de dados no modelo DYNAMO-1D. Esta técnica permite um custo computacional menor comparando com os filtros de Kalman e a abordagem variacional. O algoritmo implementado permite uma redução da dimensão do problema.

Adicionalmente (HÄRTER; YAMASAKI; BECK, 2015) utilizam o método 3DVar no modelo de Lorenz (dinâmica não linear). Experimentos mostram que a correção da trajetória depende do número de ciclos no processo de minimização da função custo, mediante o método do gradiente descendente, sendo necessário aumentar o número de interações para que a técnica seja eficiente. Considerando adição de 40 % de ruído na CI, o método falha. Os autores também avaliaram o 3DVAR em situações com escassez de dados observacionais, o que leva a mau desempenho do 3DVar.

A discussão sobre quais metodologias é mais eficiente para o procedimento de AD é um debate recorrente entre pesquisadores. No trabalho de (HARTER; CORRÊA, 2017) se compara o EnKF com o 4DVar utilizando o modelo de Lorenz em regime caótico. Os resultados dos experimentos mostram que considerando 10 % de ruído na CI ambas as metodologias são eficazes para ajustar a trajetória da curva de assimilação a curva de controle. Com 20 % de ruído há um desajuste entre a curva de controle e a estimativa, especialmente no final do período da integração gerada pelo EnKF. Contudo, com 40 % de ruído no CI, tanto o EnKF quanto o 4DVar falham.

Ultimamente, têm sido desenvolvidas técnicas híbridas de AD como alternativa na solução do problema de assimilação para uma grande dimensão espacial, combinado assimilação variacional com esquemas de AD por conjunto, tais com Assimilação Variacional Tridimensional por Conjuntos (3DEnVar) e Assimilação Variacional Quadrimensional por Conjuntos (4DEnVar). Ambas levam em consideração os erros do dia, sendo que na 4DEnVar, não é necessário o cálculo do modelo linear e do custoso modelo adjunto.

O 3DEnVar combina as vantagens do método por conjunto, através da matriz de

covariância dos erros de previsão calculada a partir de um conjunto de membros de previsão que é atualizada a cada novo ciclo de assimilação, com as vantagens do método variacional, isto é, a utilização do algoritmo para minimização da função custo. Enquanto a assimilação de dados pela técnica En4DVar tem por objetivo gerar a melhor condição inicial possível para um sistema de previsão sem o cálculo explícito da matriz de covariâncias dos erros de previsão. De acordo com (LIU; XIAO; WANG, 2009) o método é formulado a partir de uma combinação entre as principais características do EnKF e 4DVar. Nessa direção os autores formulam um algoritmo 4DVar onde a matriz de covariância dos erros de background é construída por previsão de conjuntos é a análise pela técnica de otimização do 4DVar, procedendo a calcular o gradiente no espaço de observações mediante perturbações a priori. Utilizando o modelo unidimensional de águas rasas, avaliasse este esquema com o 4DVar em vários experimentos com campos geostróficos em um espaço de baixa dimensionalidade e quase linear, além de um teste de sensibilidade com o esquema EnKF. Os resultados mostram que análise produzida é similar aos resultados do tradicional 4DVar, com um número maior de iterações para a convergência da função custo, mais com uma considerável redução do custo computacional. Dos análise de sensibilidade com o EnKF mostrasse que o esquema de assimilação permite análises não sequenciais e sobe condições de desequilíbrio.

Adicionalmente em um segundo trabalho (LIU; XIAO; WANG, 2009) com o intuito de explorar o esquema 4DVar em um espaço de dimensão real de assimilação desenvolvem experimentos com o modelo WRF, assimilando diversas fontes de dados em um caso de tormenta de neve. Os objetivos são avaliar o impacto e a sensibilidade do erro de amostragem temporal sobre a análise do 4DVar e comparar o desempenho do esquema com os resultados dos esquemas de conjuntos sequenciais. Para tal usa-se a métrica estatística do erro quadrático médio das previsões em diferentes tempos, e experimentos cíclicos com o En3DVar. Os autores mostram que o 4DVar apresenta grande sensibilidade aos erros de amostragem temporal; em geral uma melhor análise em comparação ao En3DVar para as variáveis consideradas, com exceção da umidade, resultando em um desempenho similar em baixos níveis. Os autores também concluem que para implementações em assimilação com dados reais, e preciso reduzir o impacto dos erros no esquema híbrido, apresentando técnicas para tal finalidade.

Outra técnica híbrida utilizada é o método ETKF-3DVar, que tem um custo computacional relativamente adequado em relação ao ETKF, é ajustável aos esquema 3DVar já existente, podendo obter estatísticas dos erros consistentes para o conjunto. (WANG et al., 2008) desenvolveram um sistema híbrido ETKF-3DVar para o modelo WRF baseado no sistema existente WRF3DVar (BARKER et al., 2004). Para ilustrar o método, realizou-se um experimento piloto para a América do Norte. Utiliza-se uma

grade de baixa resolução com espaçamento de 200 km e uma rede esparsa de observações simuladas de radiossonda, tanto de vento como de temperatura, enfatizando a escala sinótica. Os resultados mostram que: (i) o modelo híbrido resulta em erros de 15% a 20% menores do que o 3DVar; (ii) as análises híbridas tem um melhor desempenho sobre regiões com dados esparsos do que sobre regiões densa de dados (mostrado na distribuição horizontal do erro de análise); (iii) o ETKF-3DVar pode ser mais robusto do que os filtros por conjunto convencionais, quando o tamanho do conjunto é pequeno ou quando o erro do modelo é grande e; (iv) o custo computacional durante o processo de minimização foi aproximadamente o dobro em comparação ao 3DVar.

Em uma segunda publicação (WANG et al., 2008) dão seguimento aos experimentos com o sistema de assimilação do ETKF-3DVar, assimilando dados reais. A previsão de 12-h produzidas por análise híbrida apresenta melhor precisão do que o 3DVar, tanto para o campo de vento (média entre 9% a 11%), como para o campo de temperatura (média 3%) em todas as camadas, exceto na troposfera inferior, onde tanto o 3DVar como o sistema Híbrido apresentam erros sistemáticos. O desempenho do método não se mostrou sensível a magnitude e a escala das perturbações do conjunto nas Condições de Fronteira. Contudo, dado o tipo de resolução, e de observações esparsas, exige-se cautela ao estender estes resultados a aplicações operacionais.

3 CICLOGÊNESE

A região à leste da cordilheira dos Andes, entre 30° e 50° de latitude sul, onde esta localizada a região sul do Brasil, é uma região favorável a formação e intensificação de ciclones e apresenta grandes variações (espaciais e temporais) das variáveis meteorológicas, como pressão, temperatura, umidade e ventos. Utilizando 17 anos de dados para todo o Hemisfério sul, (SINCLAIR, 1995) encontrou algumas regiões ciclogênicas na América do sul (AS). Particularmente, dois centros de máxima ocorrência durante o ano foram encontrados na vizinhança da região sul do Brasil; um próximo ao Uruguai (máximo no inverno) e outro próximo do golfo de San Matias, na Argentina (máximo no verão). No trabalho de (GAN; RAO, 1991) se relaciona o máximo observado sobre o Uruguai à instabilidade baroclínica e efeito da montanha. Enquanto o máximo sobre o golfo de San Matias, foi relacionado, 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; SOLBERG, 2012), existem duas regiões de convergência de massas: a frente fria e a frente quente.

Um caso especial de ciclogênese, conhecido como ciclogênese explosiva (CE) é definido com o aprofundamento da pressão à superfície de 1 Bergeron, ou seja, 1 *mb/hora* em um período de 24 horas para a latitude de 60° (SANDERS, GYAKUM, 1980). Estes ciclones, tanto explosivos como não explosivos, estão associados a frentes frias, causando fortes ventos, altas taxas de precipitação, baixa visibilidade e altas ondas na superfície do mar, onde geralmente ocorre a gênese. As consequências destes sistemas são perdas materiais e vidas humanas nas áreas por eles atingida. Destaca-se que a ciclogênese é relativamente fácil de prever, porém a característica explosiva é de difícil previsão, devido a sua intensidade e a escassez de dados sobre o oceano.

4 METODOLOGIA

Neste capítulo descreve-se o modelo WRF, a técnica 3DVar e os dados utilizados.

4.1 Modelo WRF

Seguindo (SKAMAROCK et al., 2005) basicamente, o modelo WRF executa seu processamento em três fases distintas: pré-processamento, processamento e pós-processamento. Na etapa de pré-processamento, são preparadas as condições iniciais e de fronteira, provenientes de um modelo global. O processamento consiste na integração do modelo. Todas as variáveis são calculadas em cada ponte de grade tridimensional, levando-se em conta as parametrizações físicas selecionadas. Na etapa de pós-processamento, realiza-se a verificação, tanto em ponto de grade como em ponto de estação, gráfica-se os resultados e, para aplicações operacionais, disponibilizam-se os resultados por meio da *web*.

A figura 1 mostra as etapas de processamento do WRF:

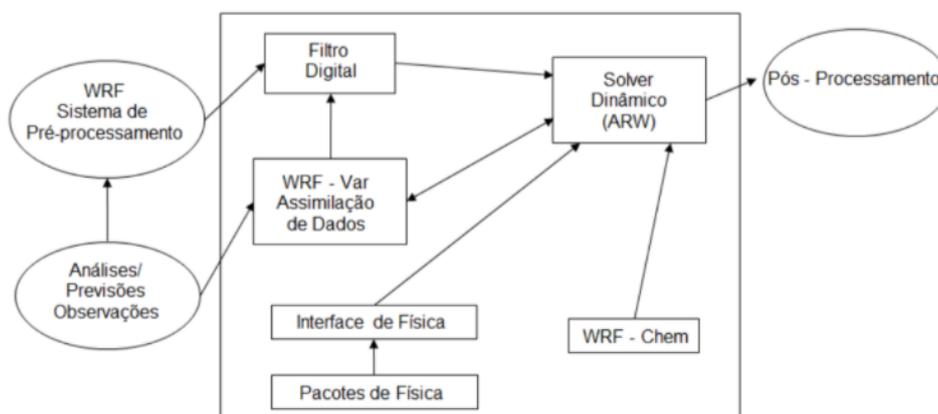


Figura 1 – Etapas de processamento do modelo WRF.
Fonte: Adaptado de (SKAMAROCK et al., 2005)

Quanto as equações do modelo, o WRF possui um núcleo dinâmico responsável pela solução das equações governantes, tanto no modo hidrostático como no modo não hidrostático, em uma atmosfera totalmente incompressível em coordenada vertical η . Sendo que esse sistema de coordenadas, que acompanha o relevo na superfície, foi proposto por LAPRISE (1992). A figura 2 ilustra o sistema.

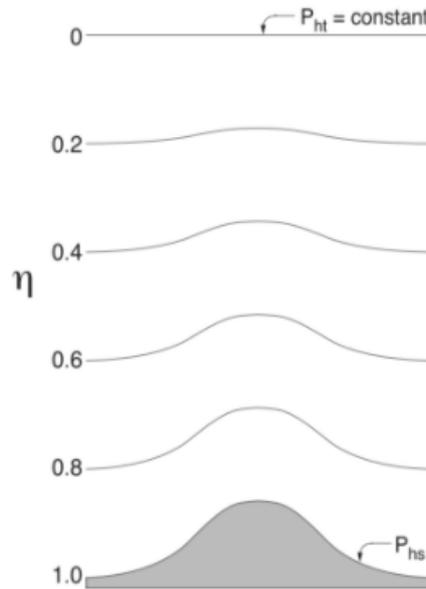


Figura 2 – Sistema η de coordenadas verticais.

Fonte: (SKAMAROCK et al., 2005)

Pode-se definir η como:

$$\eta = \frac{P - P_{ht}}{P_{hs} - P_{ht}} \quad (1)$$

Onde P é a pressão no ponto considerado; P_{ht} : pressão hidrostática no topo e P_{hs} : pressão hidrostática na superfície.

4.1.1 Equações governantes

O modelo WRF utiliza como base um conjunto de equações que modelam o comportamento da atmosfera. Tais equações podem ser expressas na forma de Euler de fluxo diferencial:

Conservação da quantidade de movimento:

$$\partial_t U + (\nabla \cdot \vec{V}u) - \partial_x(p\partial_\eta\phi) + \partial_\eta(p\partial_x\phi) = F_U \quad (2)$$

$$\partial_t V + (\nabla \cdot \vec{V}v) - \partial_y(p\partial_\eta\phi) + \partial_\eta(p\partial_y\phi) = F_V \quad (3)$$

$$\partial_t W + (\nabla \cdot \vec{V}w) - g(\partial_\eta p - \mu) = F_W \quad (4)$$

Conservação da Energia Termodinâmica

$$\partial_t \Theta + (\nabla \cdot \vec{V}\theta) = F_\theta \quad (5)$$

Conservação de massa

$$\partial_t \mu + (\nabla \cdot \vec{V}) = 0 \quad (6)$$

Equação do geopotencial

$$\partial_t \phi + \mu^{-1}(\vec{V}\nabla \cdot \phi) - gW = 0 \quad (7)$$

Equação da hidrostática

$$\partial_\eta \phi = -\alpha\mu \quad (8)$$

Estado Termodinâmico

$$P = P_0 \left(\frac{R_d \theta}{P_0 \alpha} \right)^\gamma \quad (9)$$

Onde V é o vetor (u, v, w) , dados pelas componentes zonal, meridional e vertical do vento; θ : temperatura potencial; $\phi = gz$: geopotencial; P, p : pressão; $\alpha = \rho^{-1}$: inverso da densidade; $\gamma = \frac{C_p}{C_u}$: proporção de calor para ar seco a pressão e volume constantes; R_d : constante do gás para ar seco $(287)(J \times kg^{-1} \times K^{-1})$; p_0 : pressão de referência ao nível do mar; $\vec{V} = \mu V = (U, V, W)$: vetor velocidade tridimensional acoplada; $\omega = \mu\eta$: componente vertical de velocidade; $\Theta = \mu\theta$: temperatura potencial acoplada; F_U, F_V, F_W, F_Θ e F_{Q_m} : representam os termos forçantes devido a física do modelo, mistura turbulenta, projeções esféricas e rotações.

Levando em consideração o efeito de Coriolis, a umidade do ar, e a projeção cartográfica utilizada, essas equações tem uma aplicação mais adequada a realidade. Além disso, é preciso contabilizar que as equações diferenciais possuem variáveis de perturbação, como forma de diminuição dos erros de truncamentos e arredondamento no cálculo dos gradientes de pressão horizontal e vertical. Assim, as equações são expressas na forma:

$$\partial_t U + m_x[\partial_x(Uu) + \partial_y(Vu)] + \partial_\eta(\Omega u) + \mu_d \alpha \partial_x p + \left(\frac{\alpha}{\alpha_d} \right) (\partial_\eta p \partial_x \phi) = F_U \quad (10)$$

$$\partial_t V + m_y [\partial_x(Uv) + \partial_y(Vv)] + \left(\frac{m_x}{m_y}\right) \partial_\eta(\Omega v) + \mu_d \alpha \partial_y p + \left(\frac{\alpha}{\alpha_d}\right) (\partial_\eta p \partial_y \phi) = F_V \quad (11)$$

$$\partial_t W + \left(\frac{m_x m_y}{m_y}\right) + [\partial_x(Uw) + \partial_y(Vw)] + \partial_\eta(\Omega w) - \left(\frac{1}{m_y}\right) g \left[\left(\frac{\alpha}{\alpha_d}\right) (\partial_\eta p - \mu_d) \right] = F_W \quad (12)$$

$$\partial_t \Theta + m_x m_y [\partial_x(U\theta) + \partial_y(V\theta)] + m_y \partial_\eta(\Omega \theta) = F_\Theta \quad (13)$$

$$\partial_t \mu_d + m_x m_y [U_x + U_y] + m_y \partial_\eta(\Omega) = 0 \quad (14)$$

$$\partial_\phi + \left(\frac{1}{\mu_d}\right) [m_x m_y (U \partial_x \phi + V \partial_y \phi) + m_y \Omega \partial_\eta \phi - m_y g W] = 0 \quad (15)$$

$$\partial_t Q_m + m_x m_y [\partial_x(Uq_m) + \partial_y(Vq_m)] + m_y \partial_\eta(\Omega q_m) = F_{Q_m} \quad (16)$$

Considerando as formas de momento, ficam expressadas como:

$$U = \frac{\mu_d u}{m}; V = \frac{\mu_d v}{m} \text{ e } \Omega = \frac{\mu_d \dot{\eta}}{m}$$

Onde α_d : inverso da densidade para ar seco; η : coordenada vertical da pressão hidrostática sobre o terreno; $\dot{\eta}$: velocidade vertical contravariante ou velocidade de coordenada; μ : diferença da pressão hidrostática do ar seco, entre a superfície e o topo do modelo; Ω : coordenada da velocidade acoplada; ρ : densidade; C_p : calor específico do ar quente à pressão constante e C_v : calor específico do ar quente a volume constante; g : aceleração da gravidade; m : fator de escala do mapa; m_x : fator de escala do mapa na direção x ; m_y : fator de escala do mapa na direção y ; P_{ht} : pressão hidrostática no topo; P_{hs} : pressão hidrostática na superfície; Q_m : variável genérica da umidade acoplada; q_m : razões genéricas de mistura para a umidade; t : tempo; U : componente horizontal da velocidade na direção x ; V : componente horizontal da velocidade acoplada na direção y ; v : componente horizontal da velocidade na direção y e W : componente vertical da velocidade acoplada.

4.1.2 Discretização temporal

O WRF apresenta um esquema de integração temporal que resolve as ondas longas pelo método Runge-Kutta de terceira ordem. Enquanto, o modo horizontal de propagação de ondas acústicas é solucionado com o esquema de integração para trás e para frente, e o modo vertical como o esquema de Crank-Nicholson (Macedo, 2014). De acordo com (COMIN, 2012) para o núcleo ARW do WRF, as variáveis são definidas por $\phi = (U, V, W, \theta, \phi', \mu', Q_m)$ e as equações do modelo, $\phi(t) = R(\phi)$. Para avançar a solução são necessárias três passos de $\phi(t)$ a $\phi(t + \Delta t)$, onde Δt é o passo de tempo utilizado para as ondas acústicas horizontais. O método de Runge Kutta de terceira ordem apenas para as equações lineares, enquanto para as não-lineares, a precisão é de segunda ordem.

$$\phi^* = \phi^t + \frac{\Delta t}{3} R(\phi^t) \quad (17)$$

$$\phi^{**} = \phi^t + \frac{\Delta t}{2} R(\phi^*) \quad (18)$$

$$\phi^{***} = \phi^t + \frac{\Delta t}{2} R(\phi^{**}) \quad (19)$$

4.1.3 Discretização Espacial

Uma malha de cálculo tridimensional, visualizada na figura 3, representa o espaço físico para o domínio de simulação do WRF. A discretização espacial baseia-se numa grade tipo C de Arakawa descrita por (SKAMAROCK; et al, 2005). No centro da malha são definidas as variáveis de pressão, enquanto que nos limites são definidas as componentes do vento. Ainda no centro da malha (onde estão definidas as variáveis relativas ao vento à 10 metros e a temperatura à 2 metros as componentes horizontais do vento U e V são interpoladas na horizontal e a componente vertical W é interpolada na vertical .

Com relação aos níveis verticais da grade, os cálculos são efetuados pelos valores das variáveis na coordenada η , definida em relação a componente hidrostática de pressão. Cada superfície η é dividida numa rede triangular de localizações horizontais, definida no plano de uma projeção cartográfica particular.

O espaçamento da malha, que no modelo é igual nas duas direções ($\Delta x = \Delta y$), e o número de nós determinam as suas dimensões. A posição no globo terrestre pode ser definida pelas coordenadas de longitude e latitude correspondente ao centro

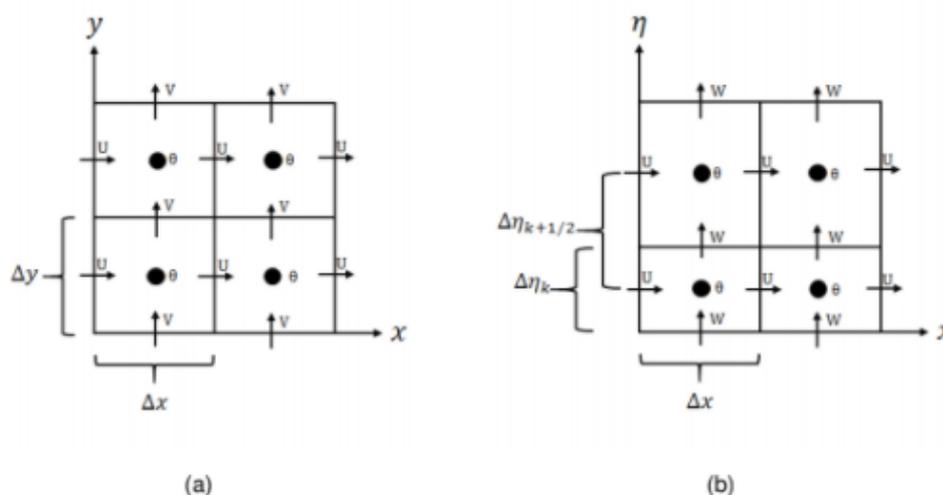


Figura 3 – Grade alternada horizontal (a) e vertical (b) do tipo C de Arakawa.
 Fonte: (SKAMAROCK et al., 2005)

geométrico ou a outro ponto de escolha.

Esta grade visa impedir o desacoplamento entre os termos da equação diferencial parcial, que ocorre quando variáveis interdependentes são resolvidas no mesmo ponto de grade, necessitando apenas calcular as médias na equação discretizada para o termo de Coriolis. Em escalas de tempo reduzidas, esse termo tem pouca importância, viabilizando a indicação desse tipo de grade. O possível desacoplamento, se ocorre, provoca grande imprecisão no cálculo pelo módulo computacional, sendo necessária a aplicação de difusão computacional nas ondas mais curtas.

4.1.4 Condições iniciais e de Fronteira

São necessárias para a previsão do WRF, condições laterais de fronteira que delimitem o estado real da atmosfera ao longo do tempo de integração das equações dinâmicas. Essas condições de fronteira são obtidas por meio de um modelo de simulação de escala global.

As condições de fronteira lateral são obtidas por interpolação das previsões do modelo global que contornam a malha e pelos sucessivos incrementos de tempo de integração constante. Como fronteira superior define-se uma superfície constante.

4.1.5 Parametrizações do WRF

O WRF resolve explicitamente, através de esquemas de microfísica, os processos de precipitação, vapor de 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, parametrizadas. 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 WRF single-moment 6-class (opção 6), esquema Rapid Radiative Transfer Model for General Circulation (RRTMG) para radiação de onda longa (opção 4), esquema RRTMG para radiação de ondas curtas (opção 4), esquema de camada superficial de similaridade do modelo MM5 (opção 1), esquema de quatro camadas para temperatura e umidade de solo NOAA Land Surface Model (opção 2), esquema de camada limite planetária de Yonsei University (opção 1), e esquema de Kain-Fritsch para parametrização cumulus (opção 1). Todas as parametrizações disponíveis são descritas em detalhes por (WANG et al., 2017)

4.2 Método Variacional Tridimensional

No método 3DVar é definido uma função custo, proporcional ao quadrado da distância entre análise e o *background* e entre a análise e as observações, com o objetivo de se obter a análise ótima, através da minimização do gradiente desta função custo.

4.2.1 Solução exata do problema variacional 3DVar

Com base na teoria Bayesiana a função custo é definida por:

$$2J(w) = (w - w_b)^T B^{-1}(w - w_b) + [y_o - H(w)]^T R^{-1}[y_o - H(w)] \quad (20)$$

$w = w(x, y, z)$ é a matriz de estados, w_b é o campo de background (integração curta ou climatologia), y_o é o vetor de observações, H é o operador de observações (projeta a matriz de estado no espaço do vetor de observações), B é a matriz de covariância dos erros de estimativa (representa o erro de modelagem) e R é a matriz de covariância dos erros de observação (representa o erro de observação e representatividade).

O mínimo da função $J(w)$ é obtido para $w = w_a$, quando se verifica $\nabla_w J(w_a) = 0$.

Assumindo que a análise w_a é uma boa aproximação de w e das observações pode se calcular:

$$y_o - H(w) = y_o - H[w_b + (w - w_b)] \quad (21)$$

Da equação 21 e assumindo que H seja linearizado por \mathbf{H} próximo de w_b :

$$y_o - H(w) = (y_o - H(w_b)) - \mathbf{H}(w - w_b) \quad (22)$$

Substituindo 22 na equação 20 obtém-se:

$$2J(w) = (w - w_b)^T B^{-1}(w - w_b) + [(y_o - H(w_b)) - \mathbf{H}(w - w_b)]^T R^{-1} [(y_o - H(w_b)) - \mathbf{H}(w - w_b)] \quad (23)$$

Calculando os produtos e aplicando as propriedades do produto das matrizes transpostas na equação 23

$$\begin{aligned} 2J(w) &= (w - w_b)^T B^{-1}(w - w_b) + (w - w_b)^T \mathbf{H}^T R^{-1} \mathbf{H}(w - w_b) \\ &\quad - (y_o - H(w_b))^T R^{-1} \mathbf{H}^T R^{-1} (y_o - H(w_b)) - (w - w_b)^T \mathbf{H}^T R^{-1} (y_o - H(w_b)) \\ &\quad + (y_o - H(w_b))^T R^{-1} (y_o - H(w_b)) \end{aligned} \quad (24)$$

Os termos do lado direito da equação 24 são funções quadráticas do incremento da análise $\delta w = (w - w_b)$. Por tanto, sendo a função custo $J(x)$ a soma desses termos, é uma função quadrática.

Uma função quadrática $2F(w) = w^T A w + d^T w + c$, donde A é uma matriz simétrica, d é um vector, e c é um escalar, tem por gradiente $\nabla F(W) = A w + d$.

Considerando a equação 24 e a proposição anterior o gradiente da função custo J em relação a $(w - w_b)$ vem dado por:

$$\nabla J(w) = B^{-1}(w - w_b) + \mathbf{H}^T R^{-1} \mathbf{H}(w - w_b) - \mathbf{H}^T R^{-1} (y_o - H(w_b)) \quad (25)$$

Para que J tenha um mínimo, estabelecemos:

$$\nabla_w J(w_a) = 0 \quad (26)$$

A partir das equações 25 e 26:

$$(B^{-1} + \mathbf{H}^T R^{-1})(w_a - w_b) = \mathbf{H}^T R^{-1} (y_o - H(w_b)) \quad (27)$$

$$(w_a - w_b) = (B^{-1} + \mathbf{H}^T R^{-1})^{-1} \mathbf{H}^T R^{-1} (y_o - H(w_b)) \quad (28)$$

Expressando a equação 28 em termos de w_a :

$$w_a = w_b + (B^{-1} + \mathbf{H}^T R^{-1})^{-1} \mathbf{H}^T R^{-1} (y_o - H(w_b)) \quad (29)$$

4.2.2 Solução incremental do problema variacional 3DVar

Uma forma alternativa da equação 28, considerando o incremento observacional $\delta y_0 = (y_o - H(w_b))$, é expressada na forma incremental:

$$(\delta w) = (B^{-1} + \mathbf{H}^T R^{-1})^{-1} \mathbf{H}^T R^{-1} (\delta y_o) \quad (30)$$

A expressão apresentada na equação 29 é a solução exata para o problema variacional 3DVAR de minimização da função custo J

4.2.3 Solução numérica do problema Variacional 3DVar

A solução apresentada na equação 29 quando implementada apresenta um custo computacional elevado, não sendo viável sua aplicação como método para minimizar a função custo (equação 20) em problemas reais de previsão. A seguir, é apresentado o procedimento que constitui a solução numérica do problema variacional 3D-var:

1. Calcula-se $J(w)$, utilizando $w = w_b$ como valor inicial.
2. Calcula-se $\nabla J(w)$
3. Utiliza-se uma sub-rotina de otimização, método do gradiente conjugado, para determinar a direção de $f(\nabla J(w))$ ótima para minimização.

4. Calcula-se

$$w^{n+1} = w^n + \alpha f(\nabla J(w)) \quad (31)$$

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

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

4.2.4 Processamento do WRF3DVar

Data Assimilation Sytem (WRFDA), é o nome dado ao pacote com os componentes necessários para a assimilação de dados variacionais no modelo WRF. O objetivo do sistema do WRFDA é gerar uma nova CI denominado *wrfinput* e uma nova Condição de Fronteira (CF) denominada *wrfbdy* para o processamento do WRF. Na figura 4 é representado às fases do processamento do WRFDA.

O processamento WRFVAR, que fornece a CI com assimilação de dados 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 é o campo de *background*; e o arquivo *ob.ascii*, o qual deve ser devidamente gerado, contendo os dados a serem assimilados em formato LITTLE_R.

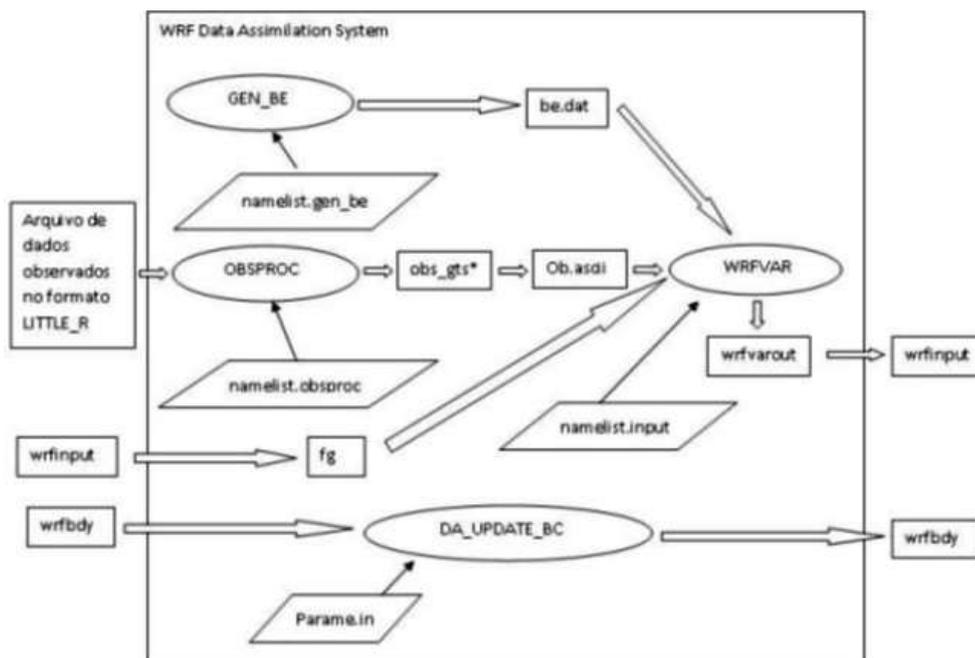


Figura 4 – Sistema WRFDA.
 Fonte: Adaptado de (SKAMAROCK et al., 2005)

Este arquivo é obtido na etapa de preparo dos dados observados, feita através do programa OBSPROC.

Caso o OBSPROC tenha assimilado corretamente os dados de observação um script do utilitário de plotagem gráfica 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 *wrfarout*, que é posteriormente renomeada *wrfinput* e que constitui a nova CI gerada através do procedimento de assimilação de dados para a integração do WRF. 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*. As novas CI e CF, geradas pelo sistema WRFDA são utilizadas em um novo processamento do modelo WRF, que resultará em uma previsão com assimilação de dados.

4.3 Caso de Estudo

A análise sinótica é feita por meio dos produtos gerados no CPTEC baseados nas análises do NCEP de 1° de resolução e nas imagens do satélite GOES-16 no canal infravermelho termal realçado. Posteriormente, na seção 5, é verificado se o WRF

simulou os sistemas identificados pelo produto CPTEC.

Os seguintes campos do modelo são analisados na verificação: Pressão à superfície (PS), Temperatura do ar em 2 metros (T2), Umidade Relativa (UR) e velocidade do Vento (V).

4.4 Domínio

O domínio escolhido para a simulação compreende basicamente a região centro-sul da América do Sul. O modelo é integrado no modo não-hidrostático, resolução de 9 km, passo de tempo 60 s, 40 níveis verticais com coordenadas híbridas Eta/Sigma e projeção Lambert.

Os prognósticos de 72 horas são realizados a partir das 00 UTC, do dia 20/08/2020 até o dia 23/08/2020, com janela de assimilação de 12 horas. Por outro lado os prognósticos de 48 horas são realizados a partir das 00 UTC, do dia 27/06/2021 até o dia 29/06/2021, com janela de assimilação de 12 horas.

4.5 Dados utilizados

As condições iniciais e de fronteira são fornecidas pelo modelo americano, núcleo do sistema GFS (Global Forecast System), com resolução de 0.25°. As observações de ar superior (radiossonda, balão piloto, aeronaves e satélite) e radiâncias também são registradas pelo National Centers for Environmental Prediction NCEP e disponibilizadas na página do National Center for Atmospheric Research (NCAR), sendo que as sondagens encontram-se em <https://rda.ucar.edu/datasets/ds351.0> e o dados satelitais em <https://rda.ucar.edu/datasets/ds735.0>.

No dados de ar superior registram-se pressão, altura geopotencial, temperatura do ar e do ponto de orvalho, velocidade e direção do vento. O satélite fornece radiâncias dos sensores AMSU-A, e AMSU-B, Atmospheric Infrared Sounder (AIRS) e, Advanced Technology Micro Wave Sounder (ATMS) e Microwave Humid Sound (MHS). Por outro lado é utilizado como verdade terrestre nas estatísticas as observações registrados nas estações de superfície do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), disponível em <https://portal.inmet.gov.br/dadoshistoricos>.

4.6 Verificação dos resultados do modelo WRF

Na Estatística Descritiva, são usados estimadores (valores representativos), para obter mais informações sobre o comportamento de uma variável, distribuído em uma serie de dados. Através deles comparamos as observações do INMET das variáveis, apresentados nos casos 1 e 2, e das previsões do modelo WRF e WRF3DVar entre si pelo confronto desses números.

Neste trabalho a verificação das previsões do caso 1 e do caso 2 é feita através das seguintes índices estatísticos: Coeficiente de Variação (CV), Coeficiente de Correlação (r), Viés, Erro Máximo (ME), Erro Quadrático Médio Normalizado (NMSE) e Raiz do Erro Quadrático Médio Normalizado (NRMSE) conforme as equações 32, 33, 34, 35, 36 e 38.

O CV é uma medida de dispersão empregada para estimar a precisão de experimentos e representa o Desvio Padrão dos pronósticos expresso como porcentagem da média desses valores:

$$CV = \left(\frac{\sigma_P}{\bar{P}} \right) \cdot 100 \quad (32)$$

Por ser adimensional o CV permite comparar as dispersões de variáveis cujas medidas são irreduzíveis.

O Coeficiente de Correlação (r) tem como objetivo indicar o nível de intensidade que ocorre a correlação entre o coeficiente de variação das previsões (CV) e as observações:

$$r = \frac{(O - \bar{O})(CV - \overline{CV})}{\sigma_O \cdot \sigma_{CV}} \quad (33)$$

O valor do coeficiente de correlação r tem uma variação entre -1 e 1 . Quanto mais próximo o valor de r estiver do valor "1", mais forte a correlação linear; e quanto mais próximo o valor de r estiver do valor "0", mais fraca a correlação linear.

O viés indica quando a variável está subestimando ou superestimando o valor observado. Valores positivos de viés indicam que o modelo superestima a verdade terrestre, enquanto valores negativos indicam subestimativa da verdade.

$$Vies = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i) \quad (34)$$

O ME indica a amplitude máxima dos erros individuais:

$$ME = \max |P - O| \quad (35)$$

O NMSE informa sobre todos os desvios entre as previsões dos modelos e as verdades terrestres. É uma estatística adimensional, e seu valor deve ser menor possível para um bom modelo,

$$NMSE = \frac{(\overline{O - P})^2}{\overline{O \cdot P}} \quad (36)$$

A raiz do Erro Médio Quadrático (RMSE) calculada por:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n}} \quad (37)$$

é uma medida de eficácia, para comparar os erros de previsão dos modelos para um conjunto particular, mais não entre conjuntos de diferente tamanho. A normalização do RMSE (NRMSE) permite a comparação do tamanho médio do erro entre dois conjuntos de dados com diferentes tamanhos, em percentual

$$NRMSE = \left(\frac{RMSE}{\bar{O}} \right) \cdot 100 \quad (38)$$

onde, P representa os valores prognosticados pelo modelo, O representa os valores observados, σ representa o Desvio Padrão e n o número de observações e de previsões.

5 RESULTADOS

5.1 Caso 1 - Dia 20 de Agosto de 2020.

5.1.1 Simulação do caso sem Assimilação de Dados

Nessa seção, é avaliado se o modelo simulou a situação sinótica do caso em estudo apresentado pelo produto CPTEC-GPT, com especial interesse na ciclogênese.

Na figura 5a, nota-se um sistema de baixa pressão em $41^{\circ}S$ $32^{\circ}W$ e a presença do ciclone extratropical com centro em 992 hPa, no Atlântico Sul (AS), associado com a frente fria estendendo-se o ramo frio até a região entre o Paraguai e sudoeste do Paraná. A Alta Subtropical do Atlântico Sul (ASPS) tem valor de 1040 hPa a oeste de $83^{\circ}W$ com crista ao sul do continente, na retaguarda da frente fria. Atrás da crista, aproximando-se do continente Sul Americano pelo Pacífico, localiza-se um sistema de alta pressão intensa.

Em 850 hPa, figura 5b o Jato de Baixos Níveis (JBN) adveceta massa de ar quente contribuindo para a área de Instabilidade no sul do RS.

Nos níveis médios, os campos de Linhas de corrente e de Altura de geopotencial em 500 hPa, figura 5c, mostram um cavado pronunciado, que mantém a atmosfera baroclinicamente instável. A leste deste cavado esta associado à advecção de vorticidade relativa ciclônica, convecção e precipitação. Cabe destacar que a divergência a leste dos cavados em níveis superiores, que é proporcional à advecção de vorticidade relativa ciclônica, favorece a redução da pressão na superfície, contribuindo para a formação dos ciclones nos baixos níveis troposféricos.

No nível 250 hPa, apresentado na figura 5d observa-se o Jato Subtropical (JST) entre 20° e $30^{\circ}S$ e em torno de $65^{\circ}W$ tem acoplamento do ramo norte do Jato Polar (JPN), que passa próximo aos extremos oeste e sul do RS até o Oceano Atlântico adjacente, favorecendo suporte ao sistema frontal observado. O Jato Polar Sul (JPS) é observado contornando um cavado sobre o Atlântico adjacente, o qual favorece a uma maior intensidade na frente fria. O ciclone extratropical identificado esta associado à formação de uma frente fria que se propaga de oeste para leste segundo uma onda de Rossby, numa atmosfera baroclinicamente instável.

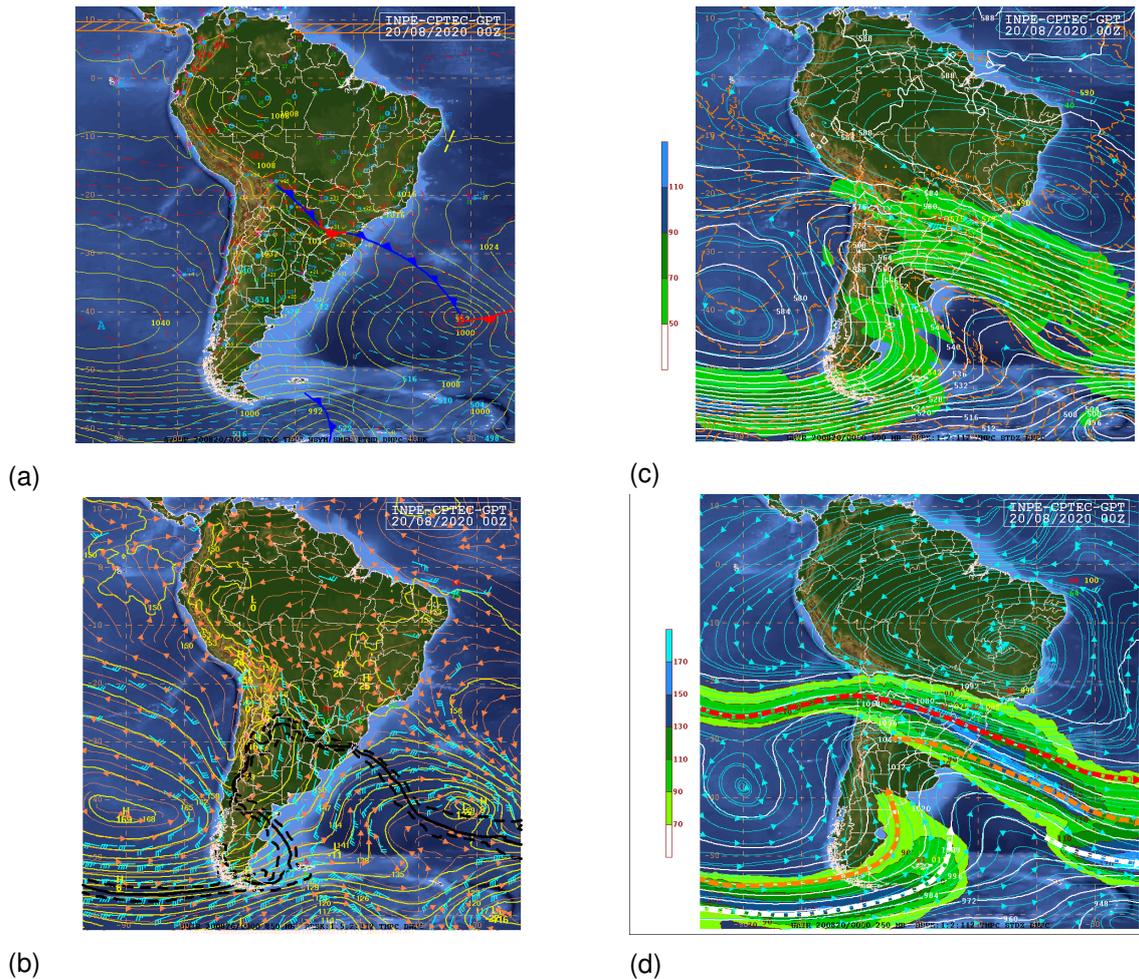


Figura 5 – Produto GPT do CPTEC em superfície (a); Produto GPT do CPTEC em 800 hPA (b); Produto GPT do CPTEC em 500 hPA (c); Produto GPT do CPTEC em 250 hPA (d)

Fonte: www.cptec.inpe.br

O dia 23/08/2020 foi sucedido por dias de intenso frio, com geada, chuva congelada e até neve em locais de grande altitude no RS e SC . Este caso de frio intenso, explica-se pela intensidade da alta pressão, que adentrou o continente após a passagem da frente fria, à medida que o ciclone avançava pelo oceano Alântico (OA) para latitudes mais altas.

Em uma zona com forte baroclinia, evidenciada na figura 5c, as frentes frias costumam apresentar bandas de nuvens de frio realçadas em espiral, formadas como resultado da advecção térmica. Na imagem realçada do GOES-16 das 00 UTC, figura 6, observa-se a formação de nuvens frias com topo alto, estendendo-se desde o sudoeste do Paraná ao Oceano Atlântico Sul.

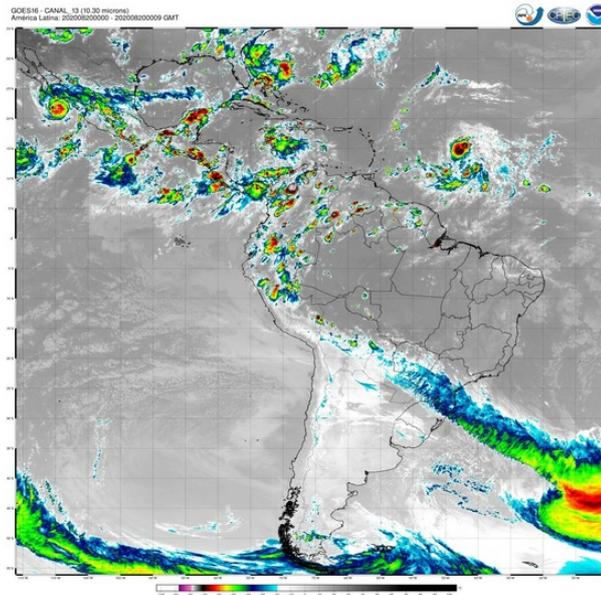


Figura 6 – Imagem de Satélite Goes-16 no Canal Infra-vermelho termal com realce
Fonte: Autor, 2021

Verifica-se, na figura 7, o campo de Pressão à superfície às 00, 24, 48 e 72 UTC respectivamente, a partir das 00 UTC do dia 20/08/2020. Observa-se que o WRF simulou, tanto em posição como em intensidade, a entrada da intensa Onda.

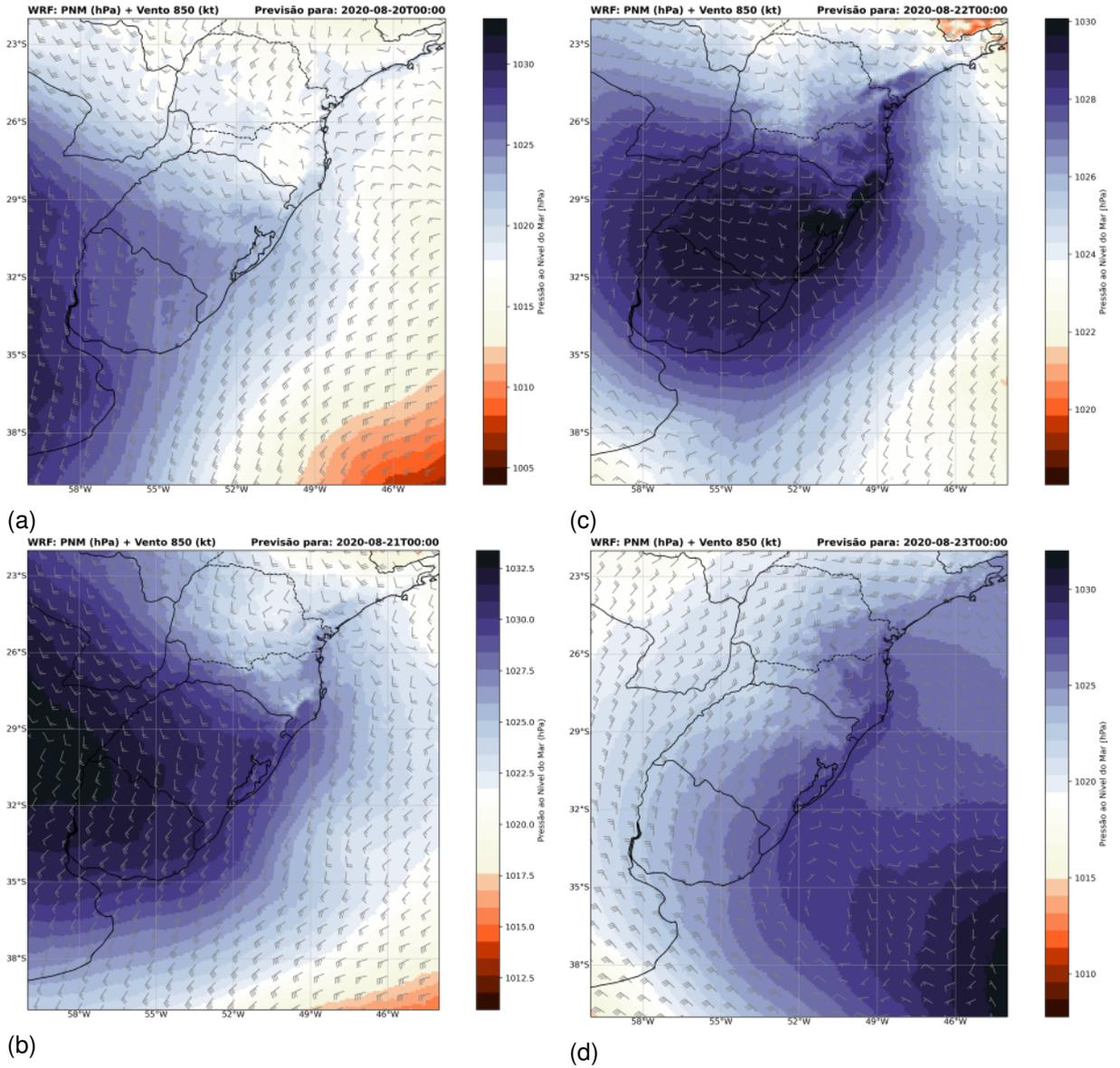


Figura 7 – Simulação WRF Pressão ao Nível do Mar. (a) Análise (00 horas); (b) Previsão das 24 horas; (c) Previsão das 48 horas e (d) Previsão das 72 horas

Fonte: Autor, 2021

A figura 8, evidencia o cavado baroclínico, que adentra o domínio de solução do modelo e se propagada pelo período de integração, como mostrado no produto do Sistema Mundial de Telecomunicações (GTS). Destaca-se que a arte que compõe o GTS baseia-se no modelo global GFS e que as simulações do WRF realizadas neste trabalho tem o GFS como CI.

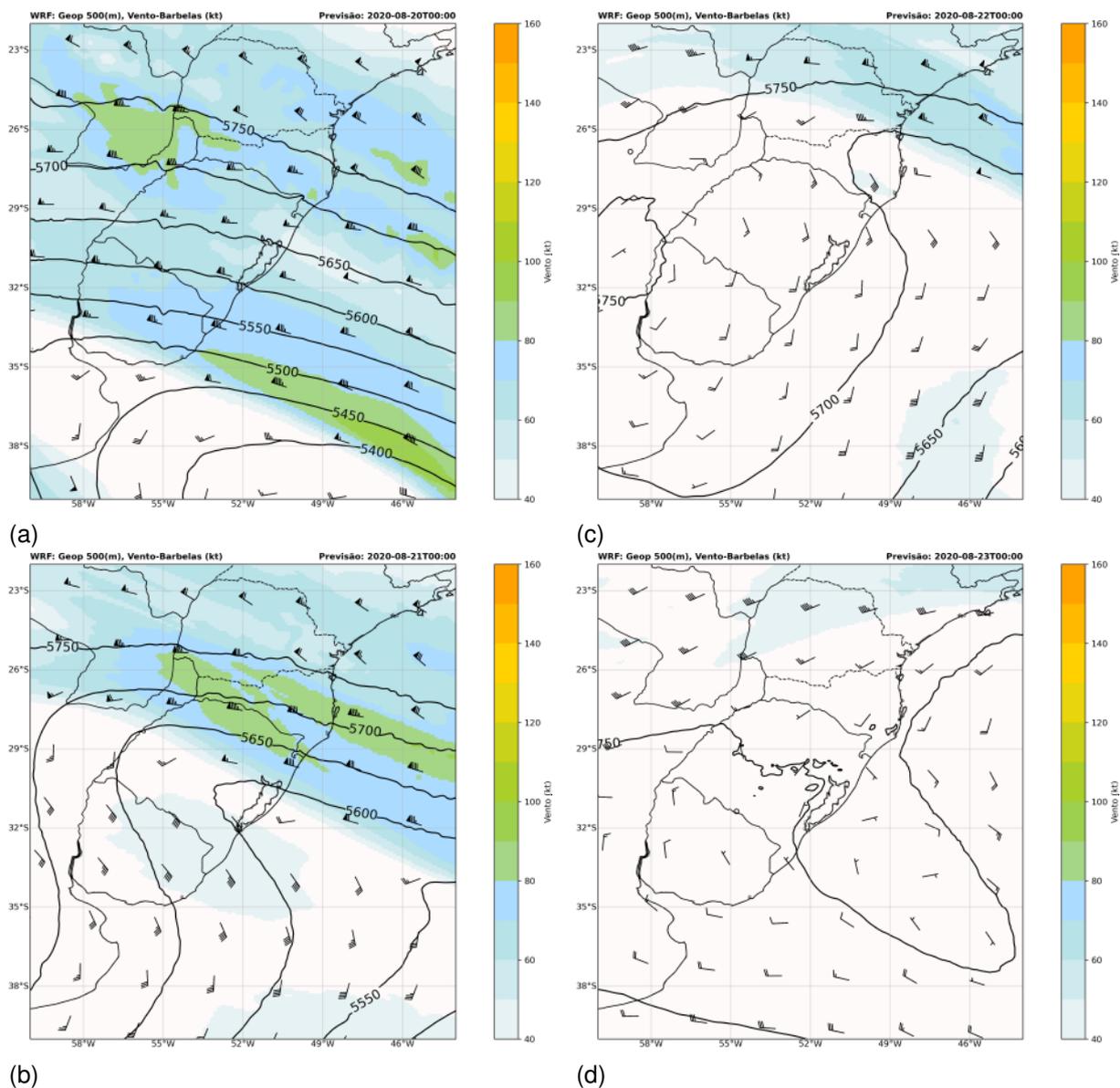


Figura 8 – Simulação WRF Campos de Geopotencial. (a) Análise (00 horas); (b) Previsão das 24 horas; (c) Previsão das 48 horas e (d) Previsão das 72 horas

Fonte: Autor, 2021

Nas figuras 9 e 10 apresenta-se respectivamente, os campos de Temperatura e Umidade Relativa à 2 m da superfície. Estes campos mostram que à medida que a frente fria se propaga, a onda fria atrás do cavado avança pelo domínio de solução do WRF, com respectiva diminuição da umidade relativa em superfície, indicando que o modelo simulou muito bem a propagação e intensidade do sistema.

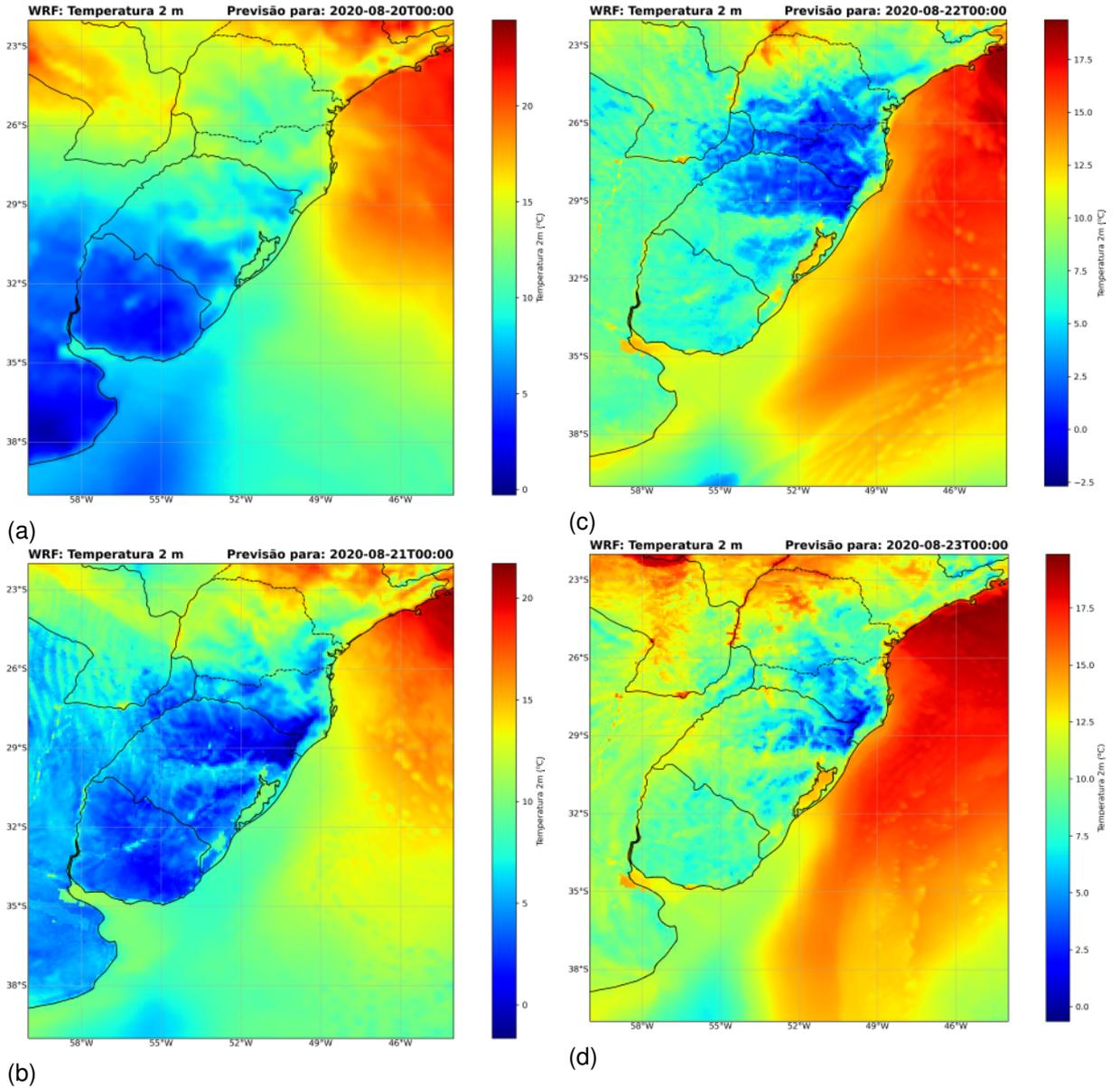


Figura 9 – Simulação WRF Temperatura à 2 metros. (a) Análise (00 horas); (b) Previsão das 24 horas; (c) Previsão das 48 horas e (d) Previsão das 72 horas

Fonte: Autor, 2021

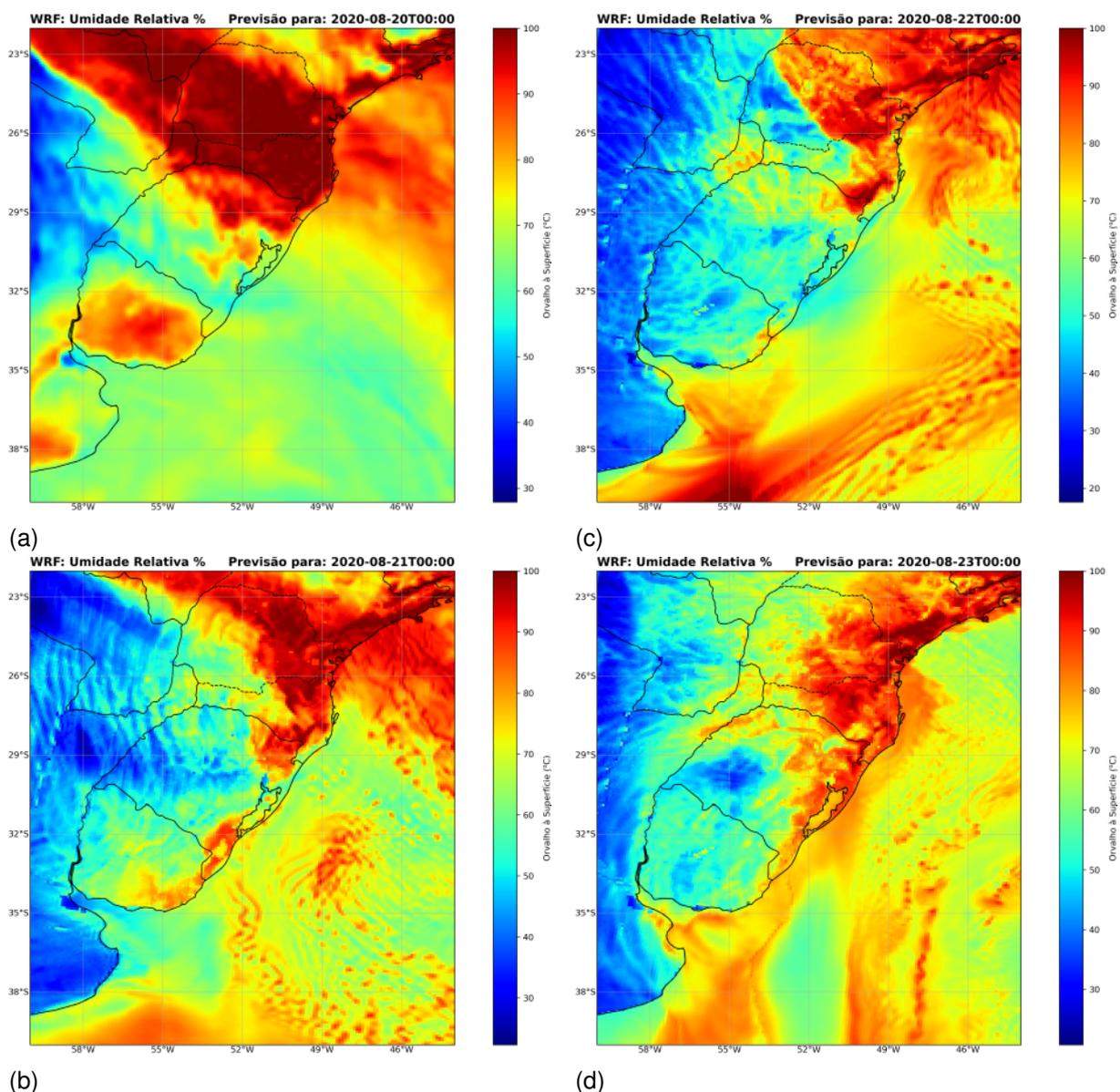
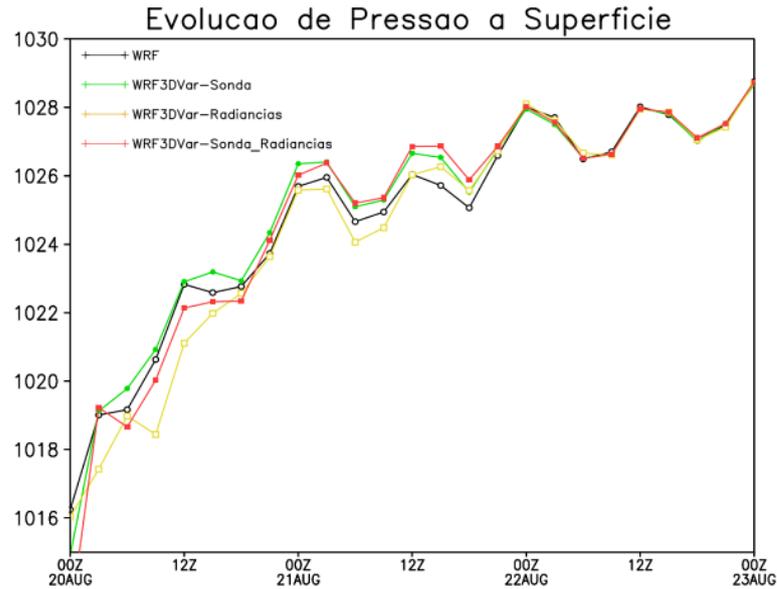


Figura 10 – Simulação WRF Umidade Relativa à 2 metros. (a) Análise (00 horas); (b) Previsão das 24 horas; (c) Previsão das 48 horas e (d) Previsão das 72 horas

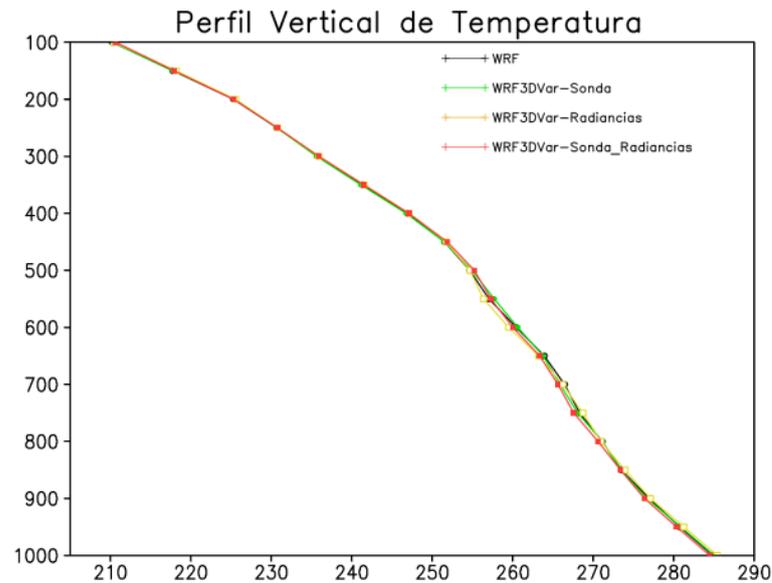
Fonte: Autor, 2021

5.1.2 Comparação entre WRF e WRF3DVar

Na figura 11, apresenta-se a evolução temporal de Pressão à Superfície (PS) em um ponto do domínio próximo ao centro da baixa pressão, haja vista que a PS aumenta com o passar do tempo, evidenciando a entrada da alta pressão no domínio de integração.



(a)



(b)

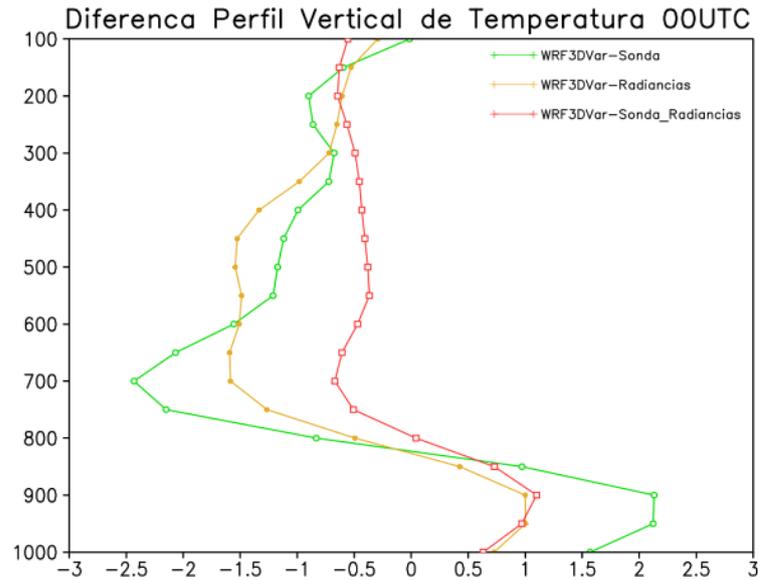
Figura 11 – A figura (a) refere-se à evolução temporal de Pressão à Superfície num ponto. A figura (b) refere-se ao perfil vertical de Temperatura Potencial num ponto. A linha preta refere-se à simulação do WRF sem AD, a linha verde simulação do WRF3Dvar assimilando somente sondagem, a linha amarela simulação do WRF3DVar assimilando apenas radiâncias e a linha vermelha simulação do WRF3DVar assimilando sondagens e radiâncias

Fonte: Autor, 2021

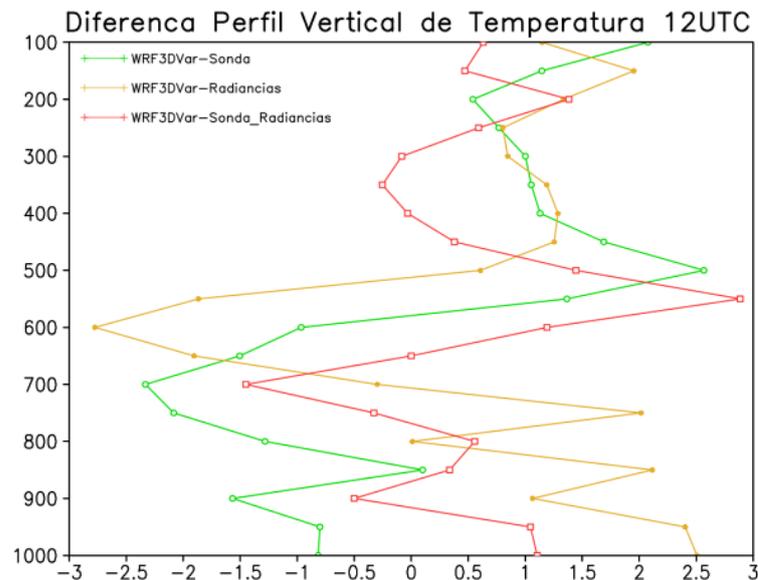
Neste ponto, os resultados apresentados na figura 11a mostram que o efeito da assimilação é sentido nos primeiros dois dias de previsão, sendo que das 48 até as 72 horas, a AD praticamente não tem efeito. Todavia, observou-se que em regiões onde a atmosfera não esteve tão dinâmica, a AD impactou os campos de previsão somente nas 12 primeiras horas de integração do WRF.

O perfil vertical grafado na figura 11b, mostrou que o campo de Temperatura Potencial (TP), é menos impactado nos altos níveis da atmosfera. A TP é particularmente importante, por ser uma propriedade conservativa em transformações adiabáticas, sendo definida como a temperatura que a parcela teria se fosse expandida ou comprimida adiabaticamente de seu estado real de pressão e temperatura para uma pressão padrão (geralmente 1000 mb).

Na figura 12 são apresentados as diferenças entre os prognósticos do WRFVar e do WRF sem observação para o campo de TP, no intuito de mostrar em que níveis e com qual intensidade a inserção do dado modifica o campo de análise. Em cada comparação, os valores positivos indicam que o WRFVar superestimou os valores previstos pelo WRF; enquanto valores negativos indicam que WRFVar subestimou os valores previstos pelo WRF.



(a)



(b)

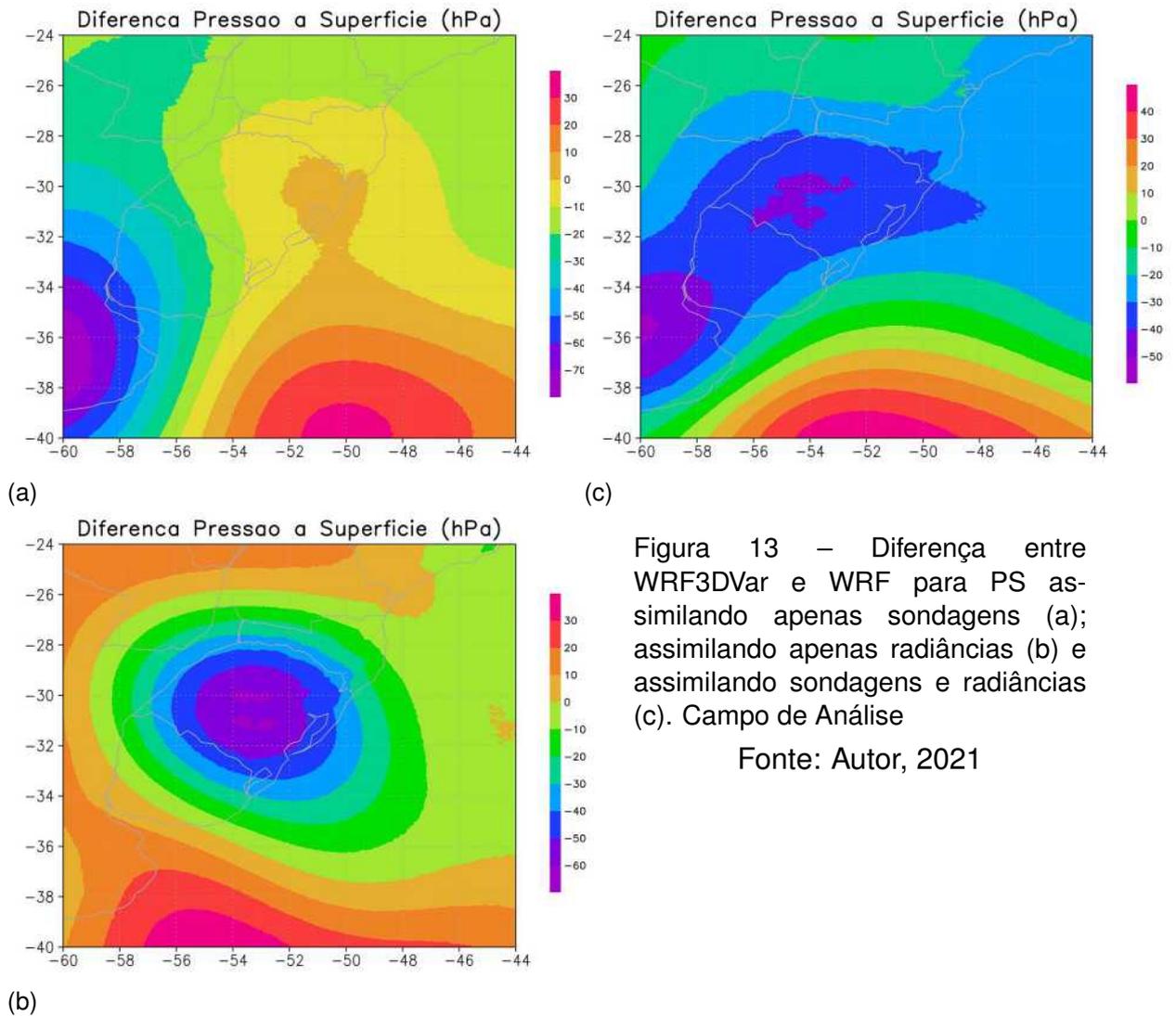
Figura 12 – Diferença entre WRF3DVar e WRF para TP. Assimilando somente dados de sondagem (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde) e assimilando dados de sondagem e radiância (linha preta). A figura (a) refere-se às 00 UTC do dia 22/08/2020 e a figura (b) refere-se às 12 UTC do dia 23/08/2020

Fonte: Autor, 2021

De acordo aos resultados apresentados na figura 12 conclui-se que o maior impacto da assimilação ocorre nos baixos e médios níveis da atmosfera, que este impacto decai com o horizonte de integração e que tanto o satélite com a sondagem tem considerável impacto na assimilação, durante a simulação deste sistema sinótico.

O experimento da figura 5, mostra que, embora a amplitude da assimilação de dados de sondagens seja um pouco maior do que a assimilação de dados de radiâncias foi maior ao avaliarmos todo o domínio. Como se espera, ao assimilar

ambas as fontes de dados, o impacto na análise foi maior em comparação com as fontes de dados isolados, especialmente no local da entrada do anticiclone frio.



5.2 Caso 2 - Dia 27 de Junho de 2021.

5.2.1 Simulação do caso sem Assimilação

Optou-se por fazer a análise deste caso, combinando-se imagens do Satélite GOES-16 no Canal 13, com Pressão ao Nível Médio do Mar e Espessura entre 1.000 e 500 hPa, gerados pelo modelo GFS (figura 14), bem como, combinando-se imagens do Satélite GOES-16 no Canal 13, com Altura Geopotencial em 500 hPa (figura 15).

Este caso, como o anterior, representa a entrada de uma onda de Rossby baroclinicamente instável no sul do Brasil, causando temperatura negativas no Uruguai e RS, SC e PR.

Na figura 14, a letra L vermelha, representa a propagação de SO-NE, do ciclone que atinge o núcleo de 934 hPa durante sua passagem pelo RS, associado a grande nebulosidade da região frontal, observada na imagem dos GOES. A linha azul tracejada representa a espessura média da camada, evidenciando áreas proporcionalmente mais quentes e mais frias. Na figura 15, observa-se a propagação do cavado em 500 hPa, do dia 27/06/2021 às 00 UTC até o dia 30/06/2021 às 00 UTC, com seu eixo inclinado para oeste durante sua passagem pelo continente e ainda baroclínico sobre o Oceano Atlântico.

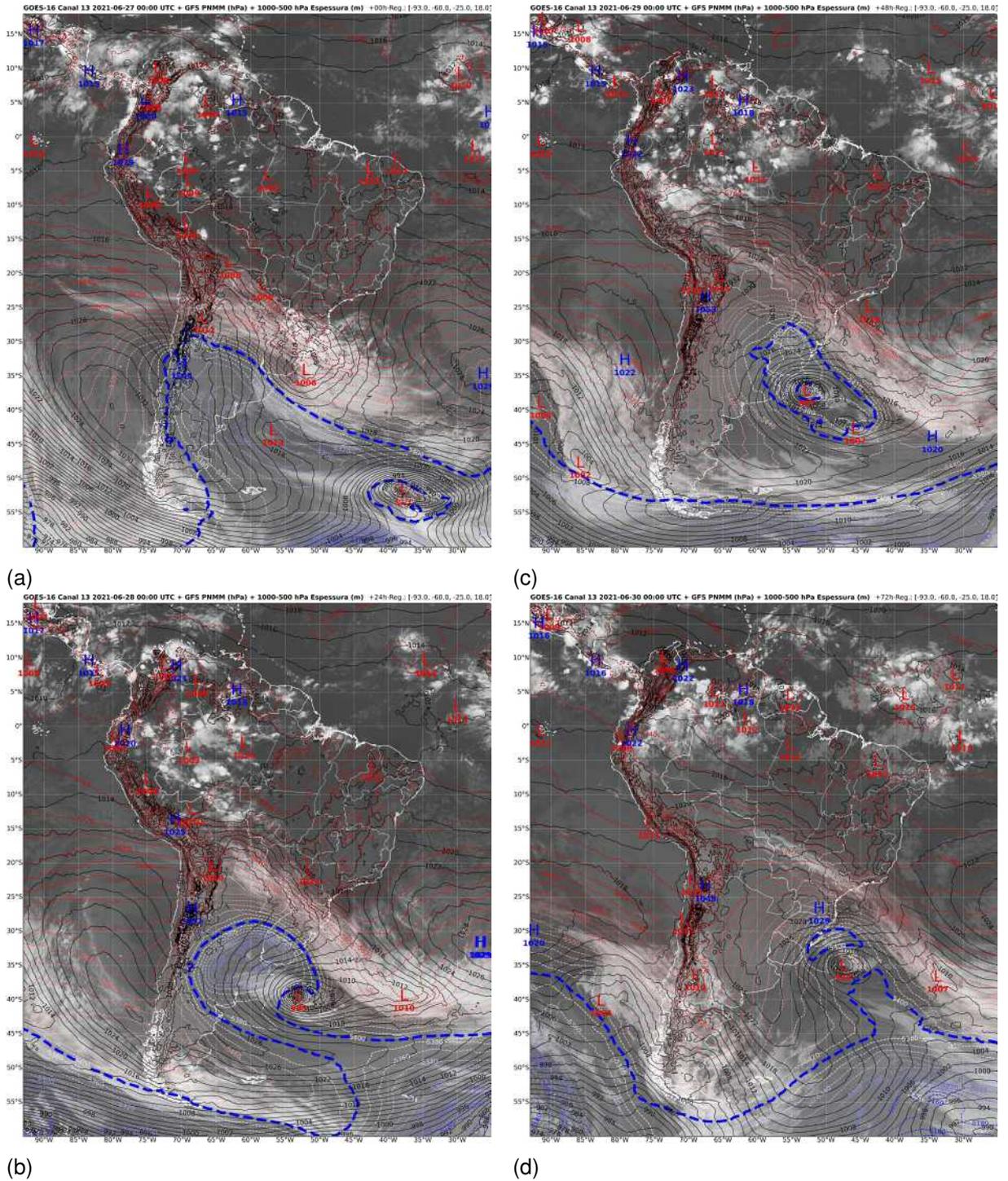


Figura 14 – Imagens de Satélite GOES-16 no canal 13 com Campos de Pressão ao Nível Médio do Mar e Espessura entre 1000 e 500 hPa do GFS às 00:00 UTC de 27/06/2021 (a); 00:00 UTC de 28/06/2021 (b); 00:00 UTC de 29/06/2021 (c) e 00:00 UTC de 30/06/2021 (d).

Fonte: Autor, 2021

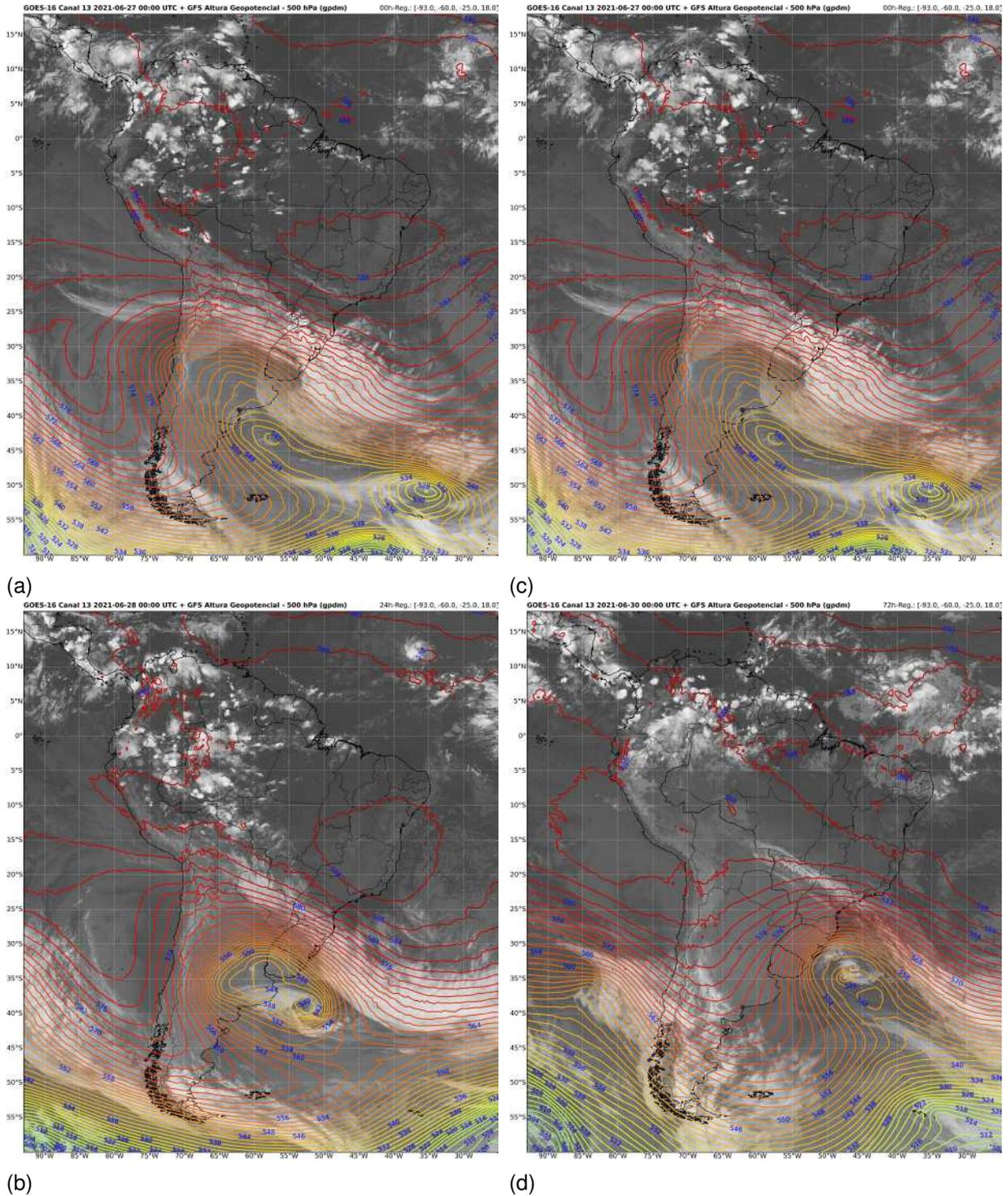
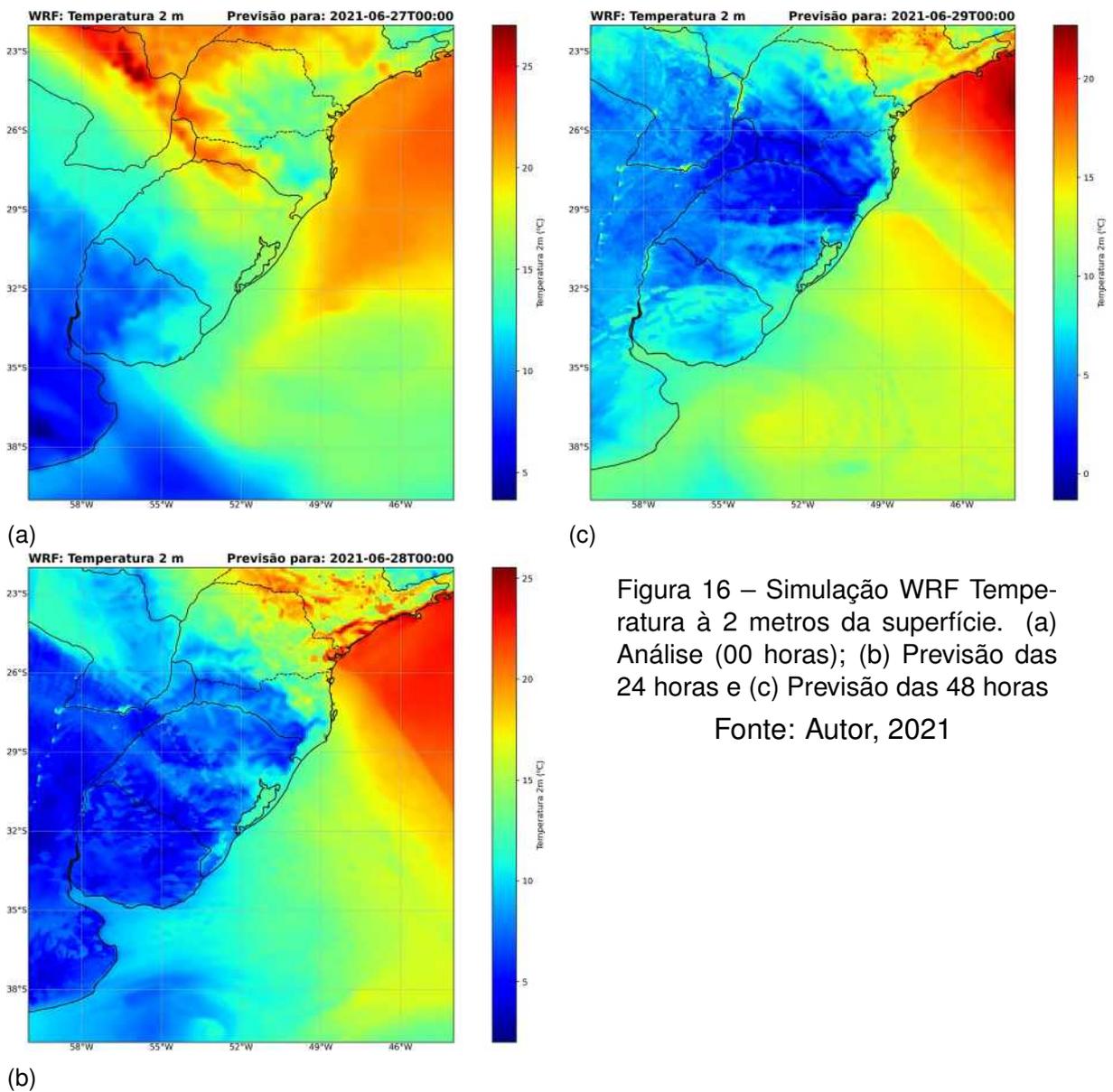


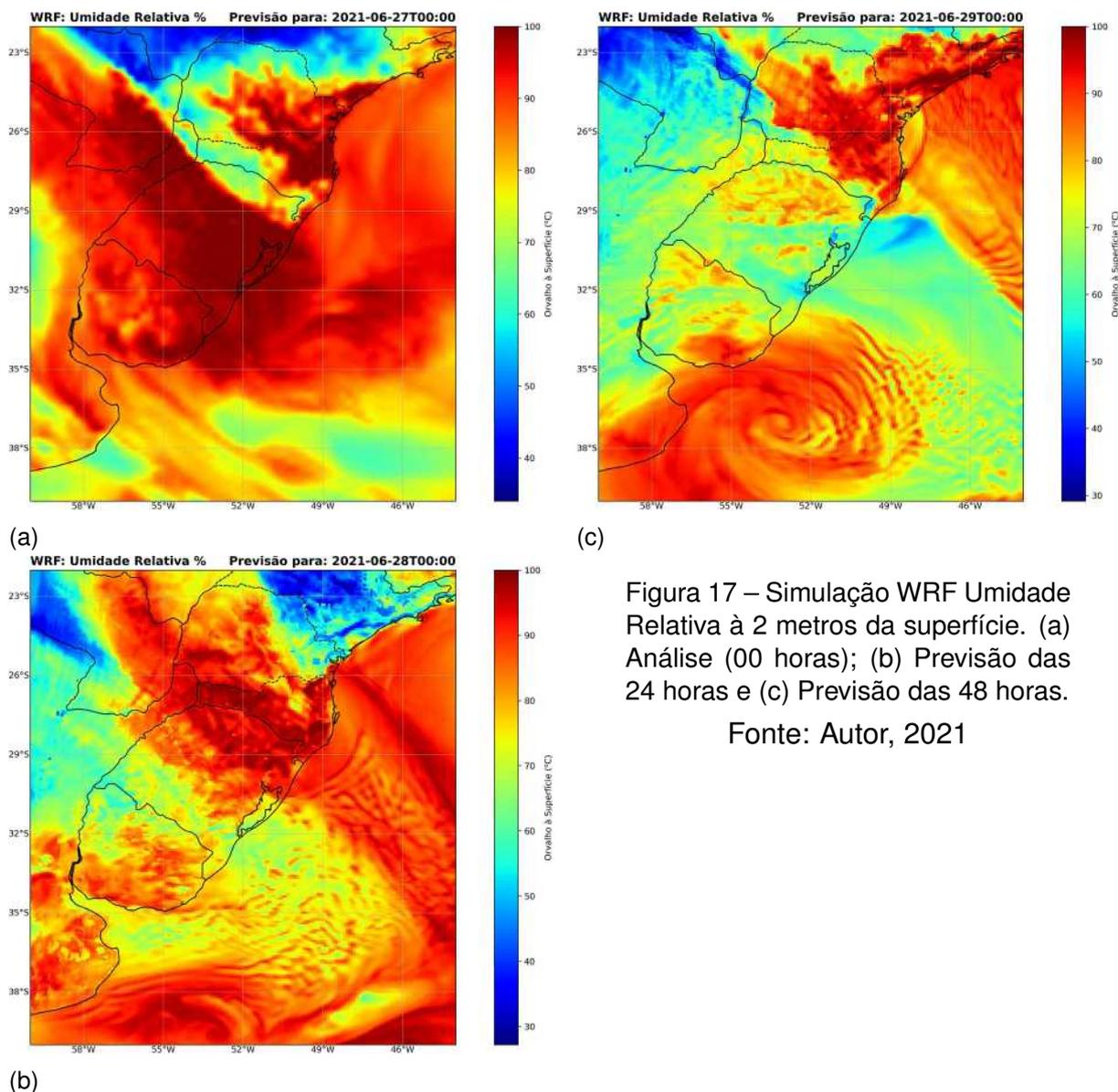
Figura 15 – Imagens de Satélite GOES-16 no canal 13 com Campos de Altura de Geopotencial do GFS às 00:00 UTC de 27/06/2021 (a); 00:00 UTC de 28/06/2021(b); 00:00 UTC de 29/06/2021 (c) e 00:00 UTC de 30/06/2021 (d).

Fonte: Autor, 2021

Assimilação de Dados consiste na combinação do campo de previsão como dados observados, levando-se em consideração o conhecimento estatístico dos erros de previsão e observação. Portanto, primeiramente, avalia-se a capacidade do modelo em

simular o sistema sinótico que determinou o tempo no dia analisado. Como a passagem do intenso sistema frontal causa queda de temperatura e umidade no domínio de propagação, estes campos são bons indicadores da precisão do modelo em simular o caso. Portanto, nas figuras 16a, 16b e 16c são grafados respectivamente, os campos de Temperatura à 2 m do solo às 00 UTC dos dias 27/06/2021 à 29/06/2021. Nas figuras 17 (a-c) são grafados os campos de Umidade Relativa para o mesmo período, mostrando um forte gradiente durante a passagem do sistema frontal. Assim, tem-se o indicativo de que o modelo é um bom campo de *background* para o processo de assimilação.



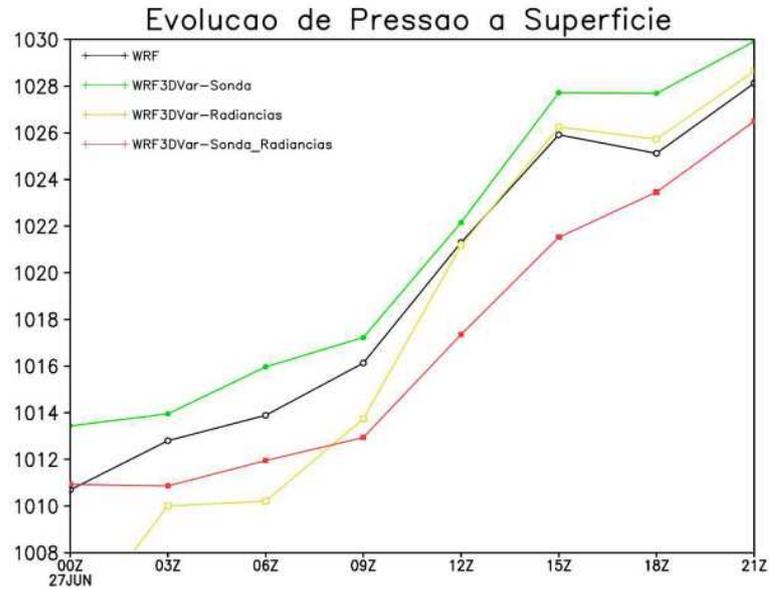


5.2.2 Comparação entre WRF e WRF3DVar

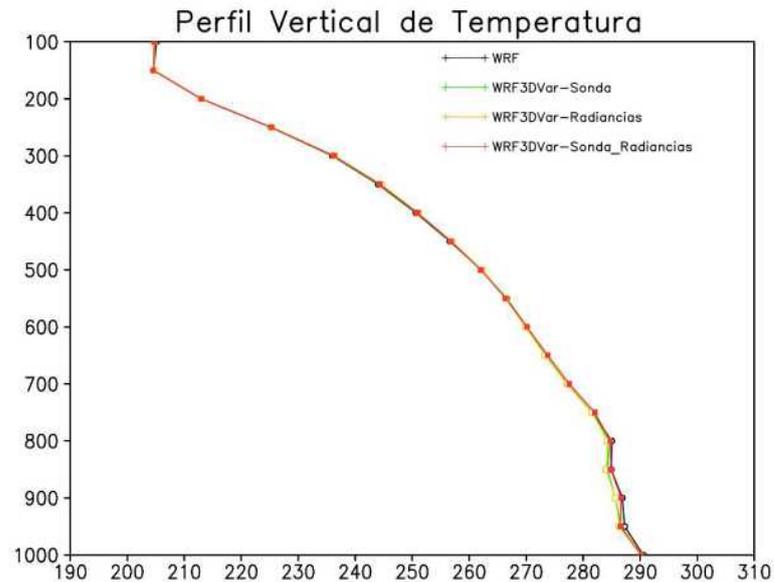
A seguir apresenta-se o impacto das fontes de dados analisadas na previsão do WRFVar. O intuito nesta seção é verificar qual fonte de dado teve maior impacto na assimilação, e em qual nível da atmosfera as diferenças foram maiores e com qual magnitude. Para tal, apresentam-se as figuras 18a, 18b, 19a, 19b, e 20a, 20b e 20c.

Destaca-se que as curvas do WRFVar acompanham a tendência do modelo. Como as curvas não representam média no domínio e sim um ponto, que obviamente sofre influência da assimilação, percebe-se que ao impacto da sondagem é um pouco menor do que o impacto das radiâncias. Destaca-se também, que nas primeiras horas de integração, quando métodos 3DVar tem maior impacto na previsão, o WRFVar-Radiâncias destoa das demais curvas. Isso deve-se ao fato dos dados de satélite terem menor qualidade em baixos níveis da atmosfera, devido a presença de nuvens.

Exceção feita a Camada Limite, onde há variações diurnas, a temperatura deve diminuir com a altura dentro da troposfera (aproximadamente 200 hPa). Há diferenças entre Latitudes Médias, Pólos e Equador, bem como em diferentes épocas do ano.



(a)



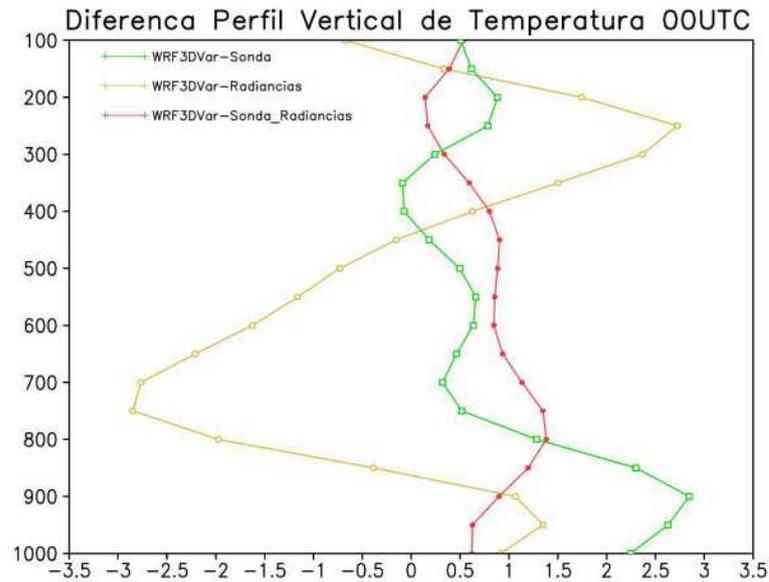
(b)

Figura 18 – A figura (a) refere-se à evolução temporal de Pressão à Superfície em um ponto. A figura (b) refere-se ao perfil vertical de Temperatura Potencial em um ponto. A linha preta refere-se à simulação do WRF sem AD, a linha verde simulação do WRF3DVar assimilando somente dados de sondagem, a linha amarela simulação do WRF3DVar assimilando apenas radiâncias e a linha vermelha simulação do WRF3DVar assimilando sondagens e radiâncias

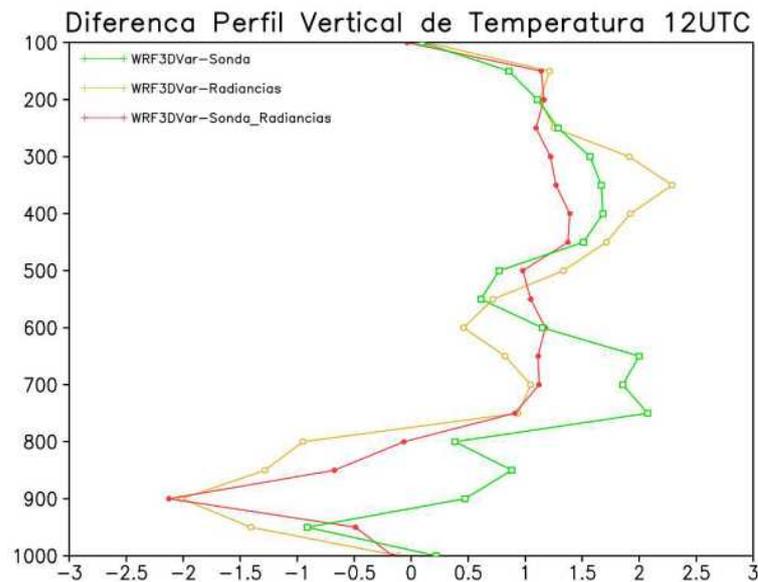
Fonte: Autor, 2021

As figuras 19a e 19b, não mostram perfis verticais de TP e sim de diferenças entre o WRFVar e o WRF. Na figura 19a a previsão do WRFVar radiâncias mostra que o

peso da observação é maior do que o modelo. Como o número de graus de liberdade do modelo é muito maior do que o número de graus de liberdade das observações de radiâncias, esta previsão deve ser a menos precisa entre as três situações graficadas. Entretanto na figura 19b esta as diferenças diminuem, pois a previsão esta distante da análise.



(a)



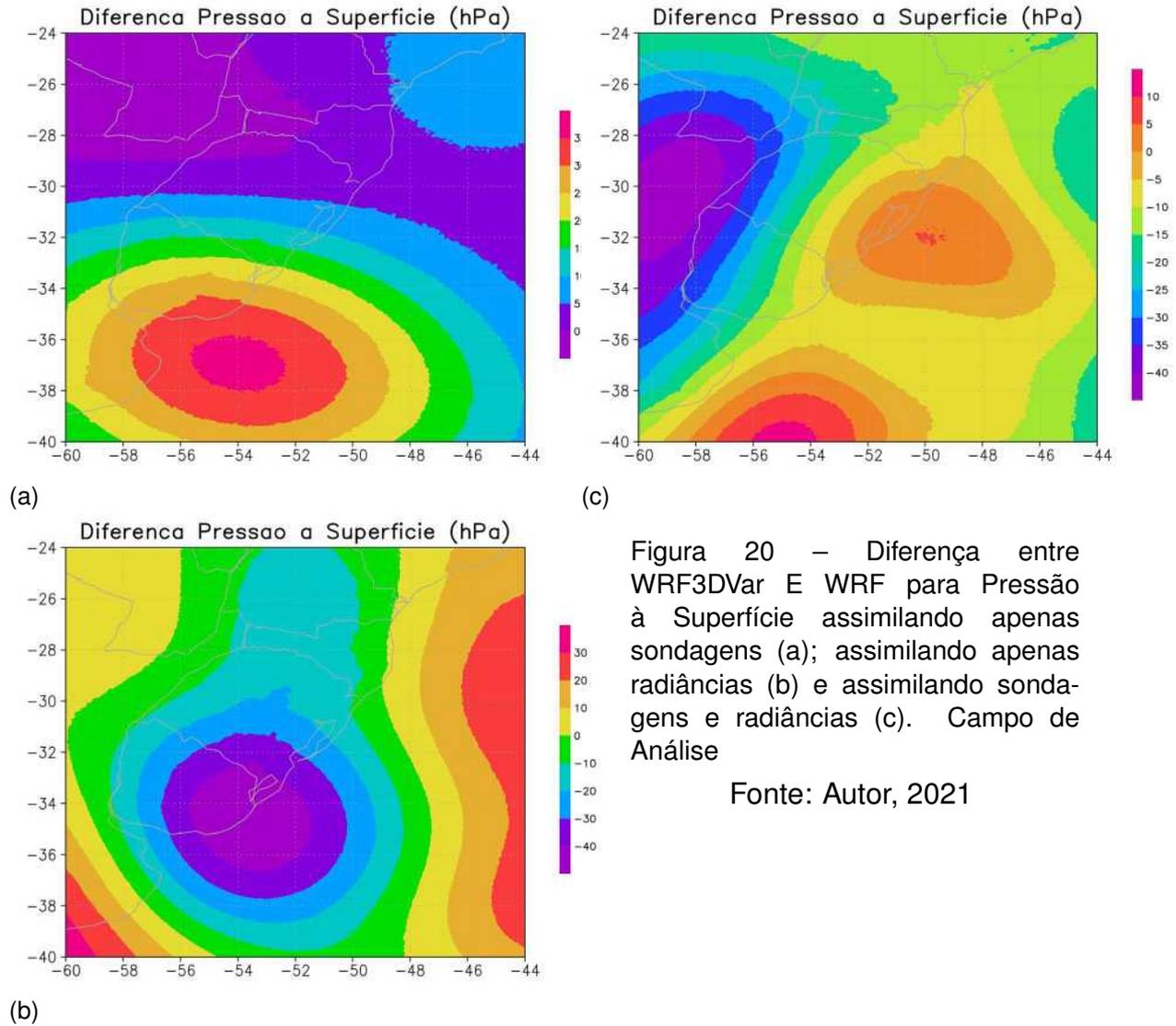
(b)

Figura 19 – Diferença entre WRF3DVar E WRF para a Temperatura Potencial. Assimilando somente dados de sondagem (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde) e assimilando dados de sondagem e radiâncias (linha preta). A figura (a) refere-se às 00 UTC do dia 27/06/2021 e a figura (b) refere-se às 12 UTC do dia 28/06/2021

Fonte: Autor, 2021

O experimento da figura 20, mostra a diferença entre as análise do WRF e

WRF3DVar. Destaca-se neste resultado, que a assimilação com ambas as fontes de dados (radiâncias e sondagem) foi a única q reproduziu os dois centros de baixa pressão.



6 ANÁLISES E COMPARAÇÕES ESTATÍSTICAS

Neste Capítulo apresenta-se as verificações das previsões do WRF e WRFVar com assimilação de diferentes fontes de dados.

6.1 Caso 1 - Verificações com estações do INMET

Nesta seção apresenta-se a evolução temporal e Erro Médio Quadrático das variáveis de superfície previstas pelo modelo em comparação com os registros de Temperatura à 2 m da Superfície, Pressão à Superfície, Umidade Relativa e Vento à 2 m da superfície registrados nas estações do INMET, considerada a verdade terrestre. Para o Caso 1, dia 20 de agosto de 2020, utilizou-se as estações do INMET localizadas em Xanxerê-SC, Curitibanos-SC e Ituporanga-SC. Neste dia, houve muitas falhas nos registros das estações automáticas do INMET, portanto o critério de escolha das localidades foi disponibilidade de dados.

Nas legendas das figuras apresentadas a seguir, denomina-se WRF a previsão do modelo sem assimilação, WRF-Rad previsões nas quais apenas dados de radiações foram assimiladas, WRF-Sonda previsões nas quais apenas dados de sondagens foram assimiladas, WRF-DA previsões nas quais radiações e sondagens foram assimiladas e INMET refere-se aos registros nas estações de superfície do INMET. Optou-se por apresentar as primeiras 24 horas de previsão, pois é o período em que a assimilação 3DVar tem maior impacto na previsão do tempo.

Observa-se que tanto nas cidades de Xanxerê (figuras 21 e 22), Curitibanos (figuras 23 e 24) e Ituporanga (figuras 25 e 26) as previsões representam o ciclo diário de Temperatura, Pressão, Umidade e Vento. Em Xanxerê a previsão de temperatura do WRF-Rad foi melhor do que as demais em amplitude, porém teve pico com defasagem em fase maior do que as demais, enquanto a Pressão à Superfície destaca-se pela boa previsibilidade, pois esta variável é da ordem de 10^3 e teve erros da ordem de 10^1 . Ainda em Xanxerê, observa-se que a umidade relativa foi bem prevista pelo WRF até aproximadamente 11 horas de previsão, sendo que a partir das 11 horas o WRF-Rad teve erros cujo pico foi metade dos demais. Os erros no vento à 2m variaram entre 1

e mais de 6 m/s ao longo do período de integração.

Em Curibanos, figuras 21 e 22, destacam-se a previsões de temperatura pelo WRF e WRF-Sonda tiveram menor erro do que as previsões com dados e radiâncias (WRF-Ras de WRF-DA). A causa deste resultado é baixa qualidade dos dados de radiação em baixos níveis da atmosfera, que geralmente é filtrado ou pode causar erros na previsão.

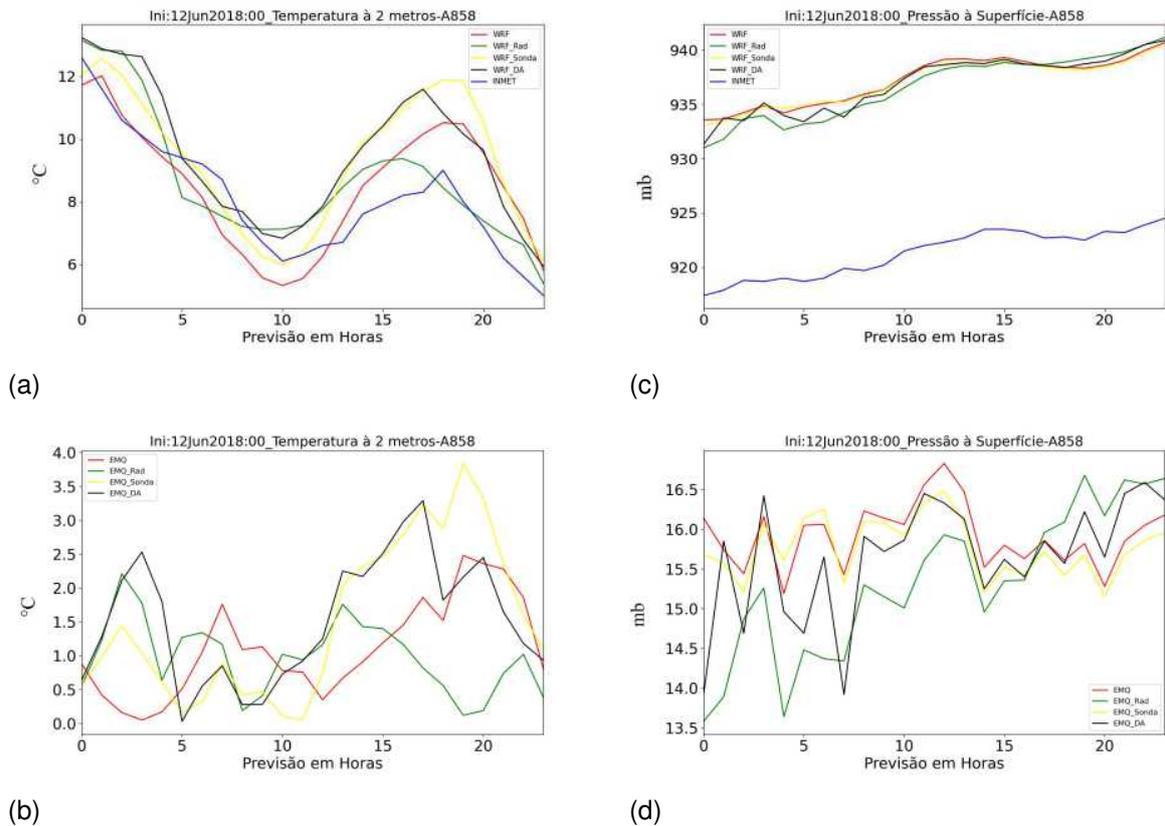


Figura 21 – Evolução e EQM em relação à Temperatura e Pressão à Superfície à 2 metros comparados à Estação do INMET em Xanxerê para o dia 20/08/2020

Fonte: Autor, 2021

Para as previsões das variáveis de Umidade Relativa e Velocidade do Vento à 2 metros, apresentado nas figuras 22a, 22c e valores de EMQ nas figuras 22b, 22d observe-se que uma menor previsibilidade do modelo, tanto sem, como com assimilação, principalmente para a variável velocidade do vento; assim mesmo a assimilação de dados gera ganhos consideráveis em determinados intervalos de previsão.

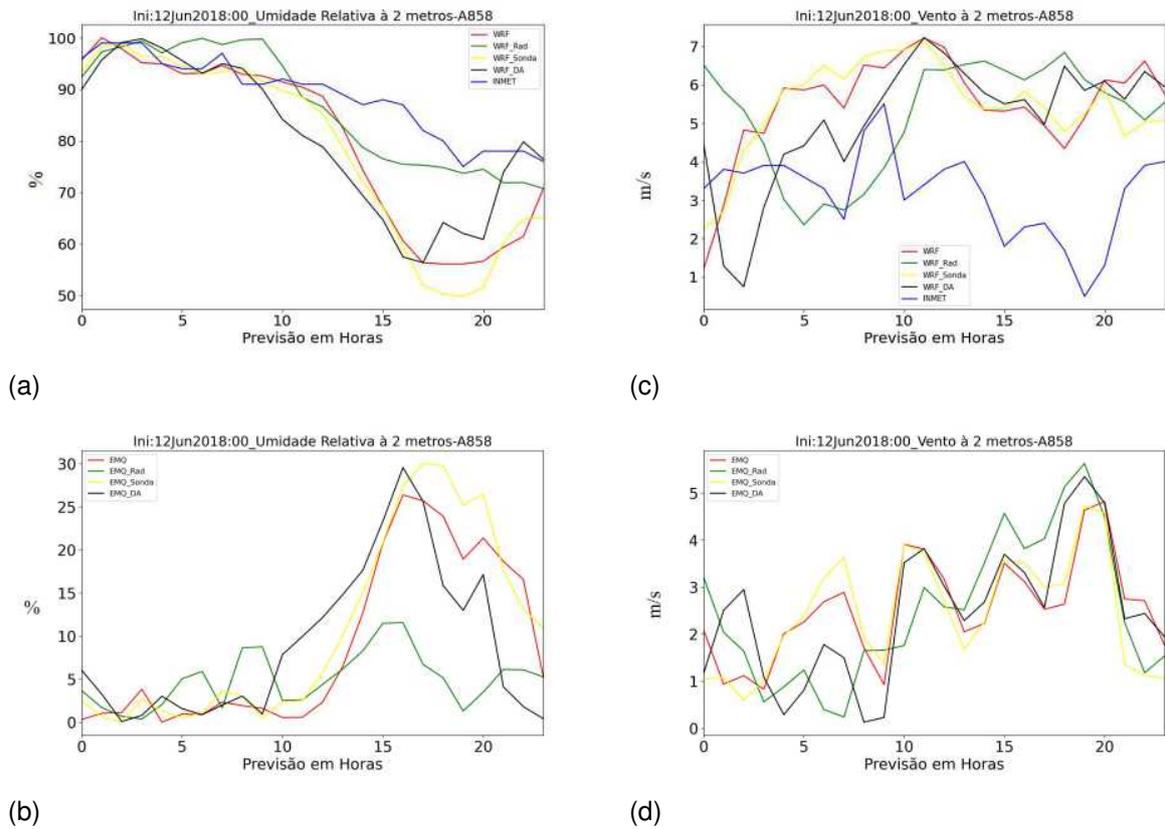


Figura 22 – Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa e Velocidade do Vento à 2 metros comparados à Estação do INMET em Xanxerê para o dia 20/08/2020

Fonte: Autor, 2021.

Neste trabalho optou-se por comparar observações com previsões pontuais ao invés de médias no domínio, pois mostra a qualidade da previsão sem a filtragem gerada no cálculo de médias. Entretanto, isso faz com que erros na previsão de advecção de vorticidade, responsável pelo deslocamento do sistema, cause erros em todas as demais variáveis termodinâmicas. É importante destacar que modelos de PNT tem boa previsibilidade dos campos de pressão e temperatura e maiores erros na previsibilidade de umidade relativa e vento.

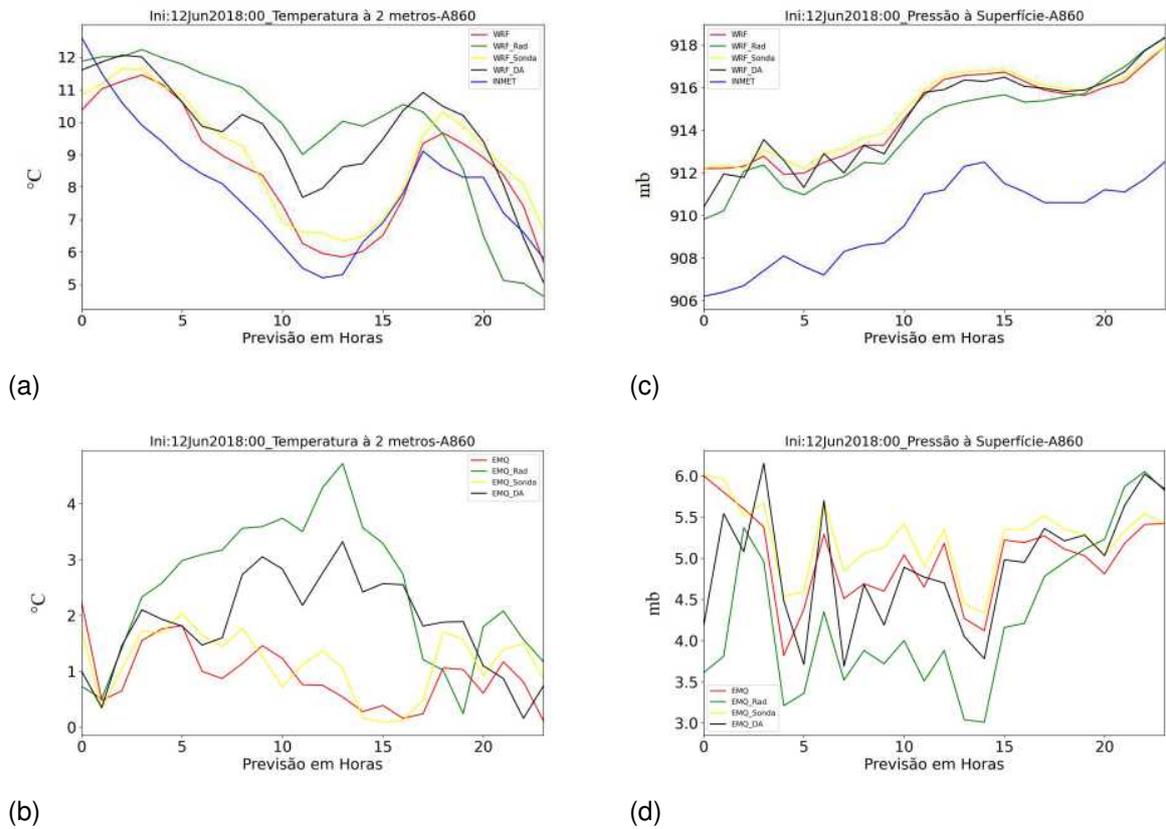


Figura 23 – Evolução e EQM em relação à Temperatura e Pressão à Superfície à 2 metros comparados à Estação do INMET em Curitiba para o dia 20/08/2020

Fonte: Autor, 2021

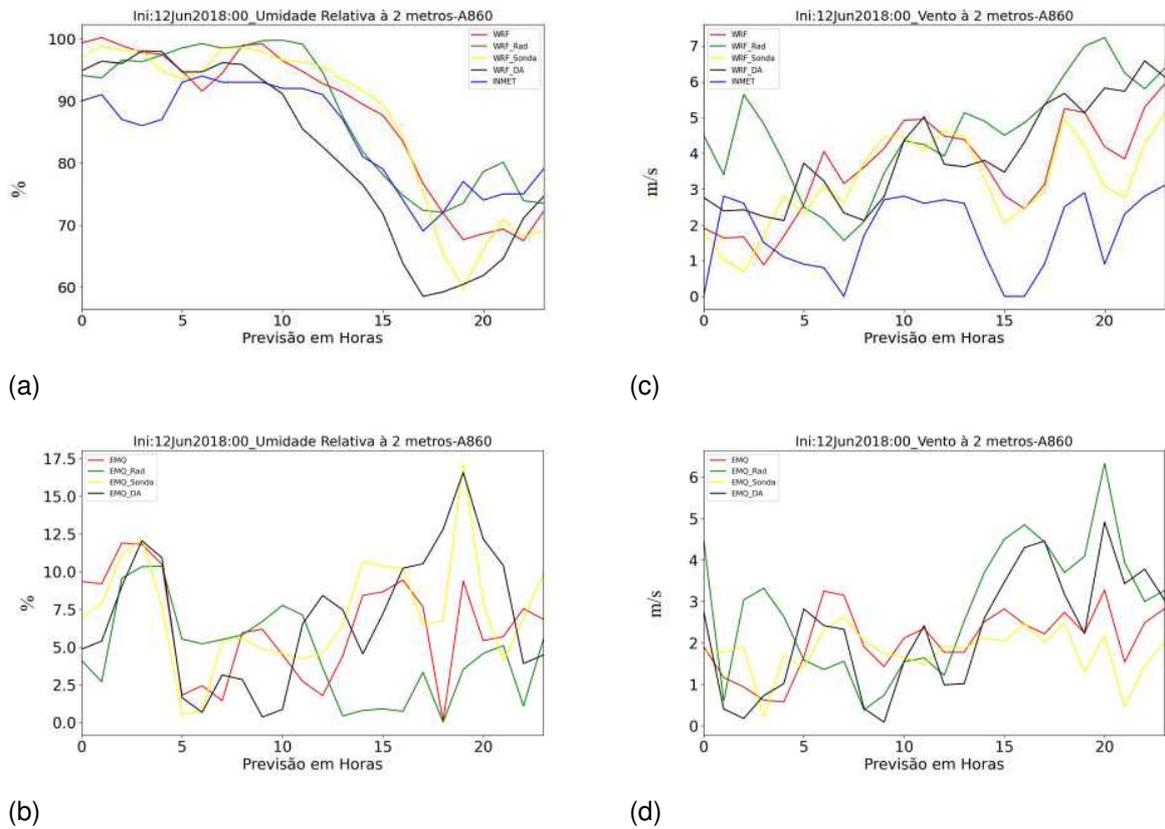


Figura 24 – Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa e Velocidade do Vento à 2 metros comparados à Estação do IMET de Curitiba para o dia 20/08/2020

Fonte: Autor, 2021.

Em Ituporanga, cidade à 370 m de altitude, a assimilação de radiância, que tem boa resolução espacial e temporal, aumentou os erros em todas as variáveis analisadas. Há indícios de que o aumento no número de assimilação de dados de sondagem implica em melhores previsões neste caso. Todavia, o teste de diferentes parametrizações deve ser realizado em trabalhos futuros.

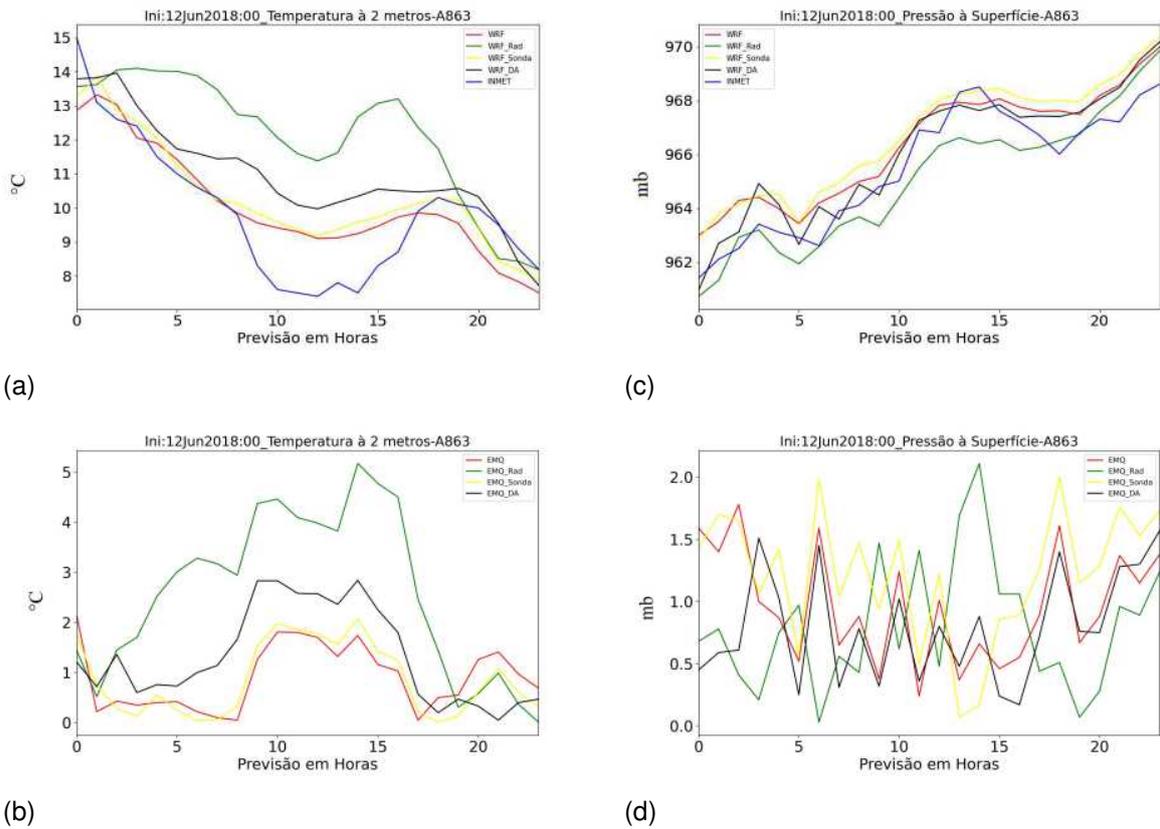


Figura 25 – Evolução e EQM em relação à Temperatura e Pressão à Superfície à 2 metros comparados à Estação do INMET em Ituporanga para o dia 20/08/2020

Fonte: Autor, 2021

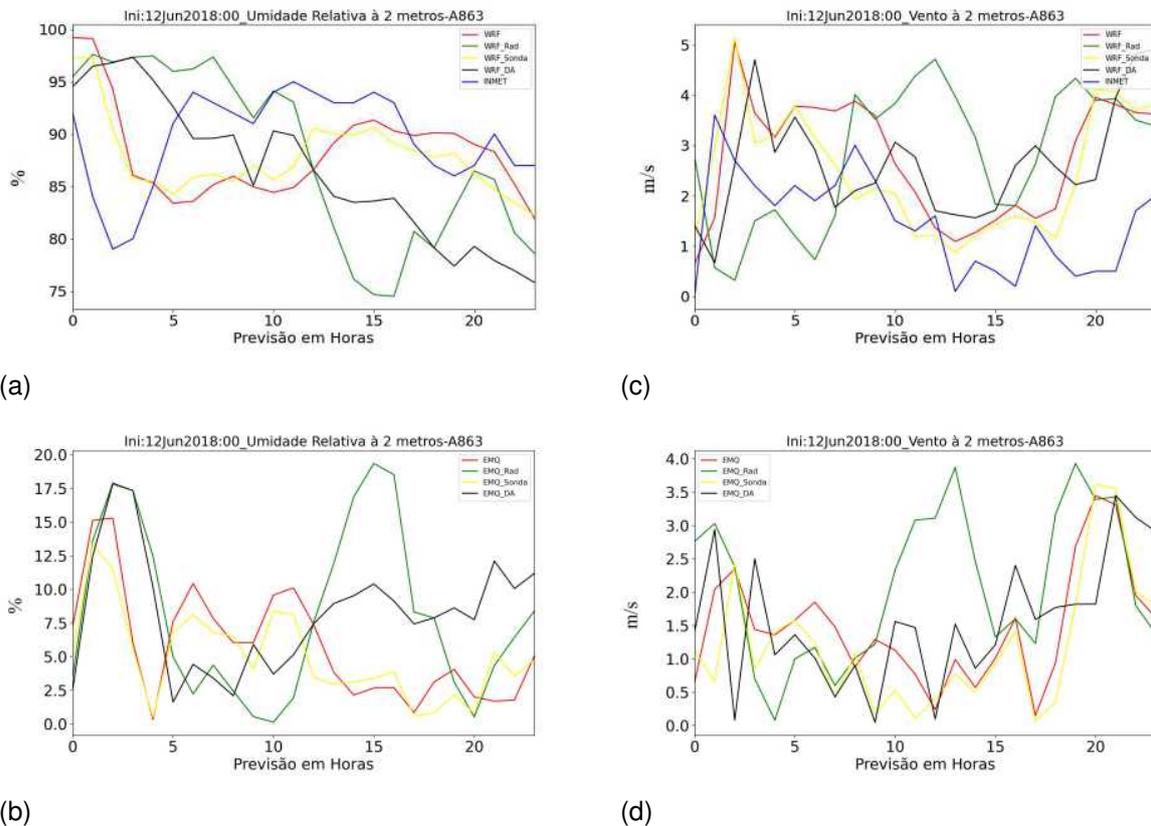


Figura 26 – Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa e Velocidade do Vento à 2 metros comparados a à Estação do INMET em Itaporanga para o dia 20/08/2020

Fonte: Autor, 2021

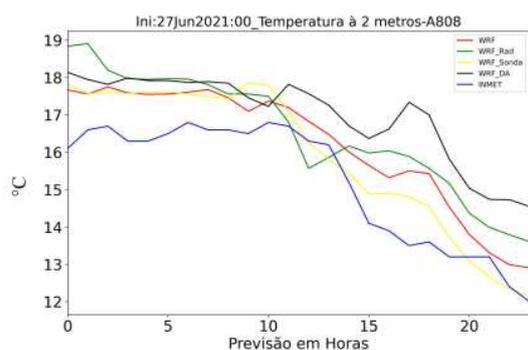
6.2 Caso 2 - Verificações com estações do INMET

Neste caso, com maior opção de registros nas estações do INMET, optou-se por apresentar os resultados nas estações de Alegrete-RS, Torres-RS e Erechim-RS por terem diferente climatologia.

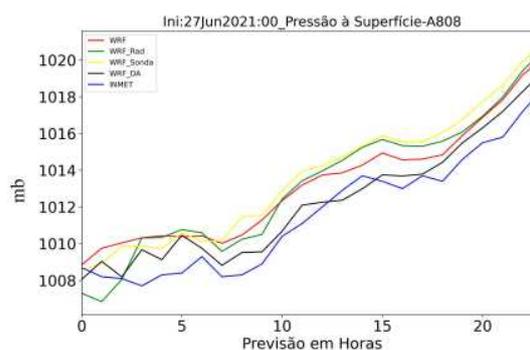
A previsão de Temperatura à 2 m da Superfície, figura 27a em relação à estação de Torres, é bem prevista tanto pelo WRF como pelo WRF3DVar, sendo que a assimilação de radiancias e fontes combinadas faz com que o modelo superestime os picos de mínima temperatura. Em geral, o EMQ gerado pelo WRF3DVar assimilando sondagens (figura 27b), é menor do que o modelo sem assimilação, enquanto a assimilação com dados de radiancias e combinando sondagens e radiancias tem erros maiores para todo o dominio.

A figura 27c mostra que o modelo, tanto sem, como com assimilação, tem trajetórias que acompanham a tendência de evolução da variável Pressão à Superfície com boa previsibilidade, porém com uma superestimação em praticamente todo o período

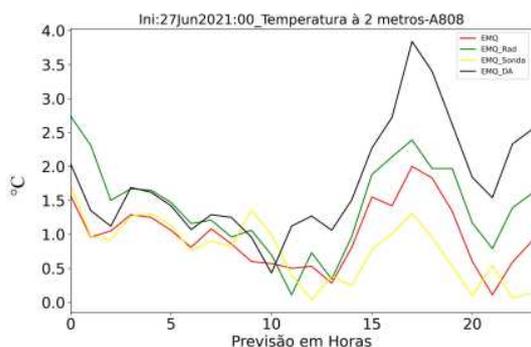
de previsão. A assimilação com dados combinados gera o menor EMQ (figura 27d) para todo o domínio. Os maiores valores de EMQ são dados nas primeiras 5 horas de previsão. Cabe destacar que a assimilação só com sondagens e só com radiâncias, geram previsões com valores de EMQ menores a previsão sem assimilação para as primeiras horas de simulação.



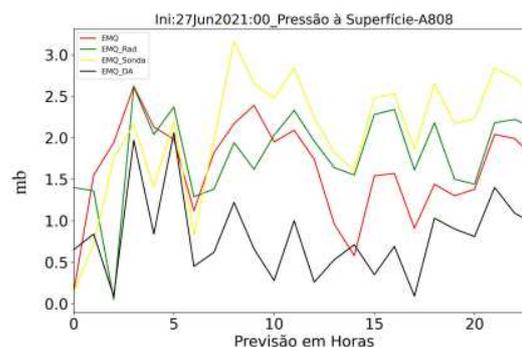
(a)



(c)



(b)



(d)

Figura 27 – Evolução e EQM em relação à Temperatura e Pressão à Superfície à 2 metros comparados à Estação do INMET em Torres para o dia 27/06/2021

Fonte: Autor, 2021

As previsões tanto pelo WRF como pelo WRF3DVar de Umidade Relativa à 2 metros, (figura 28a) apresenta considerável erro de fase. Nas primeiras 10 horas de previsão os modelos superestimam os valores da variável, enquanto para as últimas 12 horas, subestimam. No cálculo do EMQ, (figura 28b) evidencia-se a menores erros das previsões com assimilação em todo o domínio de integração.

A partir da figura 28d mostra-se os resultados das previsões para a variável Velocidade do Vento à 2 metros. As trajetórias do modelo, tanto sem, como com assimilação apresentam erros consideráveis na intensidade da velocidade, principalmente para picos mínimos. Conforme o esperado os erros aumentam à medida que aumenta o

horizonte de previsão. Contudo, observa-se nos valores de EMQ, apresentados na figura 28c, que a assimilação gera ganhos de precisão na previsão na intensidade do vento. Entretanto, considerando todo o do domínio de previsão, a assimilação de uma fonte de dados isolada ou combinada não tem desempenho superior as demais.

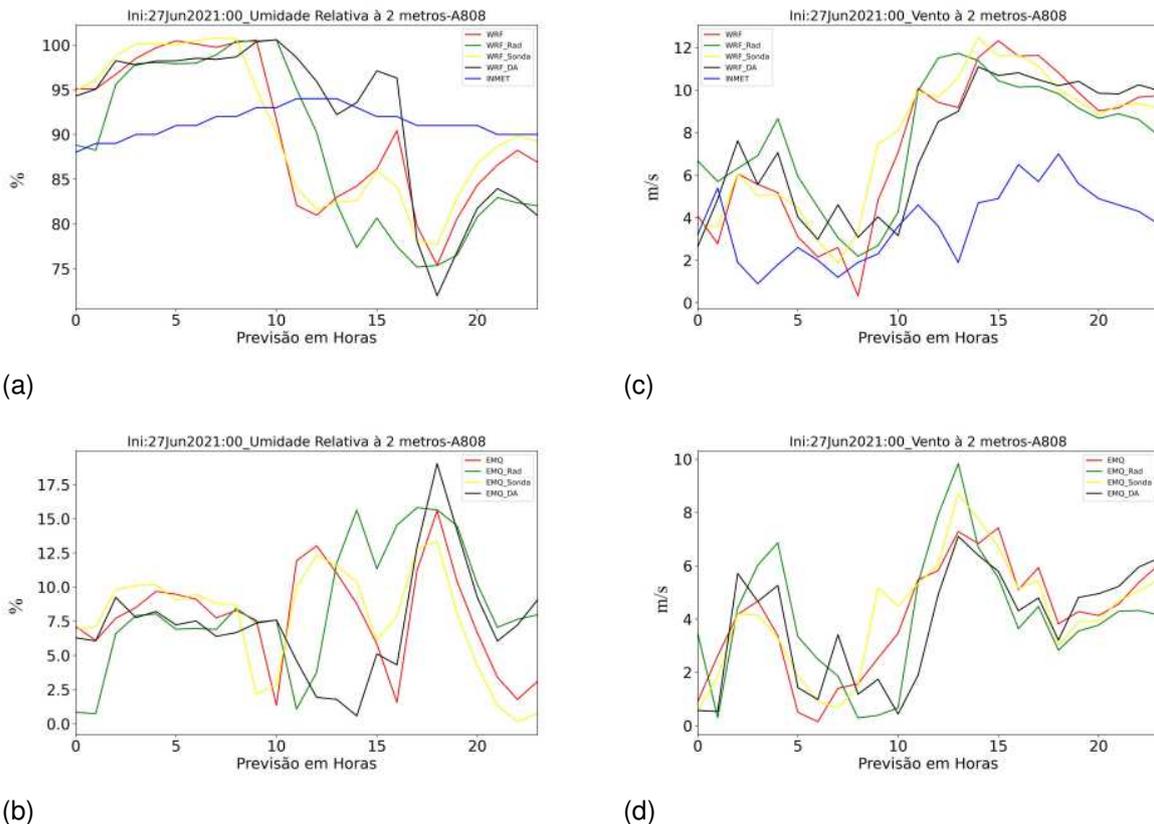


Figura 28 – Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa à 2 metros e Velocidade do Vento comparados à Estação do INMET em Torres para o dia 27/06/2021

Fonte: Autor, 2021

Nas figuras 29a e 29c, os resultados para a cidade de Alegrete, nota-se que o modelo WRF e WRF3DVar apresentam boa previsibilidade, para ambas as variáveis. Observa-se que para intervalos de queda de temperatura, há uma subestimação dos modelos com e sem assimilação, enquanto para aumentos de temperatura, há superestimação. A trajetória das observações de pressão é bem representada pelas previsões dos modelos, com aumento do erro no final do horizonte de simulação.

Em 29b e 29d verifica-se, pelos valores de EQM, que em geral, a temperatura foi melhor representada nas previsão com assimilação. Observa-se também, que a previsão de Pressão à Superfície, em todo o domínio de previsão, gerou menores erros quando se assimilou sondagem e radiâncias.

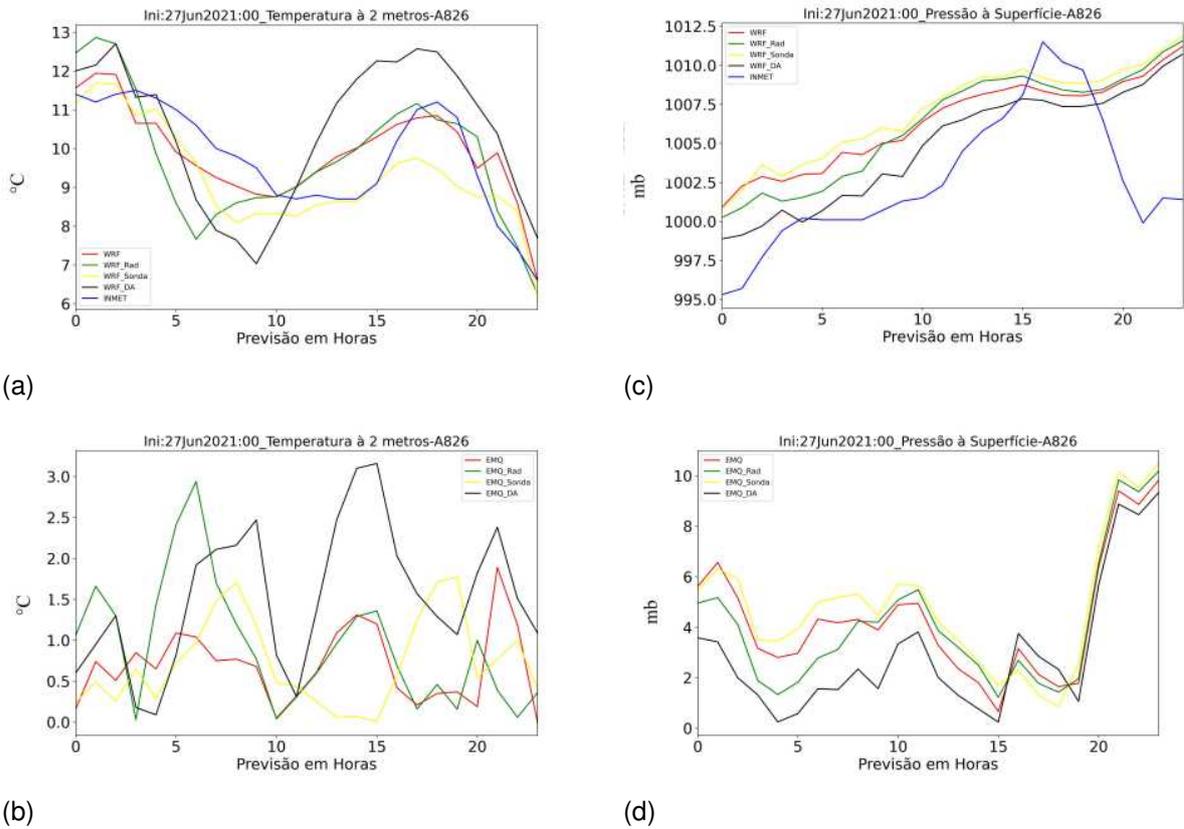


Figura 29 – Evolução e EQM em relação à Temperatura à 2 metros e Pressão à Superfície comparados à Estação do INMET em Alegre para o dia 27/06/2021

Fonte: Autor, 2021

Na figura 30a a trajetória das observações de Umidade Relativa é bem representada pelas previsões dos modelos, enquanto a figura 30b, mostra que a Velocidade do Vento à 2m da superfície é uma variável de baixa previsibilidade, pois as previsões do WRF e WRF3DVar apresentam erros que superam o 100 %.

As figuras 30c, 30d também mostram que, para Alegre, a assimilação gera ganhos de precisão na previsão de intensidade do Vento e de Umidade Relativa.

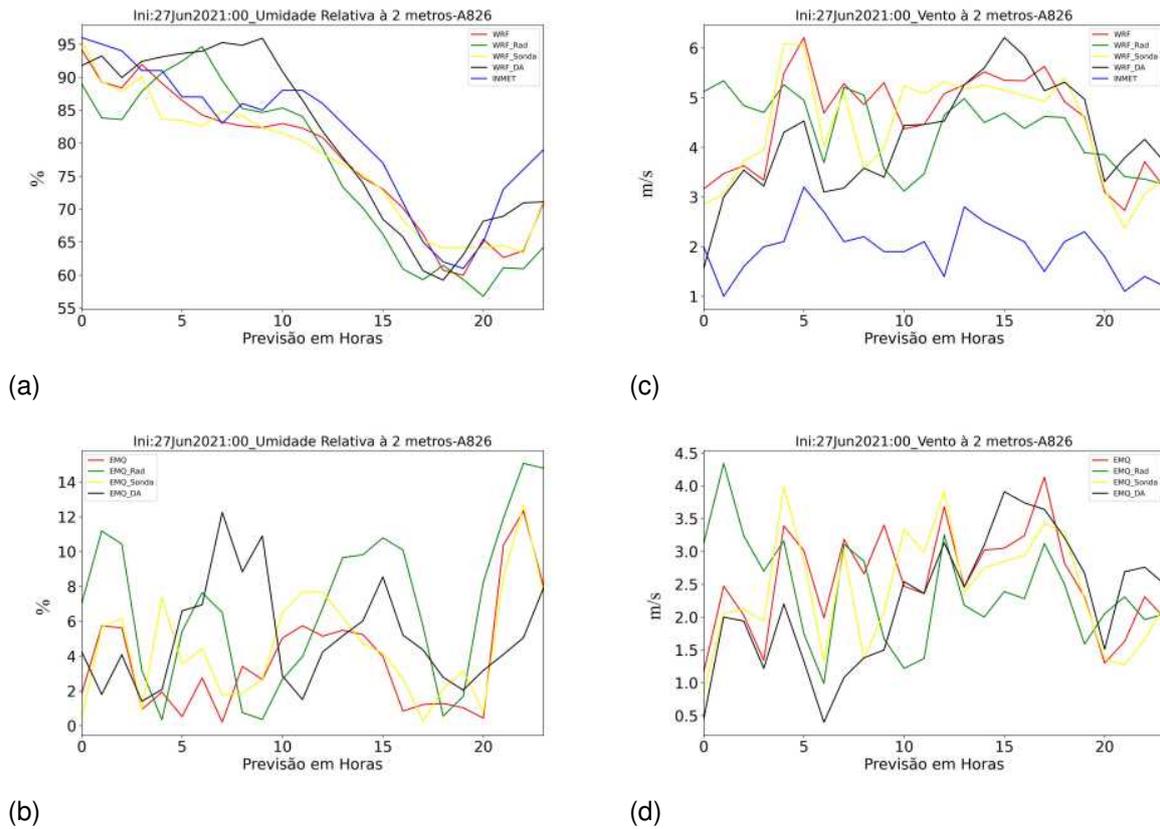


Figura 30 – Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa à 2 metros e Velocidade do Vento comparados à Estação do INMET em Alegrete para o dia 27/06/2021

Fonte: Autor, 2021

Os resultados obtidos para a estação de Erechim, figuras 31a, 31c são similares as demais cidades, ou seja, os modelos superestimam as quedas de temperatura e subestimam em picos de máxima temperatura, bem como superestimam a pressão em todo o domínio. Por outro lado, conforme nota-se na figuras 31b, 31d os menores valores de EQM no domínio de integração são gerados pelas previsões com assimilação. Destaca-se o ganho significativo em assimilar dados combinados de sondagem e radiâncias na previsão de pressão, e de ganhos de precisão assimilando-se somente sondagens para a previsão de temperatura.

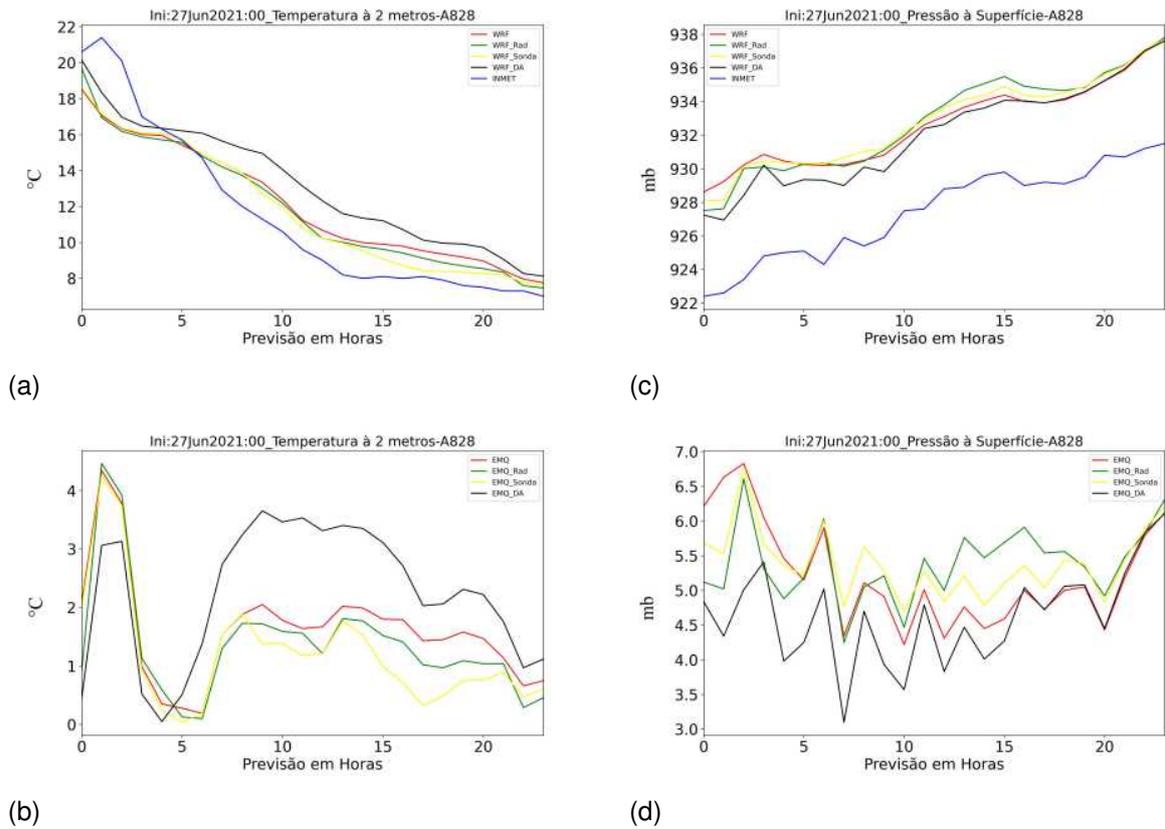


Figura 31 – Evolução e EQM em relação à Temperatura à 2 metros e Pressão à Superfície comparados à Estação do INMET em Erechim para o dia 27/06/2021

Fonte: Autor, 2021

As previsões do modelo para Umidade Relativa representam o ciclo diurno, enquanto as previsões para a Velocidade do Vento superestimam a verdade terrestre, conforme observa-se nas figuras 32a, 32c. As figuras 32b, 32d mostram que para Erechim a assimilação gera ganhos de precisão na previsão de intensidade do Vento e em menor medida para a variável de Umidade Relativa.

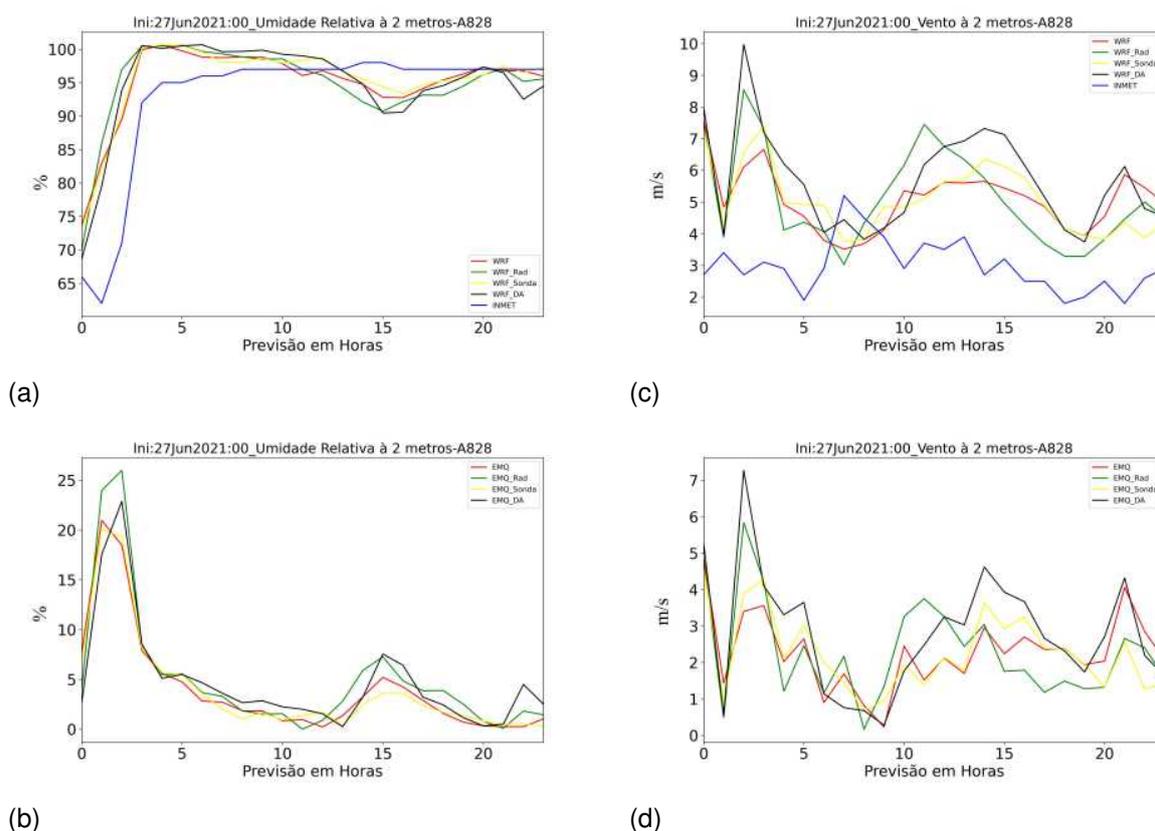


Figura 32 – Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa à 2 metros e Velocidade do Vento comparados à Estação do INMET em Erechim para o dia 27/06/2021

Fonte: Autor, 2021

6.3 Comparações por estimadores estatísticos entre dados observados do INMET e previsões do modelo WRF

Nesta seção são apresentados os valores de Coeficiente de Variação (CV) para as previsões do modelo WRF para Temperatura à 2 metros, Pressão à Superfície, Umidade Relativa à 2 metros e Velocidade do Vento à 2 metros para o caso 1 e 2 das simulações de Ciclogênese, comparados às estações do INMET de Torres-RS, Erechim-RS e Alegrete-RS com o intuito de verificar, subjetivamente, o grau de variação temporal e espacial existente entre o conjunto de previsões com assimilação, e suas diferenças com as previsões sem assimilação; e assim melhor compreender o resultados das simulações. Complementa-se a análise apresentando-se os indicadores descritos na seção 4.6 em forma tabular ao propósito de comparar objetivamente o desempenho das previsões em comparação às verdades consideradas.

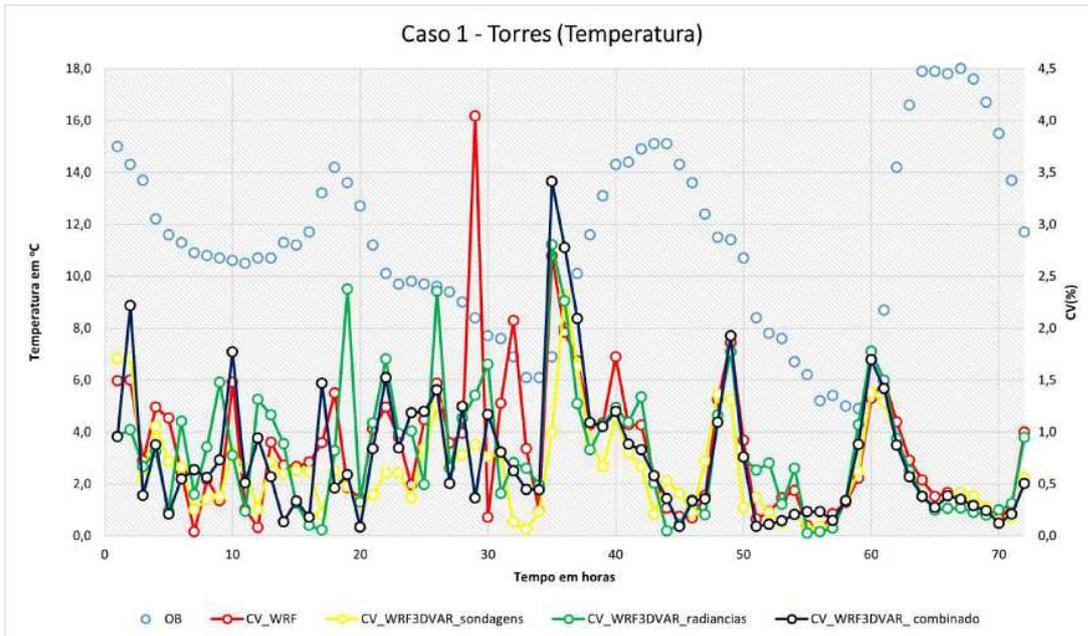
As análises estatísticas realizadas são apenas descritivas nos caso 1 e caso 2 nas cidades estudadas. O presente trabalho optou em apresentar a variabilidade em

cada ponto das previsões dos modelos em comparação com os dados observados utilizando o CV dos valores preditos em 1 hora no eixo adicional nos gráficos das figuras 33, 34, 35, 36, 37, 38, 39, 40, 41, 42, 43 e 44.

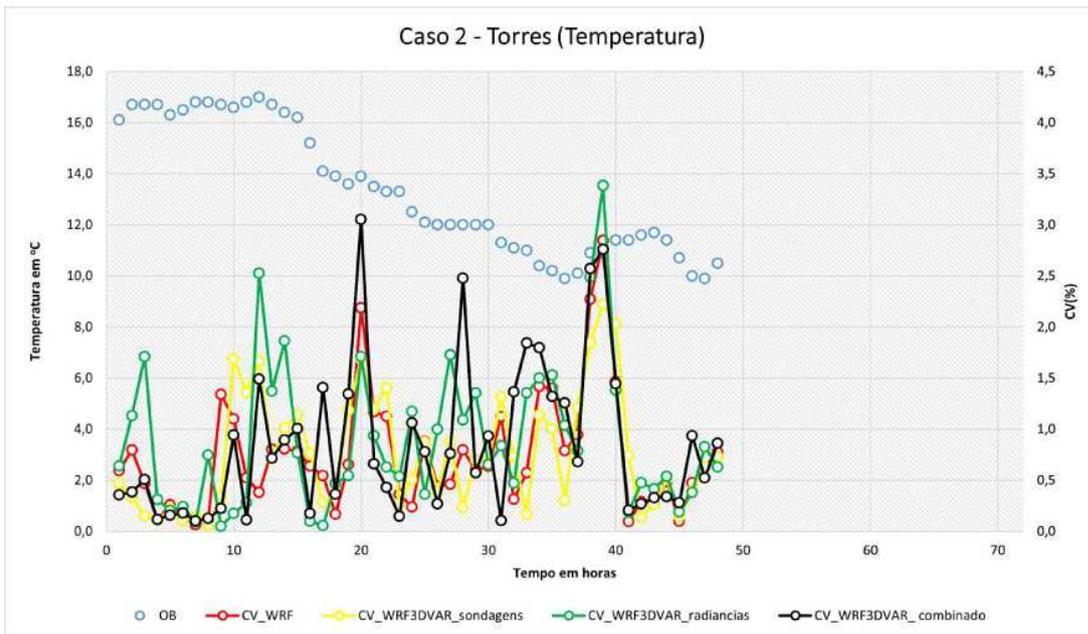
Os CVs em 1 hora são calculados conforme a equação 32, utilizando os 60 prognósticos obtidos pelo modelo no intervalo de 1 hora, visto que a integração tem um passo de tempo de 60 segundos. A média do CVs, o Desvio Padrão dos CVs e a correlação do modelo com os valores estimados dos CVs, assim como as estatísticas de ME, NMSE, NRMSE e Viés foram apresentados na primeira tabela (tabela 1) até a décima segunda tabela (tabela 12).

6.3.1 Temperatura à 2 metros

Ao comparar as dispersões apresentadas na figura 33b para a estação de Torres observa-se maiores valores de CVs para intervalos de tempo com queda de temperatura tanto para o caso 1 como para o caso 2; embora em um menor medida as previsões dos três cenários WRF3DVar, assimilando diversas fontes, e do cenário sem assimilação tem seus valores de CVs não homogêneo ao longo das primeiras horas de simulação, com alta variabilidade, mais para o final da simulação apresenta valores mais próximos (de fato o impacto da assimilação é menos sentido no final das simulações). Cabe destacar que o intervalo dos CVs varia aproximadamente de 0% a 4% para ambos os casos, com valor atípico de 4% para o cenário WRF.



(a)



(b)

Figura 33 – Coeficiente de Variação de Temperatura à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Torres (linha pontilhada azul)

Fonte: Autor, 2021

As verificações são dadas pelos valores dos estimadores descritos na tabela 1. O Coeficiente de Correlação (r) e uma medida de covariação conjunta padronizada

entre os CVs das previsões de temperatura do WRF e WRF3DVar e das observações da estação de Torres. Se verifica que os resultados de r para o caso 1 são negativos para os três cenários de assimilação WRF3DVar e para o cenário WRF sem assimilação, entre -0,006 e -0,22, o qual indica uma correlação muito fraca negativa. O valor de mínimo de -0,006 é alcançado pela previsão WR3DVar assimilando sondagens. Da mesma forma para o caso 2, com valores de r entre -0,1616 e -0,33. Também para este caso o valor mínimo de -0,1616 é alcançado pela previsão com assimilação de sondagens. No que se refere as previsões mais correlacionadas com as observações são dadas pelos cenários WR3DVar assimilando radiancias, caso 1, WR3DVar assimilando fontes combinadas, caso 2.

A partir do Desvio Padrão dos CVs para o caso 2, como também para o caso 1, foi observado que os CVs das previsões de Temperatura e as observações estão mais próximas da média para o cenário de previsão WRF3DVar assimilando sondagens.

O valor de Viés indica que as previsões do modelos estão superestimando o comportamento da Temperatura. Os erros pontuais máximos são de $6,5^{\circ}C$ e de $3,51^{\circ}C$ dado no cenário WRF3DVar sondagens e para o cenário WRF3Dvar fontes combinadas para o caso 1 e caso 2 respectivamente

Percebe-se que os valores do estimador NMSE são próximos a zero para o caso 2 e para o caso 1 nos quatro cenários. A proximidade entre as previsões e as observações é sinalizada por estes baixos valores encontrados pelo estimador NMSE. Adicionalmente as assimilações são mais próximas para o caso 2. Os valores do estimador NRMSE indicando que existem erros aleatórios nas simulações, com maior percentual para os cenários do caso 1.

Tabela 1 – Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Torres e às Previsões para Temperatura à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.

(a) Caso 1

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	0,84872	0,62688	0,82192	0,76791
D. Padrão CV	0,68159	0,44899	0,61236	0,64805
r.	-0,13871	-0,00599	-0,22546	-0,18002
ME	6,22819	6,54551	6,43331	6,46573
NMSE	0,04869	0,05410	0,05210	0,05254
NRMSE(%)	22,64983	23,99872	22,10234	22,78023
Viés	0,24068	0,93083	0,70505	0,90519

(b) Caso 2

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	0,73906	0,75933	0,89343	0,84703
D. Padrão CV	0,58439	0,57089	0,71593	0,74732
r	-0,23687	-0,13327	-0,16160	-0,32985
ME	3,39698	3,25640	3,36107	3,51742
NMSE	0,00756	0,00682	0,00984	0,01572
NRMSE(%)	9,11601	8,00067	10,09191	12,51794
Viés	0,89337	0,46646	0,99282	1,59694

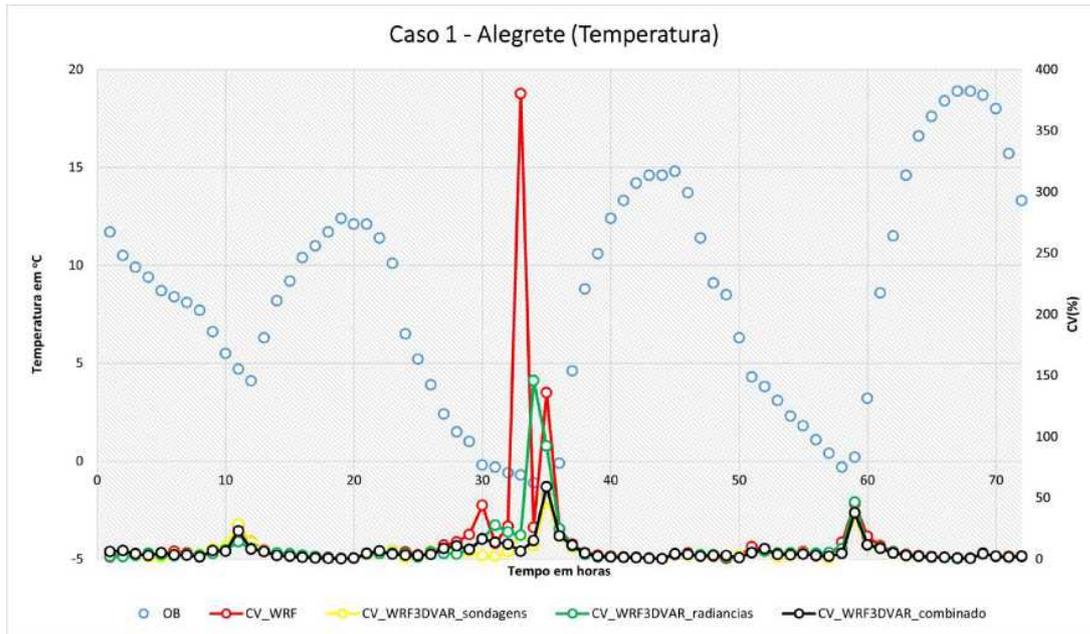
Fonte: Autor, 2021

Para os CVs das previsões na estação de Alegrete, apresentado nas figuras 34a e 34b, observasse a presença de um pico máximo de CV, atípico, para a previsão no cenário WRF, em um tempo de simulação aproximado entre 30 e 38 horas, no caso 1. Para este intervalo de tempo as temperaturas observadas são menores a $0^{\circ}C$. Logo também para o mesmo intervalo no caso 2, observasse uma tendencia similar, porém para o cenário WRF3DVar assimilando sondagens. De fato, os valores do Desvio Padrão dos CVs, apresentados na tabela 2, mostram valores mais dispersos para estes cenários, ou seja, estão mais distantes da média.

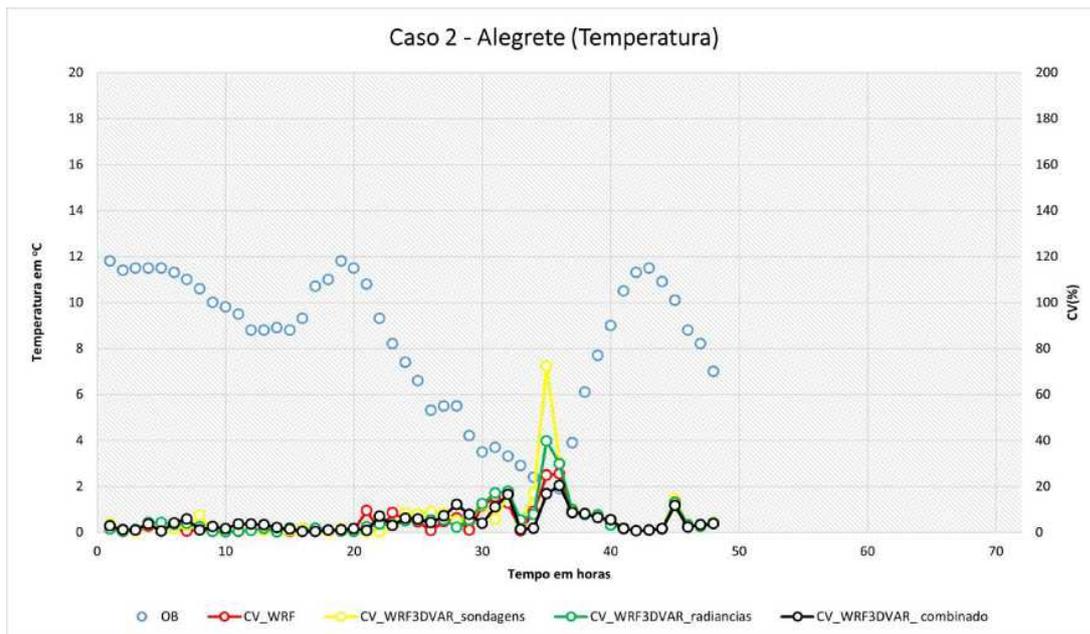
Foi observado que os CVs das previsões de Temperatura e as observações estão mais próximas da média para o cenário de previsão WRF3DVar assimilando sondagens e para o cenário de previsão WRF3DVar assimilando fontes combinadas, no caso 1 e caso 2 respectivamente. O valor de Viés indica que as previsões do modelos estão subestimando o comportamento de temperatura para o caso 2 conforme apresentado na sessão 6.2. Verifica-se que esta tendência não se mantém para o cenário WRF3DVar sondagens e WRF3DVar fontes combinadas no caso 1, donde a direção

do erro em media é de superestimação. A proximidade entre as previsões e as observações é sinalizada pôr os baixos valores encontrados pelo estimador NMSE. De um modo geral, é maior a proximidade das observações para a previsão do cenário WRF3DVar radiâncias, no caso 1, e mais próximo das observações as previsões do cenário WRF caso 2. Porém, os valores de NRMSE indicam previsões razoáveis com a presença de erros aleatórios.

O Coeficiente de Correlação entre os valores CVs e as observações são negativos para os quatro cenários, com uma correlação fraca no caso 1, e uma correlação moderada no caso 2 (valores entre -0,59 e -0,68).



(a)



(b)

Figura 34 – Coeficiente de Variação de Temperatura à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Alegrete (linha pontilhada azul).

Fonte: Autor, 2021

Tabela 2 – Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Alegrete e às Previsões para Temperatura à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.

(a) Caso 1

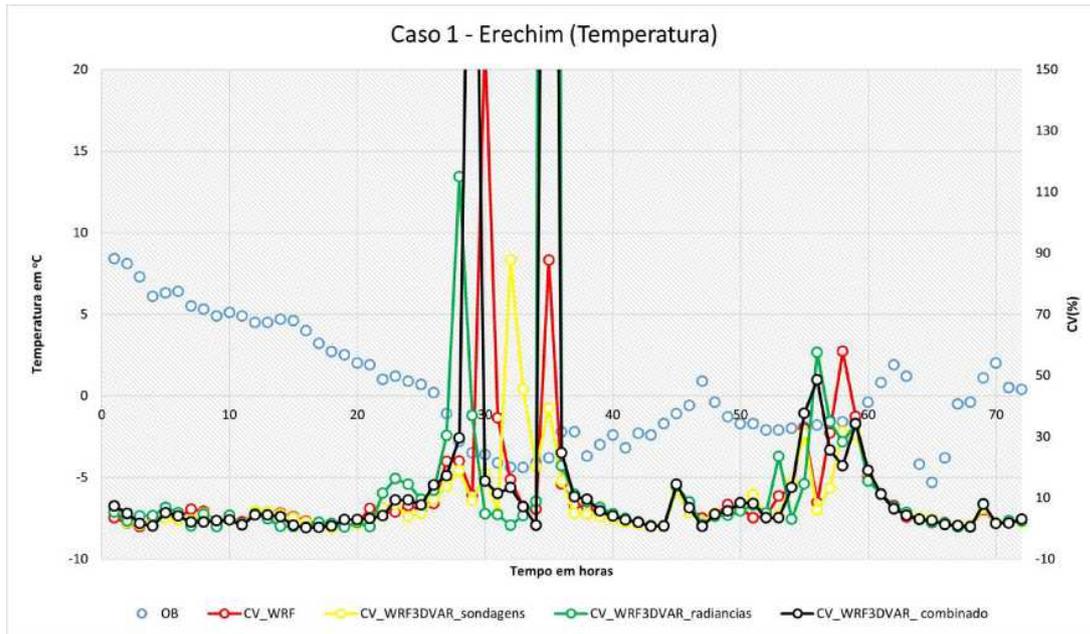
	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	14,26600	5,58021	9,00549	6,18003
D. Padrão CV	47,14910	7,94058	20,62666	8,67124
r.	-0,35538	-0,48892	-0,46016	-0,53266
ME	4,44708	5,58056	5,17495	4,91323
NMSE	0,04672	0,05644	0,04119	0,04097
NRMSE (%)	24,68627	31,70706	21,86505	24,75457
Viés	-0,80021	0,64275	-0,25236	0,15492

(b) Caso 2

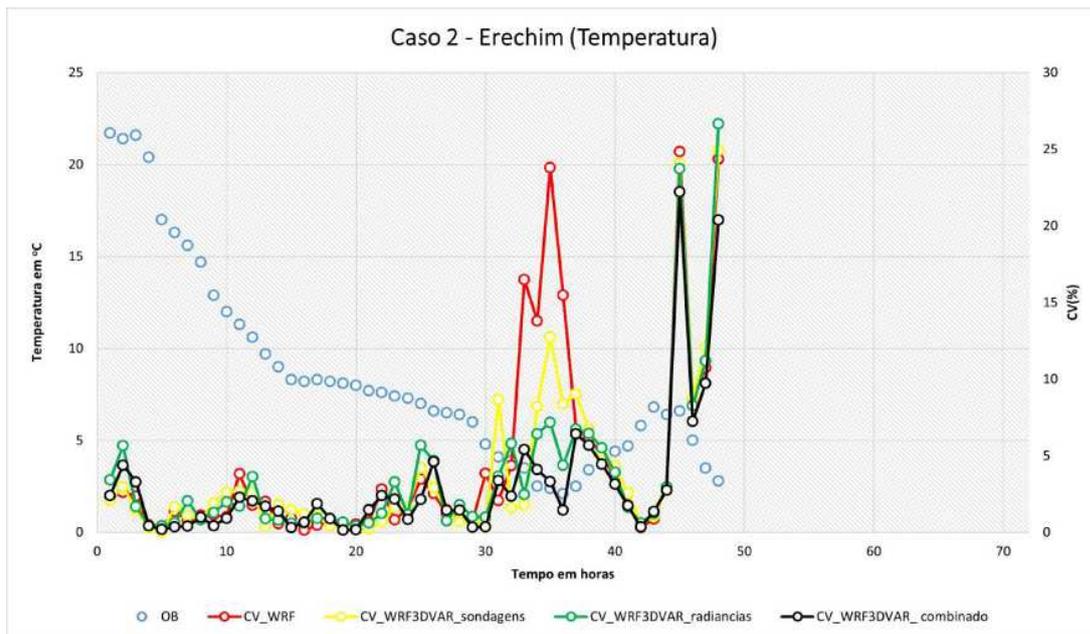
	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	4,53801	6,21272	5,33119	4,64397
D. Padrão CV	5,89990	11,30121	7,51451	4,60734
r	-0,65570	-0,58612	-0,68018	-0,65577
ME	2,60371	3,55521	3,33630	2,99530
NMSE	0,02141	0,04313	0,03339	0,02994
NRMSE (%)	15,00728	22,68871	22,18729	20,41193
Viés	-0,75333	-1,33862	-0,92496	-0,40327

Fonte: Autor, 2021

Apresenta-se nas figuras 35a e 35b, os valores dos CVs das previsões da variável Temperatura à 2 metros e as observações do INMET da estação de Erechim. Para o caso 2, constata-se elevados valores de CVs nas últimas 20 horas de simulação, correspondendo a valores próximos a $0^{\circ}C$. O observado no caso 1 vai de encontro com esta tendência, de fato em um tempo aproximado de 35 horas da simulação acontece um valor máximo dos CVs para a previsão WRF3DVar radiâncias e WRF3DVar fontes combinadas. Para este intervalo de tempo as temperaturas, agora observadas, são menores a $0^{\circ}C$.



(a)



(b)

Figura 35 – Coeficiente de Variação de Temperatura à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Erechim (linha pontilhada azul).

Fonte: Autor, 2021

Conforme os valores dos estimadores apresentados na tabela 3, o Coeficiente de Correlação é negativo para os quatro cenários assumindo valores entre -0,165 e -

0,393 no Caso 1, e assumindo valores entre -0,279 e -0,435 no caso 2. De modo que há uma fraca tendência em aumentos dos valores de CVs para quedas de pressão em cada um dos cenários. Os valores mais altos de r são para WRF3DVar sondagens, caso 1, e para WRF no caso 2.

O Desvio Padrão dos CVs apresenta um valor muito elevado para o cenário assimilando só radiâncias no caso 1, como era de esperar pela presença do valor atípico de CV, assim mesmo, para o cenário de assimilação com fontes combinadas. Ainda considerando o caso 1, os valores altos do estimador NMSE, indicam um comprometimento da performance das previsões com e sem assimilação, menos precisa para as previsões nas outras estações descritas anteriormente, com um erro muito alto, indicados pelos valores do estimador NRMSE. De fato, este comportamento das previsões não se constata no caso 2, onde a previsão é razoável mente eficiente. Além apresenta menores valores de Desvio Padrão dos CVs, e uma adequada performance global, verificada pelos valores de NMSE próximos a zero, principalmente para o cenário de assimilação com sondagens. Por outro lado, se mantém a tendência de correlação negativa moderada para os cenários de assimilação entre as observações e os CVs das previsões.

A direção do erro difere em média entre as previsões com assimilação para o caso 2. Verifica-se subestimação assimilando sondagens e radiâncias e superestimação com fontes combinadas.

Tabela 3 – Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Torres e às Previsões para Temperatura à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.

(a) Caso 1

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	11,30591	8,77018	30,72345	19,20158
D. Padrão CV	22,42824	13,17704	178,74069	70,22247
r.	-0,31071	-0,39299	-0,16523	-0,23110
ME	19,52473	19,45294	19,37582	19,64639
NMSE	7,47402	7,67104	6,64019	5,91566
NRMSE (%)	2039,66884	132,10588	109,62931	128,99630
Viés	5,32730	5,97160	5,21406	5,61135

(b) Caso 2

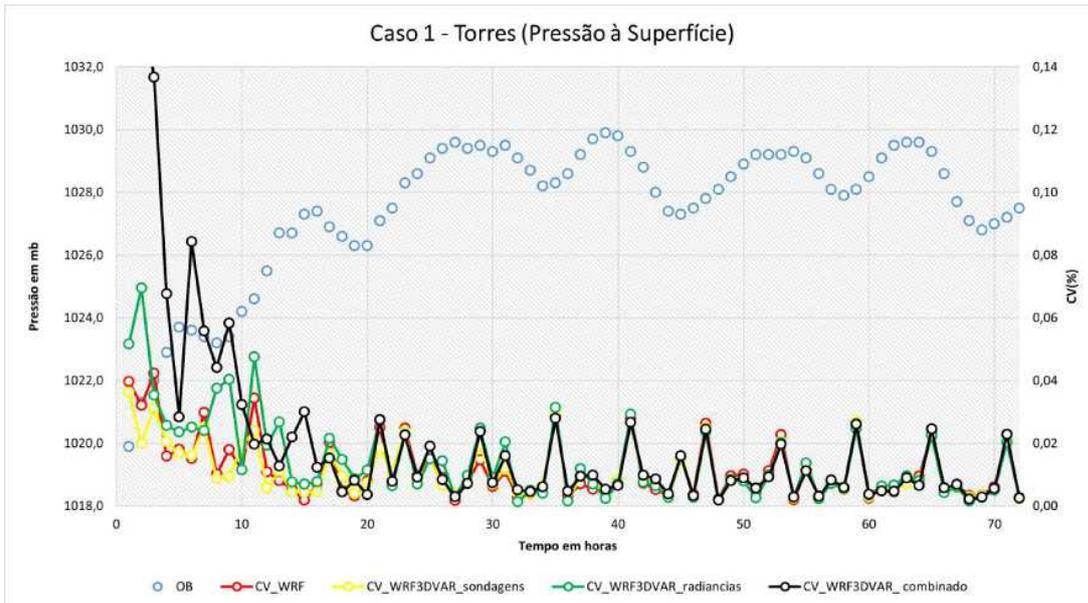
	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	4,49703	3,86408	3,74005	3,08308
D. Padrão CV	6,44528	5,39317	5,17436	4,35824
r	-0,43597	-0,39105	-0,31036	-0,27938
ME	5,27993	5,23469	5,42010	4,63256
NMSE	0,031142	0,025787	0,030249	0,039042
NRMSE (%)	20,29961	18,21559	20,37499	23,67917
Viés	0,03945	-0,18842	-0,01604	0,88124

Fonte: Autor, 2021

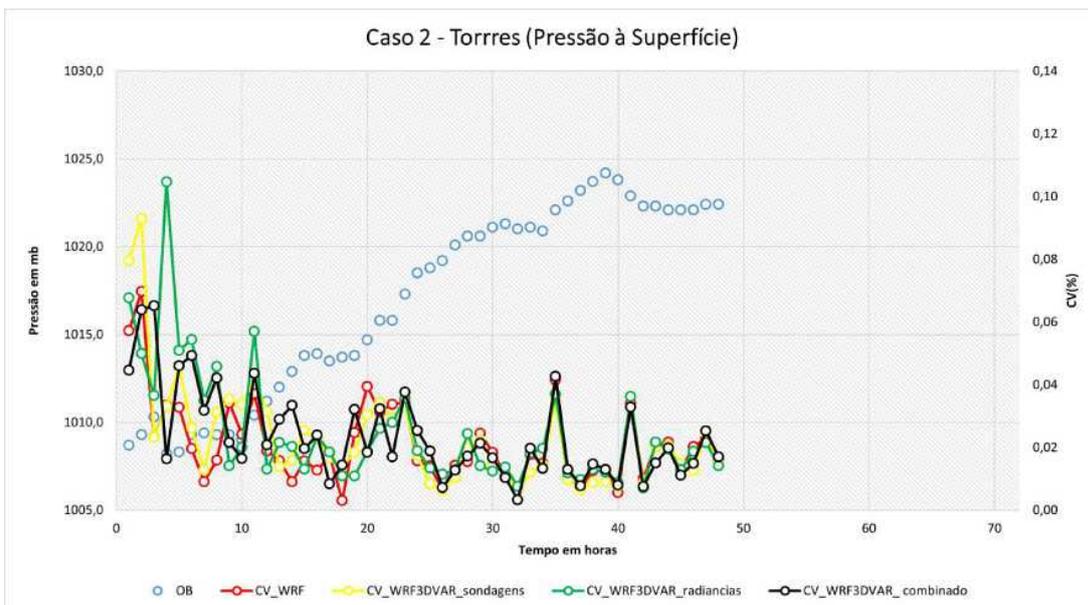
6.3.2 Pressão à Superfície em 2 metros

Para as previsões da variável Pressão à Superfície, apresentados na figura 36, para o caso 2, as observações têm valores próximos em todo o domínio de integração, não observasse grandes quedas ou aumentas nos valores de pressão. Os valores dos CVs estão em uma faixa entre 0 e 0,25 o que indica pouca variabilidade. Também a variabilidade entre os cenários de assimilação ocorre com maior intensidade nas primeiras horas de simulação.

Cabe observar que os máximos picos dos CVs, acontecem nas primeiras horas de simulação. Agora considerando o caso 1, as tendências se repetem, no entanto, o pico máximo não ocorre para o WRF3DVar assimilando radiâncias, senão para WRF3DVar assimilando fontes combinadas.



(a)



(b)

Figura 36 – Coeficiente de Variação de Pressão à Superfície em 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Torres (linha pontilhada azul).

Fonte: Autor, 2021

Os valores de correlação entre as observações e os valores dos CVs no caso 2 (tabela 4) mostram uma correlação moderada com valores entre -0,41 e -0,5. Da mesma forma acontece para o caso 1, mais com uma correlação mais fraca com valores negativos para os quatro cenários entre -0,2 e -0,41, ou seja, mostra uma

correlação fraca para quedas na pressão e aumentos nos CVs. Os cenários com assimilação mostram-se mais correlacionados com o cenário sem assimilação.

No que se refere aos valores do estimador NMSE são muito próximos a zero não só no caso 2 como também no caso 1 considerando os quatro cenários. Os desempenhos são melhores para as previsões do modelo WRF3DVar sondagens, caso 1, e para as previsões WRF3DVar fontes combinadas, caso 2. Adicionalmente os valores do estimador NRMSE são próximos de zero, o que verifica uma boa performance para os modelos.

Por outro lado o Viés indica, uma superestimação das previsões para o caso 2. Adicionalmente o ME é de 1,59 mb para assimilação com fontes combinadas. Este comportamento não é observado no caso 1, onde a inserção dos dados combinados subestima os valores de pressão. Por outro lado o Desvio Padrão dos CVs, próximo a zero, mostra uma baixa dispersão para os valores dos CVs em relação à média o qual indica uma boa precisão.

Tabela 4 – Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Torres e às previsões para Pressão à Superfície em 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.

(a) Caso 1

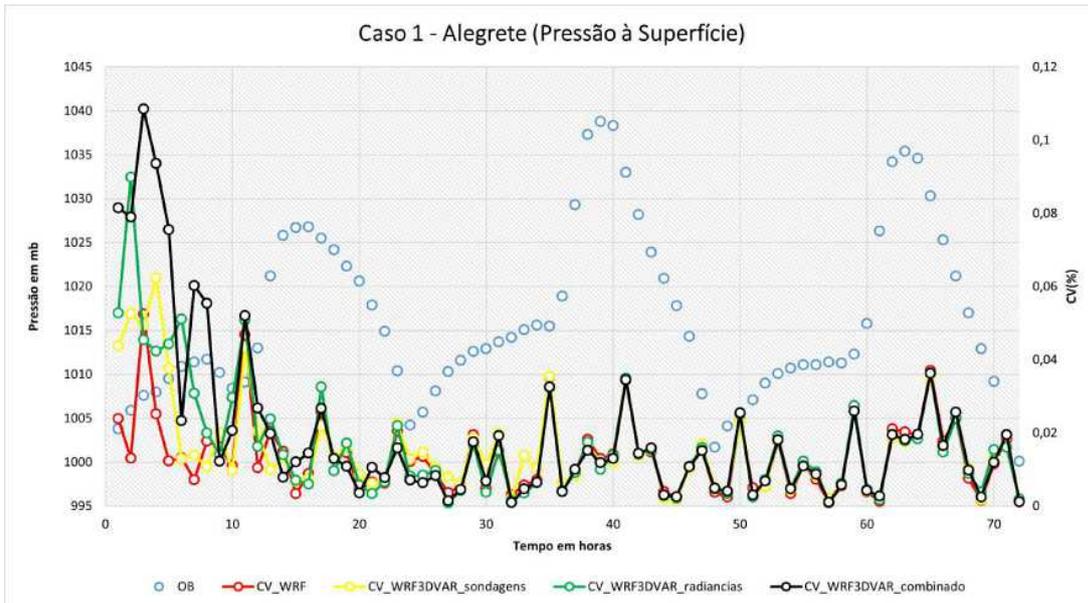
	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	0,01174	0,01118	0,01451	0,02161
D. Padrão CV	0,00977	0,00838	0,01327	0,03443
r.	-0,38129	-0,29182	-0,19957	-0,41194
ME	1,40803	1,39020	3,78172	2,24967
NMSE	4,231E-07	4,085E-07	1,324E-06	5,759E-07
NRMSE (%)	0,06506	0,06391	0,11504	0,07592
Viés	0,18511	0,04414	-0,38873	-0,08529

(b) Caso 2

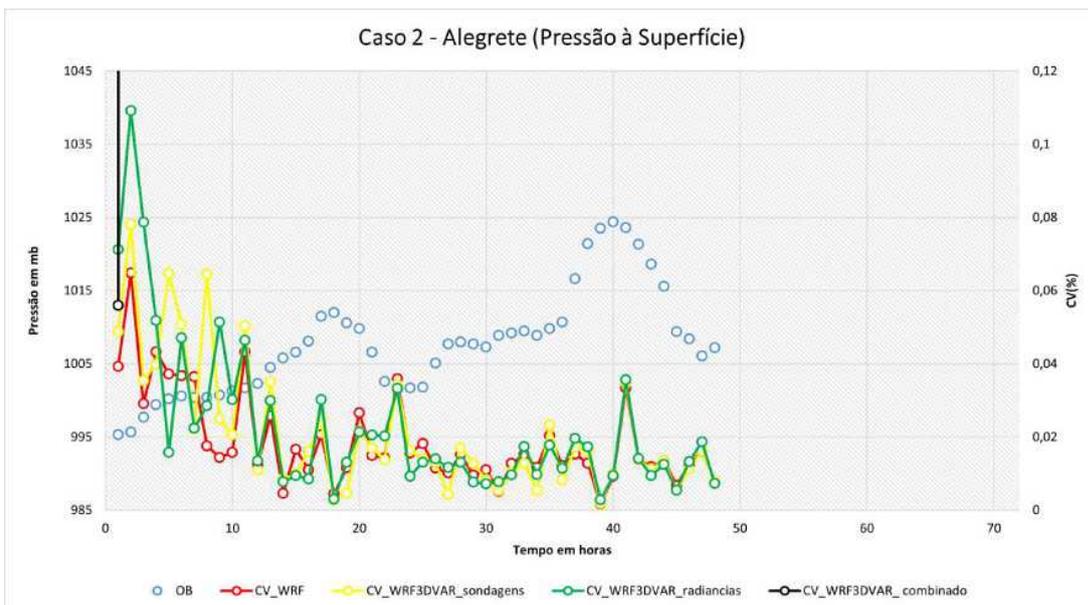
	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	0,02124	0,02323	0,02475	0,02369
D. Padrão CV	0,01324	0,01688	0,01861	0,01447
r	-0,41410	-0,57105	-0,59038	-0,58860
ME	2,29041	2,83892	2,46093	2,11123
NMSE	1,66E-06	2,89E-06	2,46E-06	7,82E-07
NRMSE (%)	0,12898	0,16990	0,15668	0,08835
Viés	0,89337	0,46646	0,99282	1,59694

Fonte: Autor, 2021

Apresenta-se na figura 37, os valores dos CVs para as previsões da Pressão à Superfície e observações da estação de Alegrete. Observa-se que no caso 1, as observações têm um comportamento alternante, com menores valores de pressão nas primeiras horas e valores picos de máximo e mínimo de pressão ao longo do horizonte de simulação de 72 horas. Para o caso 2, ao longo das 48 horas, mantém-se a tendência de menores valores de pressão ao início da simulação e uma trajetória com valores picos de máximo e mínimo menos alternantes. Destaca-se o fato que em ambas as simulações, nos quatro cenários, nas primeiras horas verificasse a maior variabilidade das previsões, porém com valores muito próximo a zero e a tendência de valores máximos dos CVs para quedas de pressão, e valores mínimos dos CVs para aumento de pressão.



(a)



(b)

Figura 37 – Coeficiente de Variação de Pressão à Superfície em 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiancias (linha verde), assimilando sondagens e radiancias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Alegrete (linha pontilhada azul).

Fonte: Autor, 2021

Corroborar-se também a boa performance dos modelos de previsão nos cenários de assimilação de radiancias e sondagens dada pelos valores muito próximos a zero do estimador NMSE, indicando de forma global a proximidade com as observações. Porém para as previsões do WRF3DVar fontes combinadas este valor é alto ($1,27E+01$),

de forma atípica.

Adicionalmente o cenário WRF3DVar assimilando radiações, verifica o menor valor para ambos os casos. Consoante aos valores da proximidade a zero do estimador NRMSE, verificasse uma boa precisão das previsões, com um erro associado menor, quando comparados com outras variáveis para a mesma estação.

Para o caso 1, os CVs das previsões estão muito próximos da média, já que o Desvio Padrão dos CVs apresentam valores próximos a zero (menores a 0,023). Para o caso 2 a tendência mantém-se, com uma dispersão consideravelmente maior para o cenário WRF3DVar assimilando fontes combinadas. Considerando o ME para o caso 2, nesse cenário verifica-se um valor atípico, o que vai de encontro com outras verificações.

Por outro lado, as correlações entre os CVs das previsões e observações, são negativas e moderadas para o caso 2 em todos os cenários, e negativas e fracas para os cenários com assimilação, excetuando o cenário WRF, que apresenta correlação positiva. A tendência geral no caso 2, é de superestimar os valores de Pressão para todos os cenários, excepto para AD com fontes combinadas.

Tabela 5 – Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Alegrete e às Previsões para Pressão à Superfície em 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.

(a) Caso 1

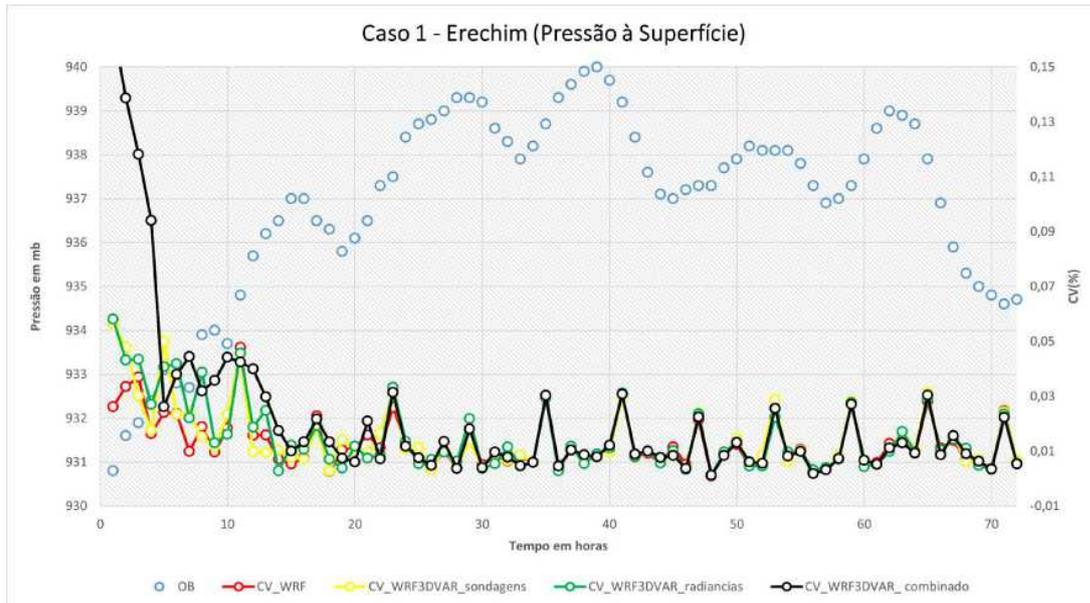
	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	0,01353	0,01563	0,01672	0,01952
D. Padrão CV	0,01042	0,01275	0,01586	0,02249
r.	0,13170	-0,07461	-0,10145	-0,16346
ME	19,87108	19,94505	19,64490	19,90080
NMSE	8,213E-05	7,969E-05	7,927E-05	7,976E-05
NRMSE (%)	0,90653	0,89209	0,89070	0,89268
Viés	0,64673	-0,11047	0,60887	0,26642

(b) Caso 2

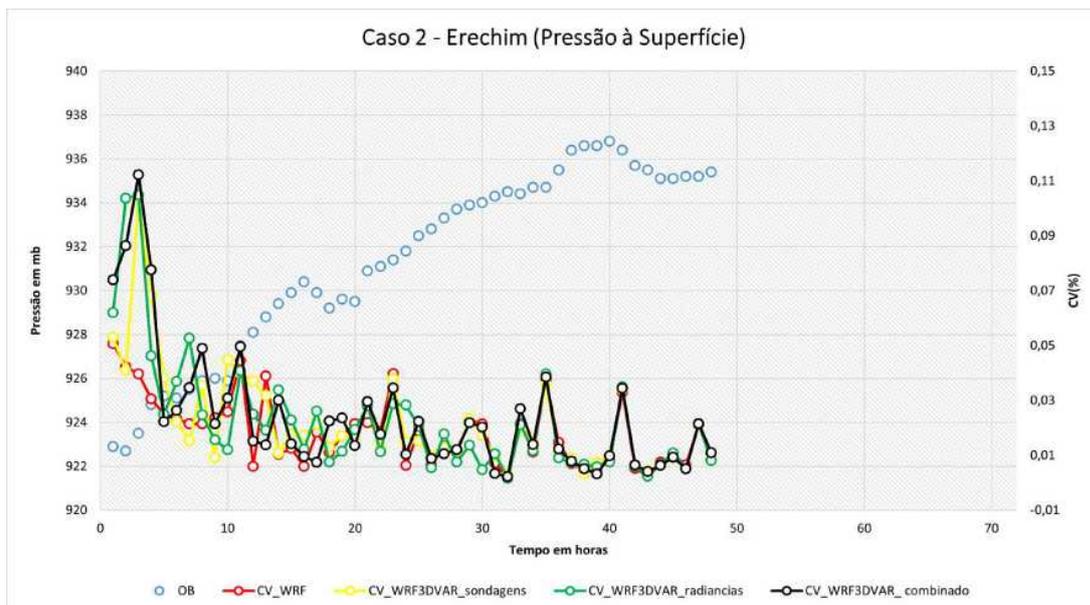
	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	0,01876	0,02103	0,02248	7,95159
D. Padrão CV	0,01267	0,01761	0,02108	17,52759
r	-0,51267	-0,52644	-0,52908	-0,45949
ME	10,00635	10,51977	10,19252	1010,09920
NMSE	2,89E-05	3,15E-05	2,85E-05	1,27E+01
NRMSE (%)	0,53770	0,56074	0,53349	95,04310
Viés	2,08057	2,50237	2,02172	-934,84532

Fonte: Autor, 2021

Conforme a figura 38, os maiores valores dos CVs para as previsões da Pressão à Superfície em 2 metros e observações da estação de Erechim, (como observado nas descrições da estação de Torres e Alegrete) verificam-se nas primeiras horas de simulação, e a tendência de valores máximos dos CVs acontecerem para intervalos de quedas na pressão.



(a)



(b)

Figura 38 – Coeficiente de Variação de Pressão à Superfície em 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Erechim (linha pontilhada azul).

Fonte: Autor, 2021

Os valores de r para o caso 2 são negativos para os três cenários de assimilação WRF3DVar e para o cenário WRF sem assimilação, entre -0,6025 e -0,699, o qual indica uma correlação razoavelmente forte. Corrobora-se da mesma forma para o caso 1 com valores entre -0,41352 e -0,702. Em ambos os casos para a estação

de Erechim o cenário com assimilação WRF3DVar com fontes combinadas apresenta maior valor de correlação negativa.

A dispersão para os quatro cenários é muito baixa, para ambos os casos. Marcando a tendência descrita para outras estações.

No que se refere a proximidade das observações das previsões, verifica-se a boa performance dos modelos, corroborados pelos valores próximos a zero do estimador NMSE. Consoante ao estimador NRMSE, os valores baixos verificam a boa previsibilidade, não obstante existe erros aleatórios associados. A tendência dos valores das previsões tanto com assimilação, como sem e de superestimar o comportamento dos dados observados. Para o caso 1 ME é de 5,77 mb dado no cenário WRF3DVar radiâncias e para o caso 2 é de 6,730 mb para o cenário WRF.

Tabela 6 – Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Erechim e às Previsões para Pressão à Superfície em 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.

(a) Caso 1

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	0,01296	0,01414	0,01491	0,02111
D. Padrão CV	0,00942	0,01182	0,01262	0,02929
r.	-0,41352	-0,52960	-0,59015	-0,70278
ME	5,56602	5,59793	5,77003	5,59473
NMSE	2,3330E-05	2,3226E-05	2,2785E-05	2,3829E-05
NRMSE (%)	0,48417	0,48079	0,47618	0,48705
Viés	4,48633	4,47799	4,38170	4,51826

(b) Caso 2

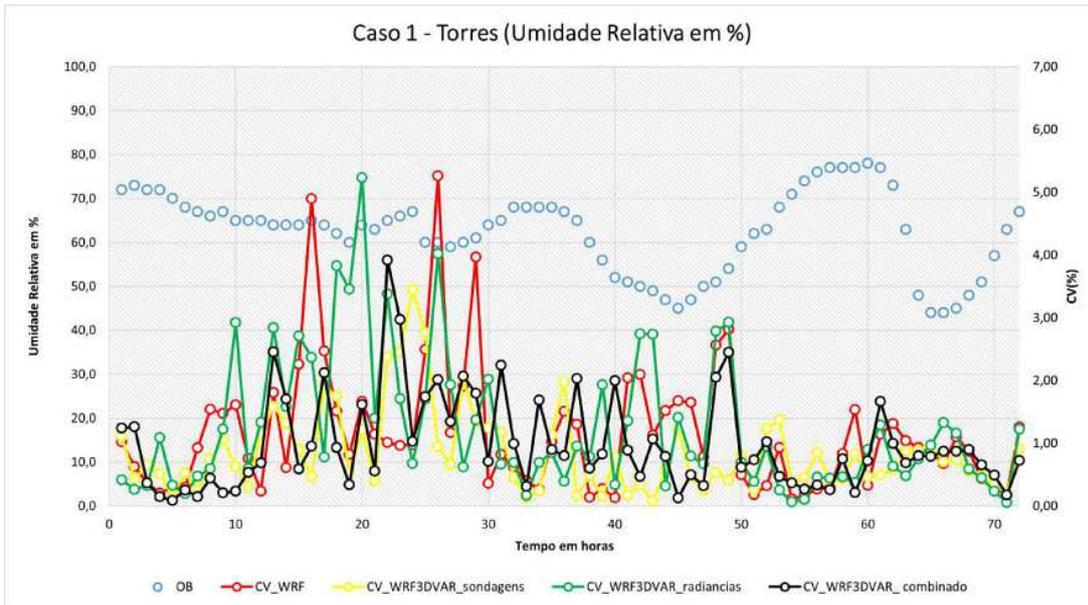
	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	0,018422	0,022052	0,022598	0,023813
D. Padrão CV	0,012492	0,018674	0,022019	0,022984
r	-0,602590	-0,659474	-0,685059	-0,699117
ME	6,73006	6,66245	6,51023	5,80962
NMSE	2,726E-05	2,845E-05	2,840E-05	2,366E-05
NRMSE (%)	0,52345	0,53207	0,53153	0,48500
Viés	4,82460	4,94653	4,93867	4,49096

Fonte: Autor, 2021

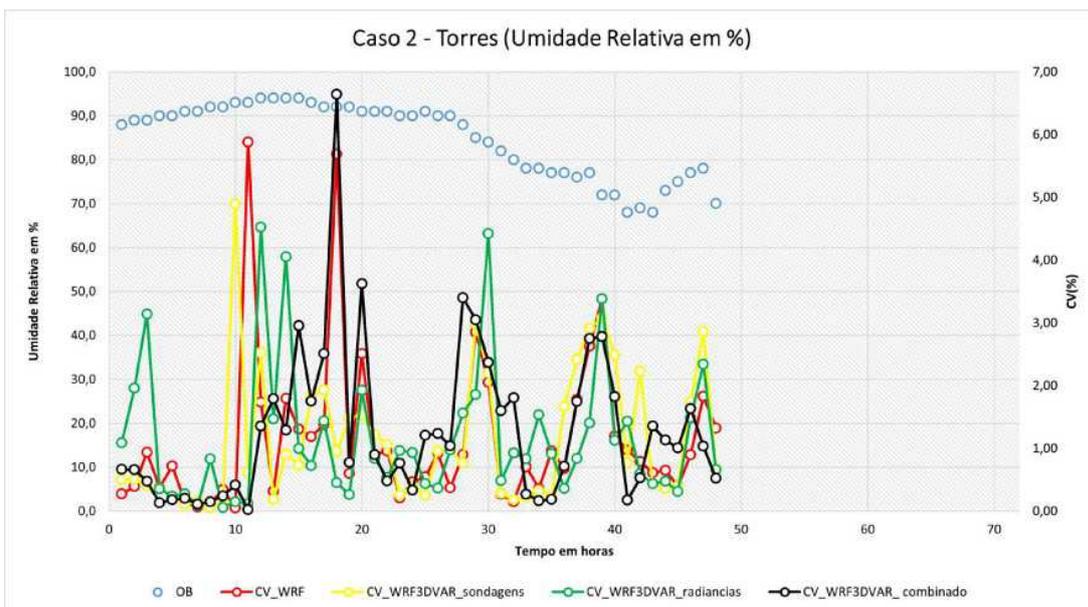
6.3.3 Umidade Relativa à 2 metros

Nas figuras 39b e 39c, observa-se para as previsões da variável Umidade Relativa à 2 metros, valores dos CVs aproximadamente menores a 5,5 % no caso 1. Os

máximos picos dos CVs ocorrem para o cenário WRF (linha vermelha) e WRF3DVar radiâncias (linha verde). Os valores dos CVs para o caso 2 tem uma variação maior entre 0 e 6,5 % aproximadamente, com alternância entre os picos máximos entre os quatro cenários. A menos tendência em aumentos dos CVs para quedas de Umidade Relativa, principalmente posterior às 40 horas.



(a)



(b)

Figura 39 – Coeficiente de Variação de Umidade Relativa à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Torres (linha pontilhada azul).

Fonte: Autor, 2021

Na tabela 7 verifica-se correlação positiva para dois cenários de assimilação e sem assimilação, no caso 2, ainda que os valores estejam muito próximos a zero. Para o caso 1 a correlação é positiva somente para o cenário WRF3DVar sondagens, igual a 0,6602.

Considerando os valores do estimador NMSE, verifica-se uma boa precisão das previsões com menor valor para o cenário WRF3DVar assimilando sondagens, igual a 0,02523. Assim mesmo constata-se erros aleatórios para as previsões, dado que os altos valores do estimador RNMSE entre 15,62% e 17,71%. A tendência dos valores das previsões tanto com assimilação, como sem e de subestimar o comportamento dos dados observados, caso 2, enquanto é de superestimar para o caso 1. O valor ME é de 23,94 e de 27,3 dado no cenário WRF3DVar fontes combinadas no caso 1 e caso 2 respectivamente.

Tabela 7 – Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Torres e às Previsões para Umidade Relativa à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.

(a) Caso 1

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	1,15386	0,84592	1,23573	0,98629
D. Padrão CV	1,00796	0,66027	1,09423	0,75981
r.	-0,19123	0,06287	-0,21418	-0,07354
ME	23,92135	23,51678	24,91030	23,94324
NMSE	17,71988	15,19453	18,53036	15,62340
NRMSE (%)	24,73281	29,91379	28,98611	31,58473
Viés	3,83517	1,75743	3,43180	0,09373

(b) Caso 2

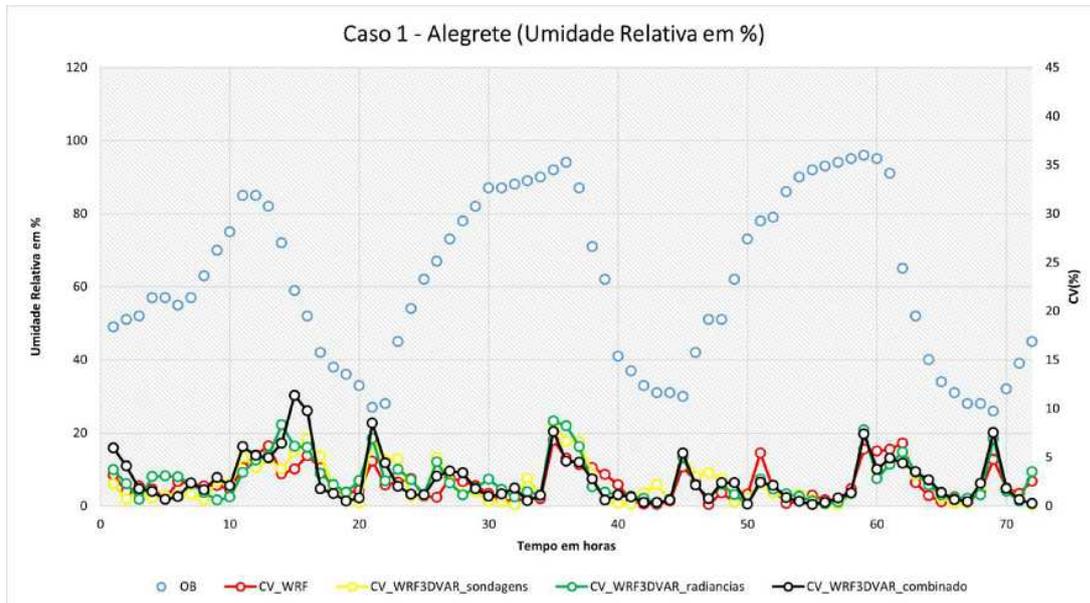
	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	1,15896	1,13579	1,18013	1,29188
D. Padrão CV	1,24151	1,06919	1,10054	1,24585
r	0,02809	-0,14111	0,01935	0,06457
ME	26,32931	22,07402	22,68869	27,30006
NMSE	0,02144	0,01755	0,02205	0,02429
NRMSE (%)	14,17287	14,04525	15,25063	16,60802
Viés	-6,79083	-5,46134	-7,83350	-7,00571

Fonte: Autor, 2021

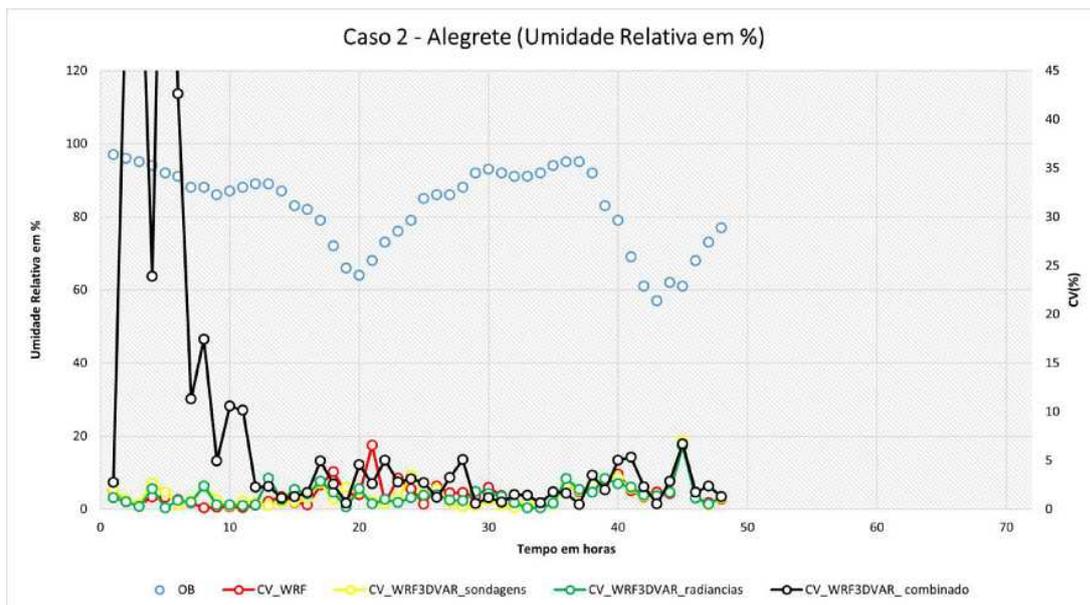
Nas figuras 40a e 40b, nota-se as previsões da variável Umidade Relativa à 2 metros e observações da estação de Alegrete, valores dos CVs são menores a 8 % no caso 2, para os cenários com assimilação e sem assimilação, exceto para a previsão do WRF3DVar assimilando fontes combinadas que apresenta valores elevados dos CVs, fundamentalmente nas primeiras 12 horas de simulação.

Considerando o caso 1, diferente desta situação, os CVs das previsões encontram

se na faixa entre 0 % e 10 %.



(a)



(b)

Figura 40 – Coeficiente de Variação de Umidade Relativa à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Alegrete (linha pontilhada azul).

Fonte: Autor, 2021

Da mesma forma que foi descrito para a estação de Torres, verifica-se na tabela 8, valores positivos de correlação no caso 1 (entre 0,075 e 0,23). Apesar de que os

valores indiquem uma tendência fraca, os valores positivos de correlação indicam que a aumentos de Umidade Relativa corresponde aumentos em valores dos CVs. Para o caso 2, há uma mudança na tendência, pois o único valor positivo de correlação é dado para o cenário WRF3DVar assimilando fontes combinadas.

Conforme o esperado para o caso 2, o valor de 10,06 do estimador NMSE no cenário WRF3DVar assimilando fontes combinadas, indica um resultado atípico considerando que os demais cenários com assimilação indicam uma boa performance enquanto a proximidade das observações. Não há ganhos significativos ao incorporar os dados de sondagens e radiâncias para o caso 1, uma vez que o valor mais alto de NMSE é dado no cenário WRF. Para o caso 2, a inserção do dado de sondagem permite um melhor desempenho, apesar da diferença ser mínima em comparação com o cenário WRF.

Os valores do estimador NRMSE não são próximos de zero, com valores maiores para o cenário WRF3DVAR assimilando fontes combinadas. Adicionalmente tanto no caso 2, como no caso 1 a tendência é de subestimar o comportamento dos dados observados.

Tabela 8 – Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Alegrete e às Previsões para Umidade Relativa à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.

(a) Caso 1

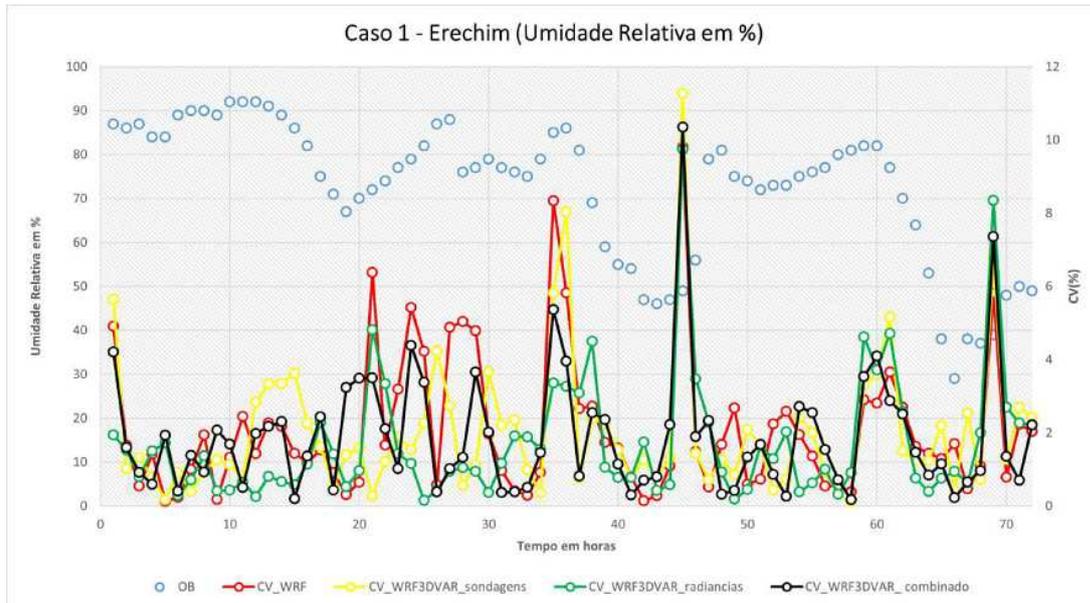
	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	2,36987	2,50870	2,68312	2,69800
D. Padrão CV	1,79029	2,19283	2,17127	2,46532
r.	0,23083	0,08537	0,12390	0,07344
ME	43,89797	46,54167	47,84735	49,99082
NMSE	0,10049	0,12763	0,15244	0,17326
NRMSE (%)	30,1498	39,7120	44,7535	49,9190
Viés	-10,19878	-12,81600	-15,31727	-15,68834

(b) Caso 2

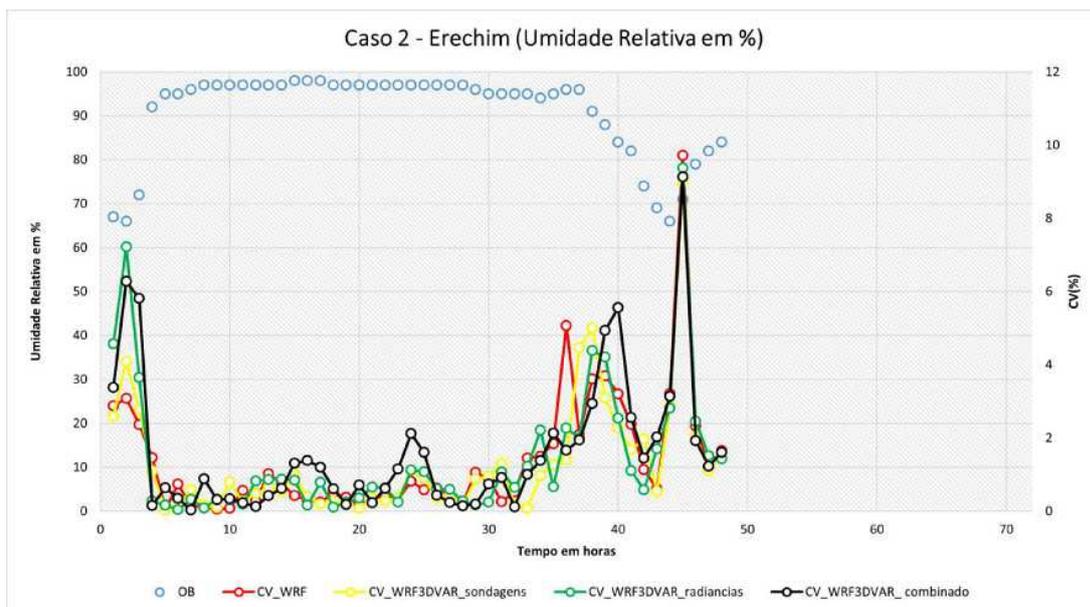
	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	1,56721	1,43649	1,41379	8,69889
D. Padrão CV	1,39825	1,21680	1,11891	17,24404
r	-0,40664	-0,31130	-0,25104	0,30624
ME	24,64978	24,13780	26,04743	93,93353
NMSE	0,01935	0,01434	0,02476	10,06196
NRMSE (%)	13,23383	13,00118	16,31725	108,27241
Viés	-9,24065	-7,27294	-10,17889	-76,21144

Fonte: Autor, 2021

Conforme as figuras 41a e 41b previsões da variável Umidade Relativa à 2 metros e observações da Estação de Erechim, os valores dos CVs estão entre 0% e 12 % no caso 1, e de 0 % a 10 % no caso 2. O comportamento das distribuições de pontos de observação é diferente, porém verifica-se máximo valor dos CVs no intervalo entre 40 e 48 horas de simulação. Também se verifica em menor medida uma variabilidade no início da simulação.



(a)



(b)

Figura 41 – Coeficiente de Variação de Umidade Relativa à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Erechim (linha pontilhada azul).

Fonte: Autor, 2021

Os valores do estimador NMSE, apresentados na tabela 9, são próximos a zero, indicando uma boa performance dos modelos com e sem assimilação. Quando comparados globalmente as previsões, a inserção do dado de sondagem permite melhorar o resultado do estimador NMSE, no caso 1, enquanto no caso 2, a inserção dos dados

de sondagens, radiâncias não apresenta melhoras significativas no resultado do estimador. Por outro lado, os valores do estimador NRMSE indicam a presença de erros entre o intervalo de valores verificados para as estações de Torres e Alegrete .

A tendência da trajetória das previsões dos modelos é de subestimar a trajetória dos dados observados para ambos os casos. No caso 1 o ME é de 24,9 % dado no cenário WRF3DVar radiâncias e para o caso 2 é de 27,3 % para o cenário WRF3DVar assimilando fontes combinadas.

Analisando os valores do Coeficiente de Correlação r , há a tendência de uma correlação razoavelmente forte negativa no caso 2, sendo o cenário WRF3DVar assimilando fontes combinadas, mais correlacionado com as observações nesse sentido. Porém o valor de r , no caso 1, é positivo para o cenário WRF, e negativo para os cenários com assimilação, muito próximos a zero.

Tabela 9 – Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Erechim e às Previsões para Umidade Relativa à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.

(a) Caso 1

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	2,10242	2,03761	1,70517	1,90085
D. Padrão CV	1,93752	1,90894	1,71498	1,70408
r .	0,04202	-0,02681	-0,23553	-0,06287
ME	40,66767	37,14954	31,93769	34,87368
NMSE	0,04642	0,05460	0,03172	0,03968
NRMSE (%)	21,00880	24,24346	20,11896	20,42824
Viés	-5,84885	-8,89571	-3,83262	-6,18330

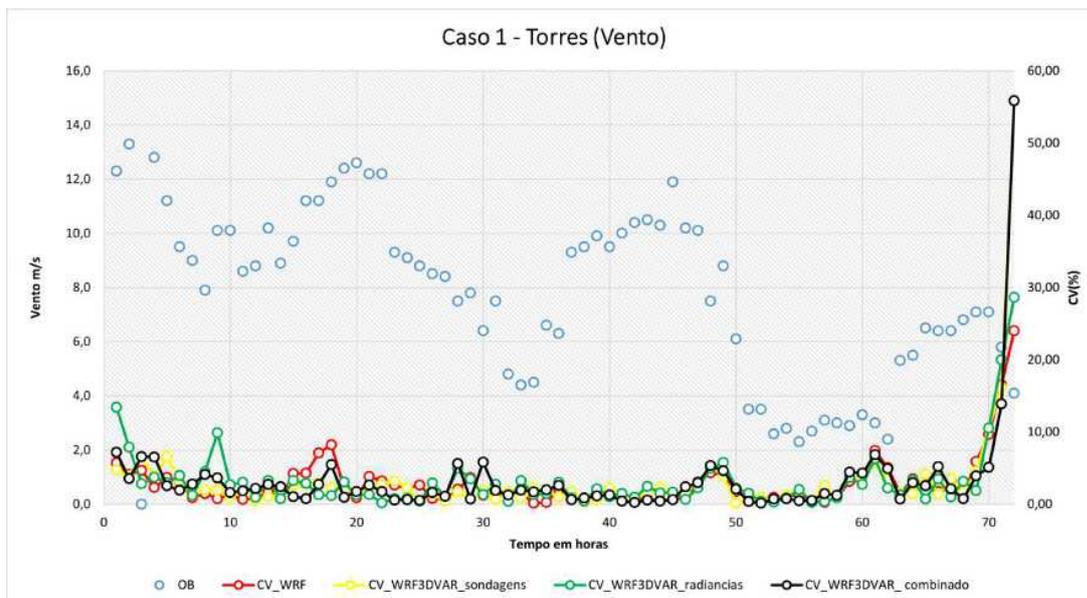
(b) Caso 2

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	1,39025	1,31384	1,46022	1,62780
D. Padrão CV	1,70518	1,64694	1,86770	1,88963
r	-0,56264	-0,59514	-0,69540	-0,70436
ME	33,18515	29,86222	35,93386	38,76508
NMSE	0,01705	0,01433	0,02415	0,02136
NRMSE (%)	12,84080	12,38767	15,79449	15,31760
Viés	-4,28676	-3,84927	-6,04838	-5,30750

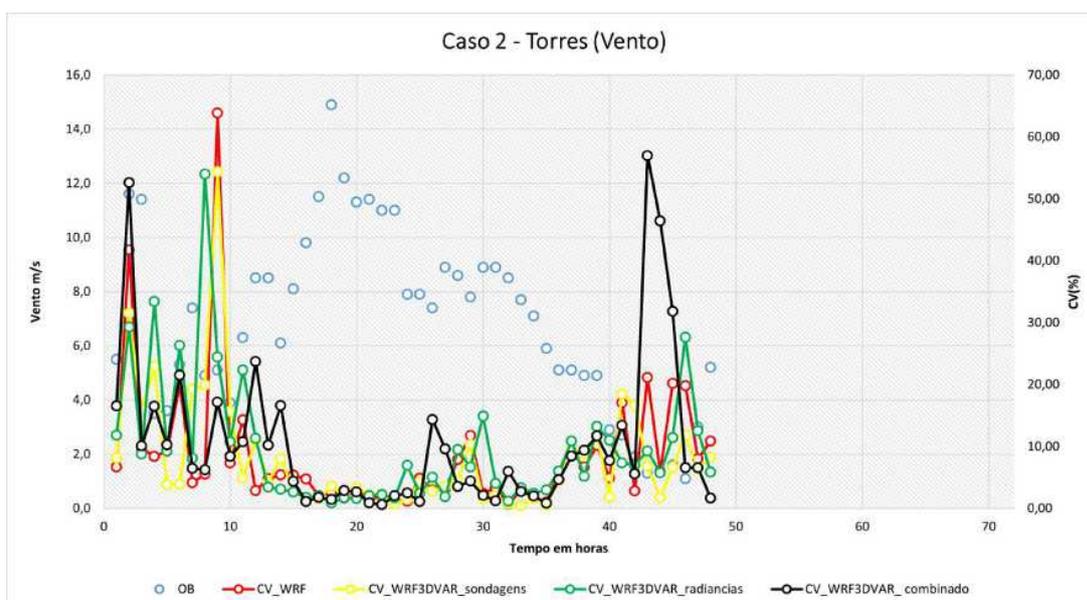
Fonte: Autor, 2021

6.3.4 Velocidade do Vento à 2 metros

Os valores altos dos CVs das previsões da variável Velocidade do Vento, apresentados nas figuras 42a e 42b , mostram uma alta variabilidade ao longo do horizonte de simulação, com valores na faixa entre 0% e 10% para as primeiras 70 horas, considerando o caso 1. No final da simulação os valores apresentam um crescimento acentuado chegando a um valor máximo de aproximadamente 55 %. Os valores dos CVs para o caso 2 são maiores com picos máximos e mínimos alternados. Adicionalmente observasse para as observações de Velocidade do Vento valores mais dispersos, em comparação com as demais variáveis.



(a)



(b)

Figura 42 – Coeficiente de Variação de Velocidade do Vento à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Torres (linha pontilhada azul).

Fonte: Autor, 2021

A verificação por meio do Desvio Padrão dos CVs (tabela 10), mostra uma elevada dispersão para o caso 1, tanto quanto para o caso 2, levando em consideração os quatro cenários. Ao passo que o cenário WRF está mais próximo da média para o caso 1, e o cenário WRF3DVar radiâncias sondagens para o caso 2.

Se bem os valores do estimador NMSE estão próximos a zero, são maiores comparados com os valores anteriormente descritos para as restantes variáveis. Cabe ressaltar que o estimador NMSE permite comparar conjuntos de pontos de diferentes tamanhos e grandezas diferentes. Nestes casos o valor mais baixo é dado pelo cenário WRF3DVar assimilando fontes combinadas. Adicionalmente os valores do estimador NRMSE não são próximos de zero, indicando que existem erros aleatórios. Para o caso 1 o ME é de 10,36 m/s dado no cenário WRF3DVar sondagens e para o caso 2 é de 7,12 m/s para o cenário WRF3DVar assimilando radiações.

O valor de Viés indica que as previsões superestimam os dados observados, para ambos os casos, exceto para a previsão assimilando dados de sondagens no caso 1.

Os valores de r novamente para os quatro cenários são negativos, com um tendência mais fraca para o caso 1. Enquanto o Desvio Padrão dos CVs apresenta valores altos, indicando maior distanciamento em relação à média dos CVs.

Tabela 10 – Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Torres e às Previsões para Velocidade do Vento à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiações, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiações e sondagens.

(a) Caso 1

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	2,88501	3,21123	3,15981	3,29988
D. Padrão CV	3,62240	6,72685	4,39002	6,68627
r.	-0,08189	-0,14751	-0,03405	-0,15402
ME	10,25332	10,36274	7,66429	9,15663
NMSE	0,10400	0,10961	0,11511	0,10157
NRMSE (%)	33,36938	33,64024	37,94440	32,38483
Viés	0,06754	-0,33158	0,33434	0,15556

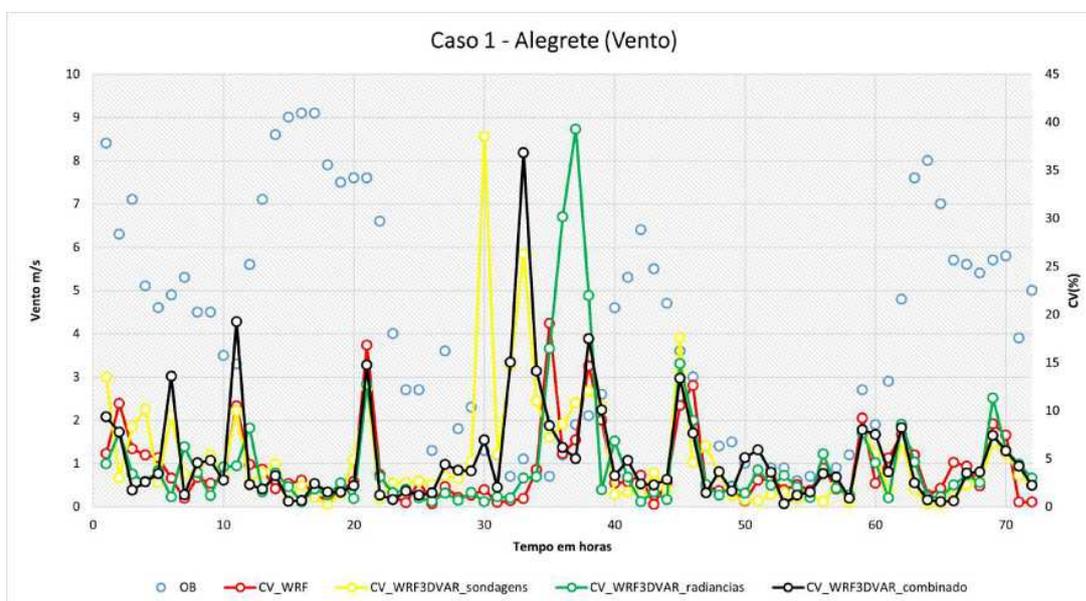
(b) Caso 2

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	8,63893	8,12595	9,72832	10,53518
D. Padrão CV	11,02131	9,69177	10,37457	12,78371
r	-0,25125	-0,21603	-0,35348	-0,36336
ME	7,127208	6,519393	5,627071	5,709093
NMSE	0,11478	0,11152	0,12694	0,10521
NRMSE (%)	36,96685	36,32299	36,96448	34,86291
Viés	0,06336	0,26561	0,05200	0,06681

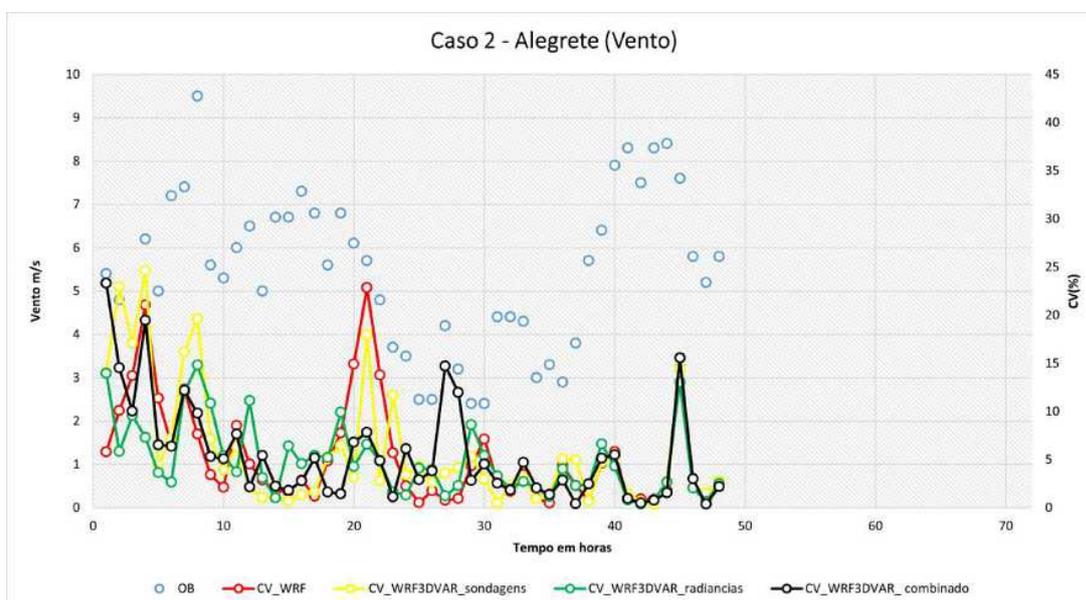
Fonte: Autor, 2021

Os valores altos dos CVs das previsões da variável Velocidade do Vento (figuras

43a e 43b) para a estação de Alegrete mostram uma alta variabilidade ao longo do horizonte de simulação, com valores máximos de aproximadamente 40 % para o caso 1, e de 25 % para o caso 2. Isto indica uma maior variabilidade das previsões da variável vento em comparação com as previsões das variáveis descritas anteriormente.



(a)



(b)

Figura 43 – Coeficiente de Variação de Velocidade do Vento à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Alegrete (linha pontilhada azul).

Fonte: Autor, 2021

No relativo à verificação por meio do estimador NMSE, apresentados na tabela 11, é melhor a performance dos modelos para o caso 2, apresentando valores entre 0,1081 e 0,15821. Cabe destacar que a inserção dos dados não apresenta uma melhora nos resultados. No entanto no caso 1, se bem os valores NMSE são maiores entre 0,21392 e 0,4855 a assimilação de dados de radiâncias permite, globalmente, uma melhora eficaz em comparação ao modelo sem assimilação. Por outro lado, há erros aleatórios presentes na simulação indicados pelos valores altos do estimador RMSE. Podemos ver pontualmente, por meio da verificação de erro máximo, as diferenças entre as previsões e observações. Para o caso 1 o ME é de 6,7 m/s dado no cenário WRF e para o caso 2 é de 6,3 m/s para o cenário WRF3DVar assimilando fontes combinadas.

Novamente verifica-se pelos valores do Viés que a direção do erro é de subestimar o comportamento da Velocidade do Vento.

O Coeficiente de Correlação entre os CVs e observações apresentam, no caso 2 para os quatro cenários valores positivos, com uma tendência fraca pois os valores são menores a 0,2. No entanto no caso 1, somente no cenário WRF verifica-se valor negativo de correlação. No tocante ao Desvio Padrão dos CVs apresenta valores altos, indicando distanciamento em relação à média dos CVs.

Tabela 11 – Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Alegrete e às Previsões para Velocidade do Vento à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.

(a) Caso 1

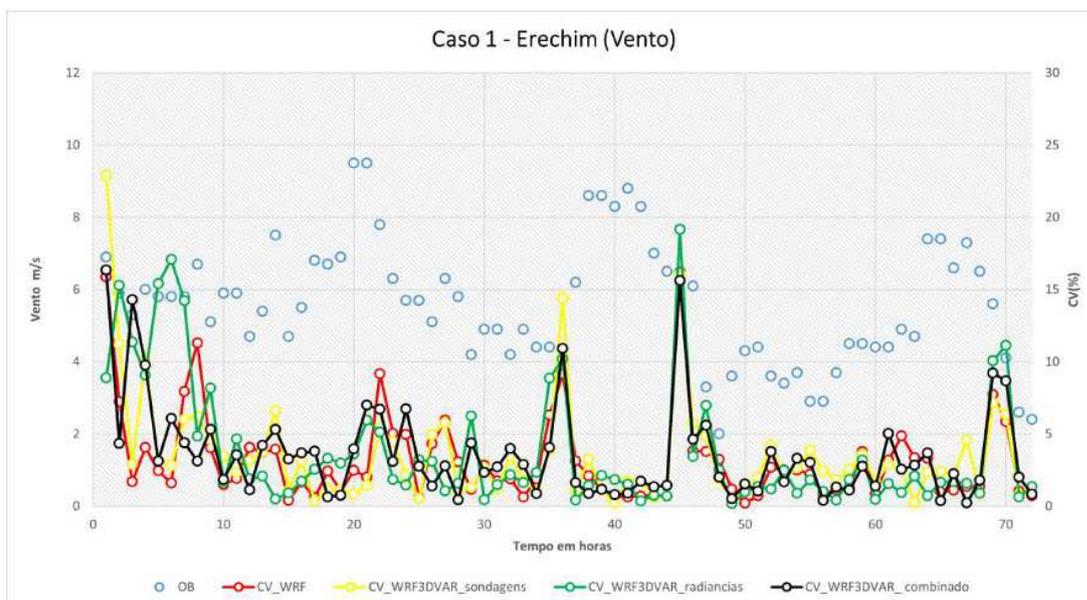
	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	4,00672	5,18283	4,62177	5,12769
D. Padrão CV	3,92529	6,14600	6,51192	5,71682
r.	0,02863	-0,20143	-0,13898	-0,23409
ME	6,73807	6,14630	6,01903	6,11863
NMSE	0,34499	0,48555	0,21392	0,24329
NRMSE (%)	56,32706	75,72714	66,52850	52,46079
Viés	-0,72899	-1,13023	-0,28450	-0,69241

(b) Caso 2

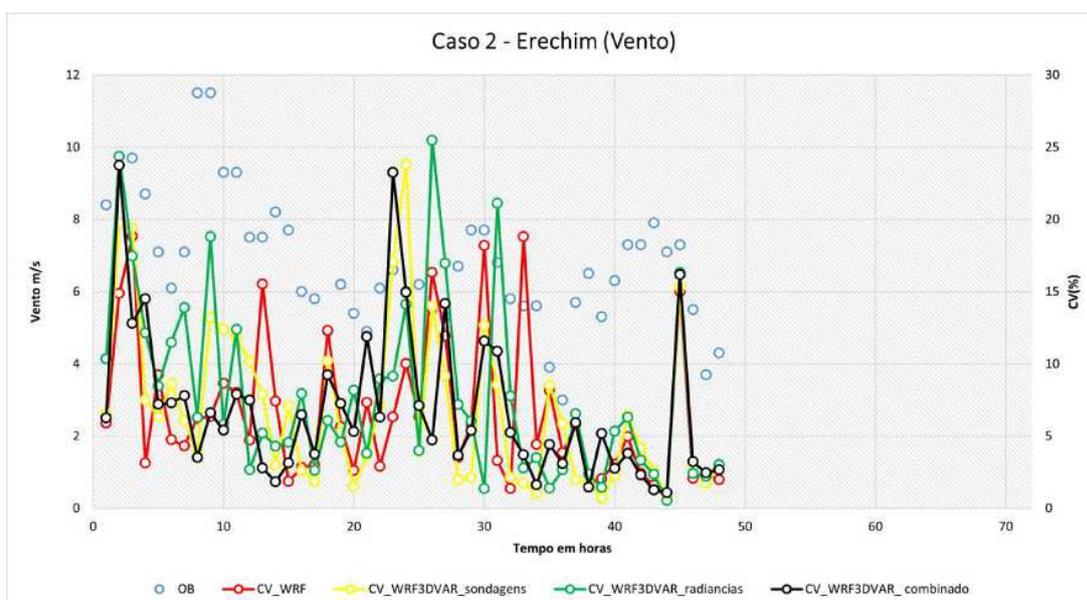
	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	5,35159	5,84584	4,88691	5,51008
D. Padrão CV	5,39619	6,23023	3,75373	5,16004
r	0,13615	0,12836	0,23952	0,05211
ME	4,19929	4,37120	4,21669	6,30417
NMSE	0,10811	0,12442	0,13340	0,15821
NRMSE (%)	30,18343	40,12450	43,59720	46,33148
Viés	-1,12718	-1,33574	-1,26275	-1,29513

Fonte: Autor, 2021

Nas figuras 44a e 44b, nota-se para as previsões Velocidade do Vento à 2 metros e observações da estação de Erechim, valores dos CVs entre 0% e 24 % no caso 1, e de 0% a 25 % no caso 2. Ao longo do horizonte de simulação mostra-se grande variabilidade não só no caso 2, como no caso 1.



(a)



(b)

Figura 44 – Coeficiente de Variação de Velocidade do Vento à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Erechim (linha pontilhada azul).

Fonte: Autor, 2021

Considerando o valor de correlação r , apresentados na tabela 12, apresenta a tendência de corresponder aumentos de Velocidade do Vento a aumentos nos valores dos CVs em ambos os casos, pois os valores são positivos para os quatro cenários. No que refere-se à verificação pontual do erro, para o caso 1 o ME é de 4,47 m/s e

para o caso 2 é de 8,46 m/s, ambos no cenário WRF3DVar assimilando radiações. Por outro lado, em média, novamente verifica-se uma subestimação dos valores de velocidade para todas os cenários.

Conforme os mínimos valores do estimador NMSE a inserção dos dados de sondagens permitem um melhor desempenho do modelo WRF, para o caso 1 (NMSE=0,1), e por outro lado a assimilação conjunta de dados de sondagem e radiações no caso 2 (NMSE=0,186). Consoante aos valores distantes de zero do estimador NRMSE, há erros aleatórios nas simulações.

A partir do Desvio Padrão dos CVs para o caso 1, como também para o caso 2, foi observado que os CVs das previsões de Velocidade do Vento e as observações estão mais próximas da média para o cenário de previsão WRF.

Tabela 12 – Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Erechim e às Previsões para Velocidade do Vento à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiações, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiações e sondagens.

(a) Caso 1

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	3,22845	3,51613	3,86588	3,62663
D. Padrão CV	3,19208	3,77989	4,43105	3,38789
r.	0,08348	0,05381	0,04614	0,06162
ME	4,45188	4,18239	4,77328	3,87164
NMSE	0,10399	0,09991	0,11612	0,10137
NRMSE (%)	32,74177	31,06984	33,95073	33,16868
Viés	0,10435	-0,05211	-0,22976	-0,08925

(b) Caso 2

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	6,63817	6,91078	7,83554	6,89085
D. Padrão CV	5,04871	5,61580	6,23856	5,21654
r	0,16944	0,30943	0,30693	0,13400
ME	7,97828	7,72853	8,46766	7,64223
NMSE	0,23910	0,23414	0,24000	0,18694
NRMSE (%)	40,77032	59,29562	60,04943	55,23253
Viés	-2,14029	-2,12442	-2,13380	-1,72266

Fonte: Autor, 2021

6.3.5 Comparação das Análises de Erro

Na tabela 13 é apresentado os resultados da previsão que melhor representou o comportamento das observações em cada estação segundo as estatísticas NMSE,

NRMSE e Viés. As células em vermelho são referentes aos valores do WRF sem assimilação, as células amarelas são referentes aos valores do WRF assimilando sondagens, as células verdes aos valores do WRF assimilando radiâncias e as células em gris são referentes aos valores do WRF assimilando de forma conjunta sondagens e radiâncias.

Tabela 13 – Valores referentes aos melhores resultados obtidos para as simulações considerando as estatísticas NMSE, NRMSE e Viés

(a) Caso 1

	NMSE				NRMSE (%)				Viés			
	T2	PS	UR	V	T2	PS	UR	V	T2	PS	UR	V
Torres	0,048	4E-7	15,1	0,01	22,1	0,06	24,7	32,3	0,24	0,04	0,09	0,06
Alegrete	0,04	8,2E-5	0,1	0,21	21,8	0,89	30	52,46	0,15	-0,1	-10	-0,28
Erechim	5,9	2,2E-5	0,03	0,09	109	0,47	20,1	31	5,2	4,38	-3,8	-0,05

(b) Caso 2

	NMSE				NRMSE (%)				Viés			
	T2	PS	UR	V	T2	PS	UR	V	T2	PS	UR	V
Torres	6E-3	7,8	0,01	0,1	8	0,08	14	34,8	0,46	0,4	-5,4	0,05
Alegrete	0,02	2,8E-5	0,014	0,1	21,8	0,53	13	30,1	-0,4	2,02	-7,2	-1,26
Erechim	0,025	2,3E-5	0,01	0,18	18,2	0,48	12,3	40,7	-0,01	4,49	-3,8	-1,7

 WRF
 WRF3DVar Sond
 WRF3DVar Rad
 WRF3DVar Comb

Fonte: Autor, 2021

7 CONCLUSÃO

Neste trabalho, avaliou-se o impacto da Assimilação de Dados de sondagens e radiâncias em dois eventos de Ciclogênese no sul do Brasil. Estes ciclones, tanto explosivos com não explosivos, estão associados a frentes frias, causando fortes ventos, altas taxas de precipitação, baixa visibilidade e altas ondas na superfície do mar, onde geralmente ocorre a gênese. As consequências destes sistemas são perdas materiais e vidas humanas nas áreas por eles atingida. A ferramenta utilizada na previsão de tempo são os modelos numéricos de previsão de tempo, cuja qualidade dos prognósticos está diretamente relacionada com a condição inicial destes modelos. As técnicas matemáticas aplicadas para gerar a melhor condição inicial possível segundo algum critério estatístico, geralmente a minimização de uma função quadrática, considerando a estatística dos erros de previsão e observação, são conhecidas como técnicas de assimilação de dados. Neste trabalho explorou-se o impacto da assimilação de dados de satélite e sondagens atmosféricas assimiladas pelo Método Variacional Tridimensional, com o modelo WRF.

Os sistemas simulados representam a propagação de uma onda de Rossby, sistemas responsáveis pela propagação das frentes frias no sul da AS. Os resultados foram similares para os dois sistemas, mostrando a capacidade do modelo sem e com assimilação, prever e simular a entrada de sistemas no inverno no HS. Portanto, as principais conclusões do trabalho são:

- o efeito da assimilação é sentido nos primeiros dois dias de previsão, sendo que das 48 até as 72 horas, a AD praticamente não tem efeito;
- o campo Temperatura Potencial, é mais impactado nos baixos e médios níveis da atmosfera e que este impacto decai com o horizonte de integração;
- entre as fontes de dados assimilados, as sondagens tendem a diminuir os erros de previsão com maior frequência, pois fornecem dados do perfil vertical da atmosfera; enquanto os dados de satélite têm melhor representação temporal e espacial, embora sejam fontes de erro nos baixos níveis da atmosfera;
- o WRF3DVar mostrou corretamente a tendência de PS na simulação dos eventos de Ciclogênese, ou seja, previu queda de PS durante a passagem do sistema frontal e

aumento de PS após a passagem da frente, evidenciado a entrada da alta pressão no domínio de integração;

- houve a tendência dos prognósticos do modelo WRF com assimilação, em atrasar a entrada do sistema frontal no ponto de comparação, pois os valores de previsão da intensidade da velocidade de vento são menores do que os valores das observações;
- os prognósticos de T2 com assimilação mostra que a propagação da onda fria é menos intensa;
- os prognósticos de UR com assimilação tendem a subestimar a verdade terrestre;
- no que se refere as previsões do campo de PS, a passagem do sistema frontal mostra-se mais aprofundado em todo o domínio de integração;
- o Coeficiente de Variação dos prognósticos do modelo WRF com assimilação em 1 hora em relação aos dados observados, mostram a tendência de maior variabilidade para intervalos de queda de temperatura ou queda de pressão verificando-se maiores valores para os prognósticos com assimilação conjunta dos dados. Em geral esta tendência de variabilidade não é evidenciada para as variáveis de Umidade Relativa e principalmente para a Velocidade do Vento que apresenta maiores valores de CV;
- os resultados das métricas estadísticas mostram que a estimativa do modelo WRF com assimilação, é melhor para as variáveis Temperatura à 2 metros e para Pressão à Superfície, mostrando menor eficiência nas descontinuidades, ou seja, em intervalos de decaimento da temperatura ou aumento de pressão;
- as estimativas do modelo WRF com assimilação para Umidade Relativa e Velocidade do Vento são menos precisas entre as variáveis analisadas, contudo há ganhos em comparação as estimativas do modelo sem assimilação para determinados subintervalos de previsão.

REFERÊNCIAS

ANDERSON, J. L. An ensemble adjustment Kalman filter for data assimilation. **Monthly weather review**, [S.l.], v.129, n.12, p.2884–2903, 2001.

BARKER, D. M. et al. A three-dimensional variational data assimilation system for MM5: Implementation and initial results. **Monthly Weather Review**, [S.l.], v.132, n.4, p.897–914, 2004.

BERGTHÖRSSON, P.; DÖÖS, B. R. Numerical weather map analysis. **Tellus**, [S.l.], v.7, n.3, p.329–340, 1955.

BISHOP, C. H.; ETHERTON, B. J.; MAJUMDAR, S. J. Adaptive sampling with the ensemble transform Kalman filter. Part I: Theoretical aspects. **Monthly weather review**, [S.l.], v.129, n.3, p.420–436, 2001.

COURTIER, P. et al. The ECMWF implementation of three-dimensional variational assimilation (3D-Var). I: Formulation. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**, [S.l.], v.124, n.550, p.1783–1807, 1998.

CRESSMAN, G. P. An operational objective analysis system. **Monthly Weather Review**, [S.l.], v.87, n.10, p.367–374, 1959.

EVENSEN, G. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics. **Journal of Geophysical Research: Oceans**, [S.l.], v.99, n.C5, p.10143–10162, 1994.

EVENSEN, G. The ensemble Kalman filter: Theoretical formulation and practical implementation. **Ocean dynamics**, [S.l.], v.53, n.4, p.343–367, 2003.

GANDIN, L. S. Objective analysis of meteorological field. **Gidrometeorologicheskoe Izdate'stvo**, [S.l.], v.286, 1963.

HÄRTER, F. P.; CAMPOS VELHO, H. F. de. New approach to applying neural network in nonlinear dynamic model. **Applied Mathematical Modelling**, [S.l.], v.32, n.12, p.2621–2633, 2008.

HARTER, F. P.; CORRÊA, C. S. Comparing an ensemble kalman filter to a 4DVAR data assimilation system in chaotic dynamics. **Journal of Aerospace Technology and Management**, [S.l.], v.9, n.4, p.469–475, 2017.

HÄRTER, F. P.; YAMASAKI, Y.; BECK, V. C. Assimilação de Dados Via Método 3D-Var em Dinâmica Caótica do Modelo de Lorenz. **Anuario do Instituto de Geociencias**, [S.l.], v.38, n.1, 2015.

HOLTON, J. **An Introduction to Dynamic Meteorology**. [S.l.]: Elsevier Science, 2004. n.v. 1. (An Introduction to Dynamic Meteorology).

KALNAY, E. **Atmospheric modeling, data assimilation and predictability**. [S.l.]: Cambridge university press, 2003.

LIU, C.; XIAO, Q.; WANG, B. An ensemble-based four-dimensional variational data assimilation scheme. Part II: Observing system simulation experiments with Advanced Research WRF (ARW). **Monthly Weather Review**, [S.l.], v.137, n.5, p.1687–1704, 2009.

LORENZ, E. Deterministic nonperiodic flow. **Journal of the Atmospheric Sciences**, [S.l.], v.20, p.130–141, 1963.

MILLER, R. N.; GHIL, M.; GAUTHIEZ, F. Advanced data assimilation in strongly non-linear dynamical systems. **Journal of the atmospheric sciences**, [S.l.], v.51, n.8, p.1037–1056, 1994.

MIYOSHI, T. **Ensemble Kalman filter experiments with a primitive-equation global model**. 2005. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — .

OTT, E. et al. **Exploiting local low dimensionality of the atmospheric dynamics for efficient ensemble Kalman filtering**. [S.l.: s.n.], 2002.

OTT, E. et al. A local ensemble Kalman filter for atmospheric data assimilation. **Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography**, [S.l.], v.56, n.5, p.415–428, 2004.

RABIER, F. et al. The ECMWF operational implementation of four-dimensional variational assimilation. I: Experimental results with simplified physics. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society**, [S.l.], v.126, n.564, p.1143–1170, 2000.

SASAKI, Y. An objective analysis based on the variational method. **Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II**, [S.l.], v.36, n.3, p.77–88, 1958.

SINCLAIR, M. R. A climatology of cyclogenesis for the Southern Hemisphere. **Monthly Weather Review**, [S.l.], v.123, n.6, p.1601–1619, 1995.

SKAMAROCK, W. et al. A description of the advanced research WRF version 2. DTIC Document. **Boulder, CO: National center for atmospheric research boulder co mesoscale and microscale meteorology**, [S.l.], v.504, n.10.5065, p.D68S4MVH, 2005.

WANG, W. et al. User's Guides for the Advanced Research WRF (ARW) Modeling System. **Version 3**, [S.l.], 2017.

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**, [S.l.], v.136, n.12, p.5116-5131, 2008.

Apêndices

APÊNDICE A – Resultados para o Caso 1

A seguir apresenta-se a evolução temporal e EQM das variáveis de superfície prevista pelo modelo WRF em comparação com os registros das estações do INMET de Caçador-SC e Morretes-PR para o caso 1 do dia 20/08/2020.

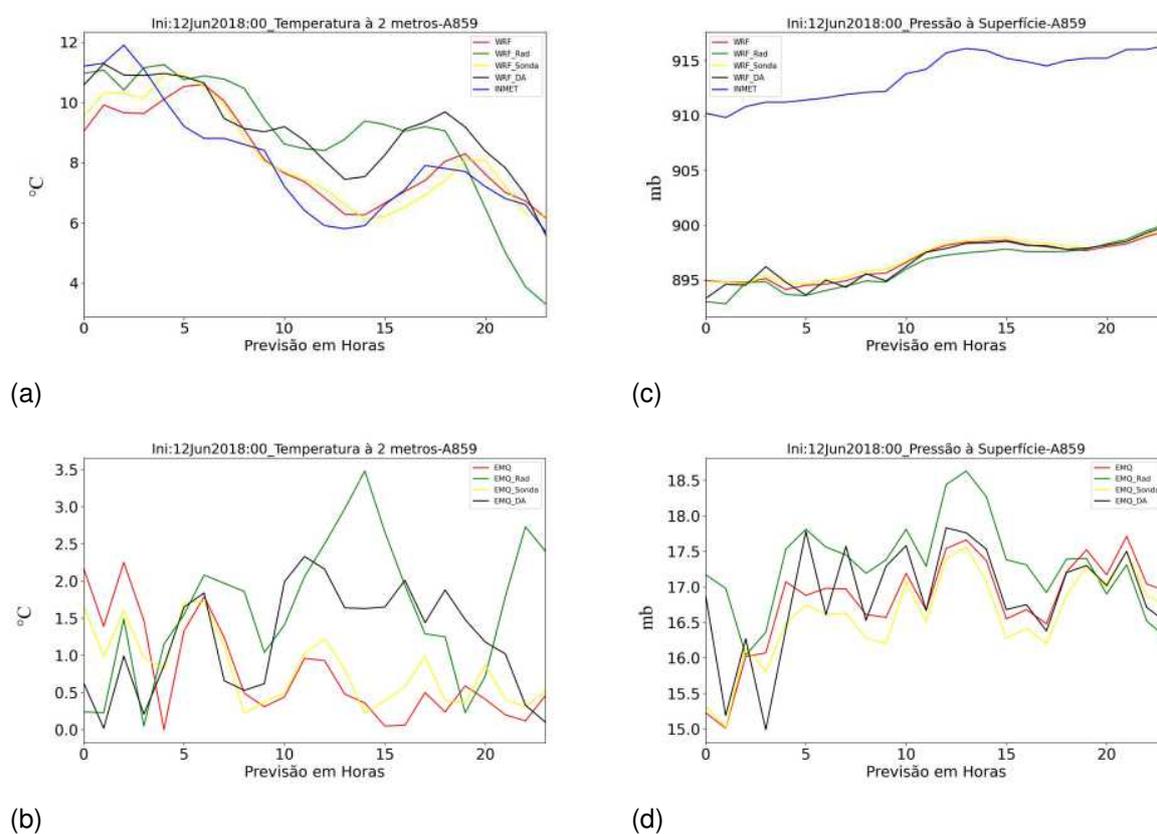
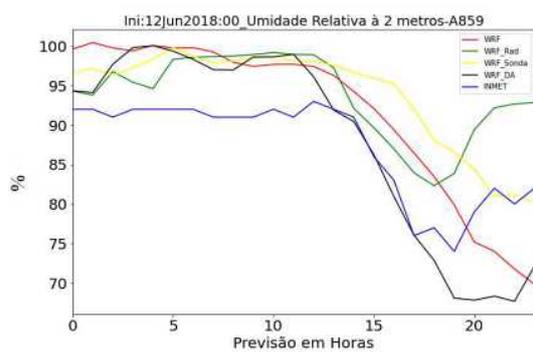
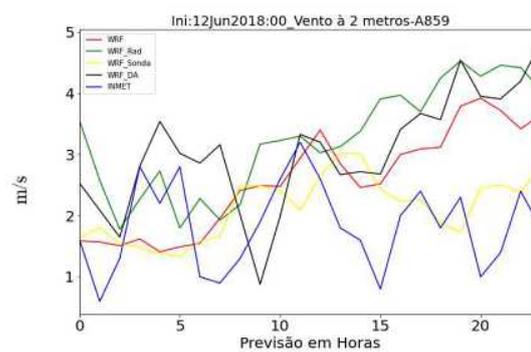


Figura 45 – Evolução e EQM em relação à Temperatura e Pressão à Superfície à 2 metros comparados à Estação do INMET em Caçador-SC para o dia 20/08/2020.

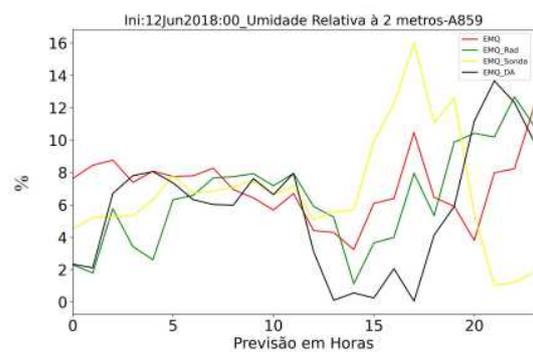
Fonte: Autor, 2021



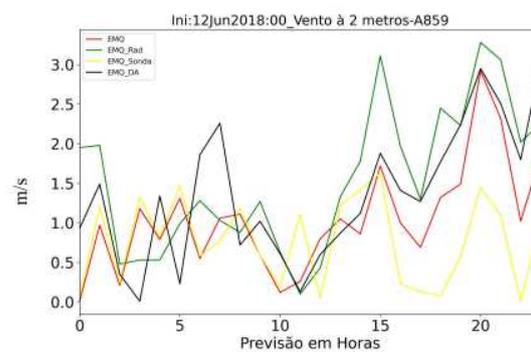
(a)



(c)



(b)



(d)

Figura 46 – Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa e Velocidade do Vento à 2 metros comparados à Estação do INMET em Caçador-SC para o dia 20/08/2020.

Fonte: Autor, 2021

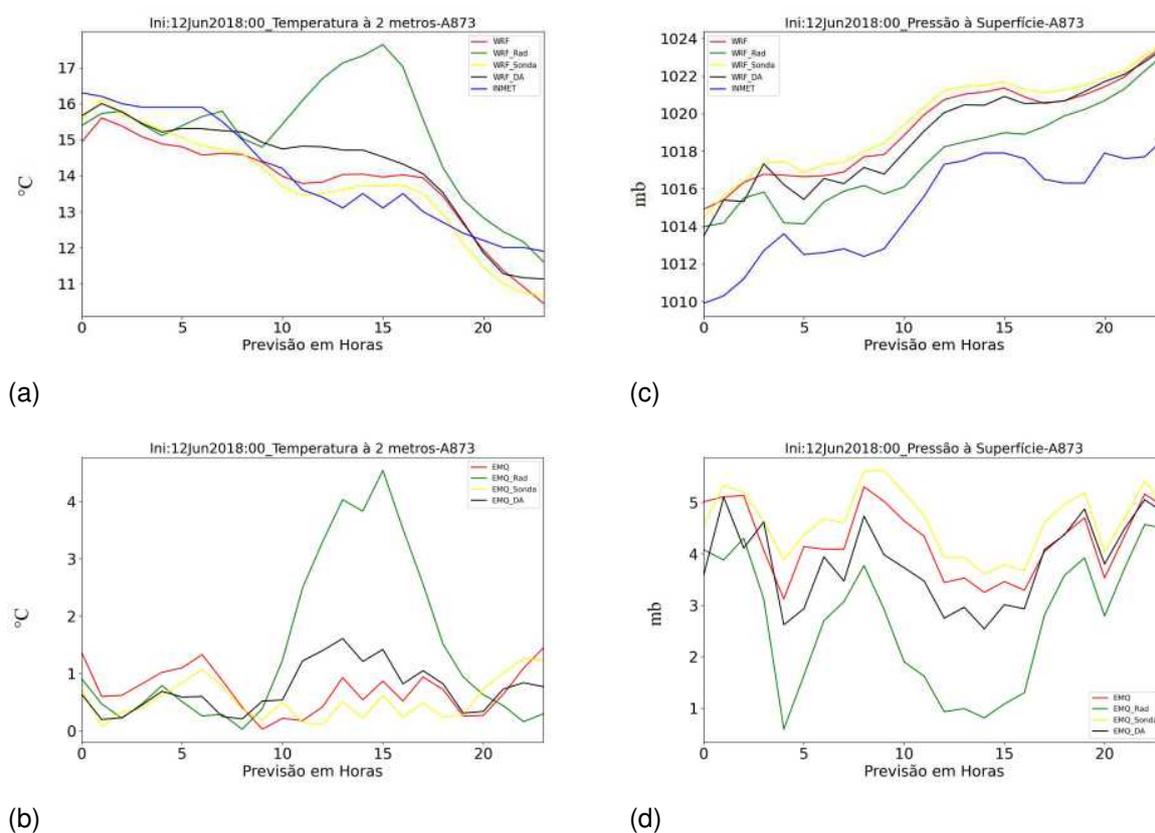
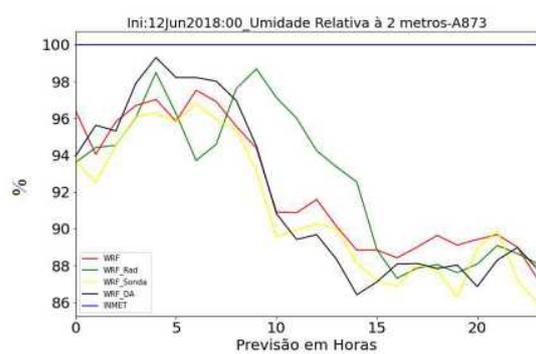
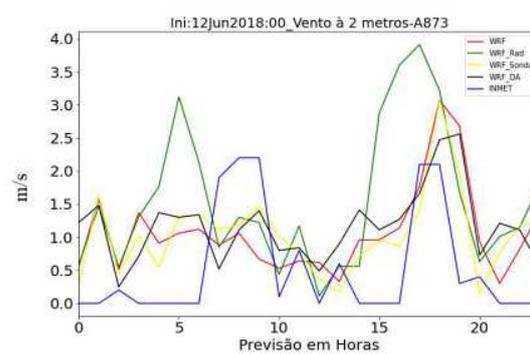


Figura 47 – Evolução e EQM em relação à Temperatura e Pressão à Superfície à 2 metros comparados à Estação do INMET em Morretes-PR para o dia 20/08/2020.

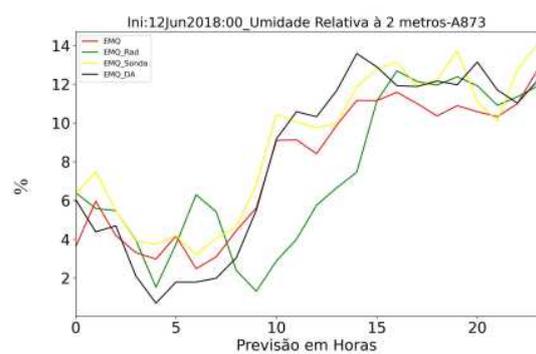
Fonte: Autor, 2021



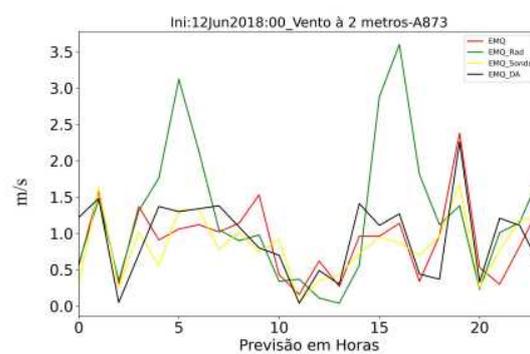
(a)



(c)



(b)



(d)

Figura 48 – Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa e Velocidade do Vento à 2 metros comparados à Estação do INMET em Morretes-PR para o dia 20/08/2020.

Fonte: Autor, 2021

APÊNDICE B – Resultados para o Caso 2

A seguir apresenta-se a evolução temporal e EQM das variáveis de superfície prevista pelo modelo WRF em comparação com os registros das estações do INMET de Florianópolis-SC e Bagé-RS para o caso 2 do dia 27/06/2021.

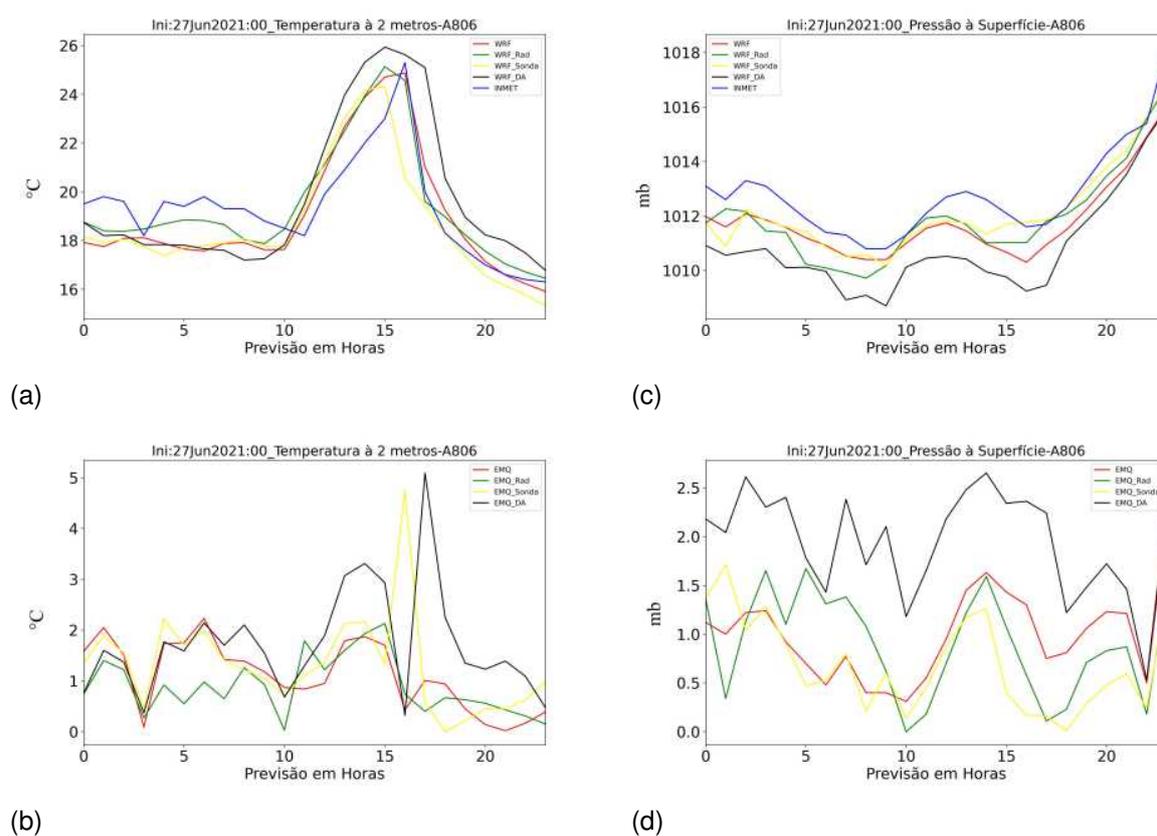
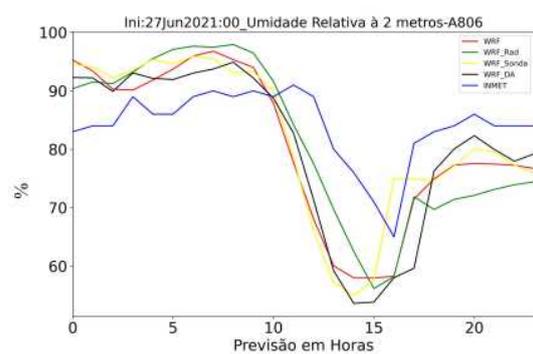
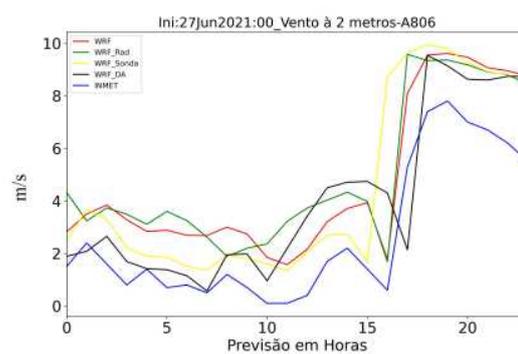


Figura 49 – Evolução e EQM em relação à Temperatura e Pressão à Superfície à 2 metros comparados à Estação do INMET em Florianópolis-SC para o dia 27/06/2021.

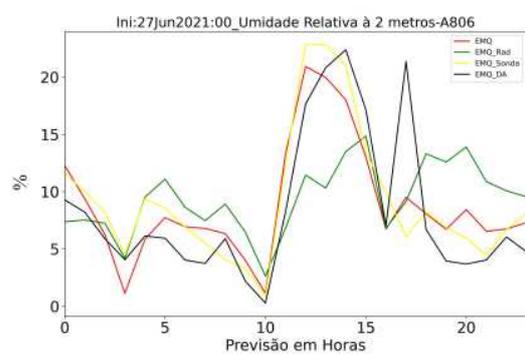
Fonte: Autor, 2021



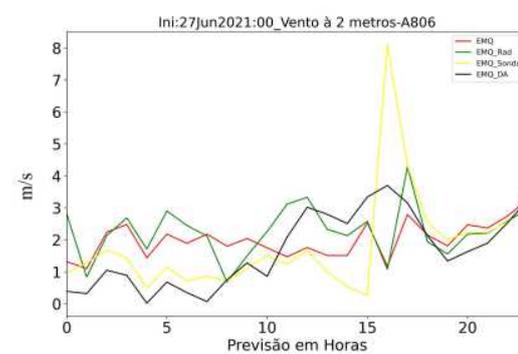
(a)



(c)



(b)



(d)

Figura 50 – Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa e Velocidade do Vento à 2 metros comparados à Estação do INMET em Florianópolis-SC para o dia 27/06/2021.

Fonte: Autor, 2021

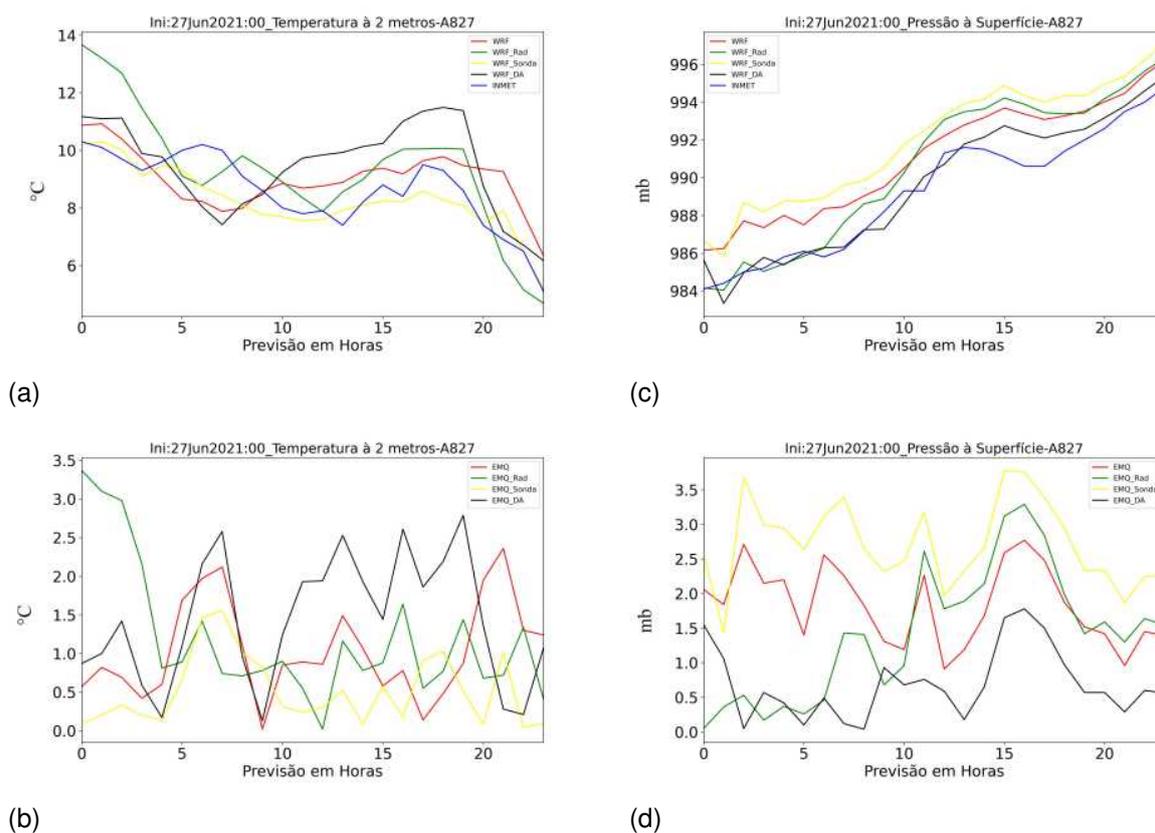
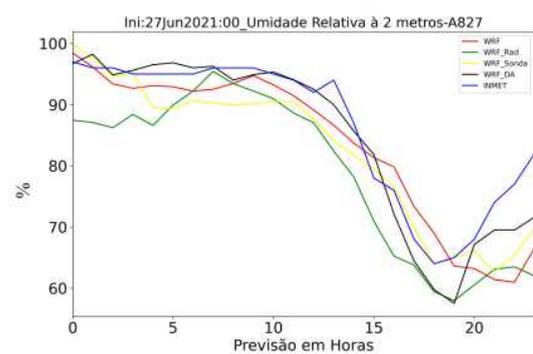
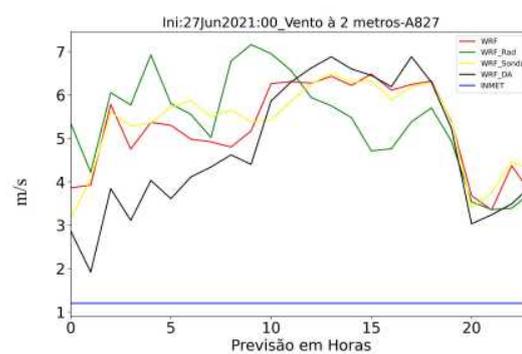


Figura 51 – Evolução e EQM em relação à Temperatura e Pressão à Superfície à 2 metros comparados à Estação do INMET em Bagé-RS para o dia 27/06/2021.

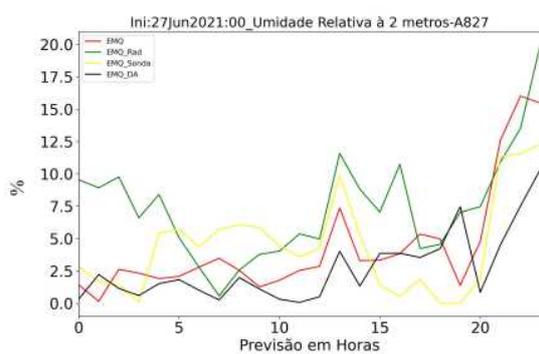
Fonte: Autor, 2021



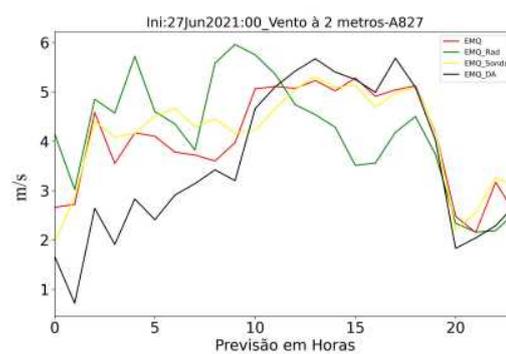
(a)



(c)



(b)



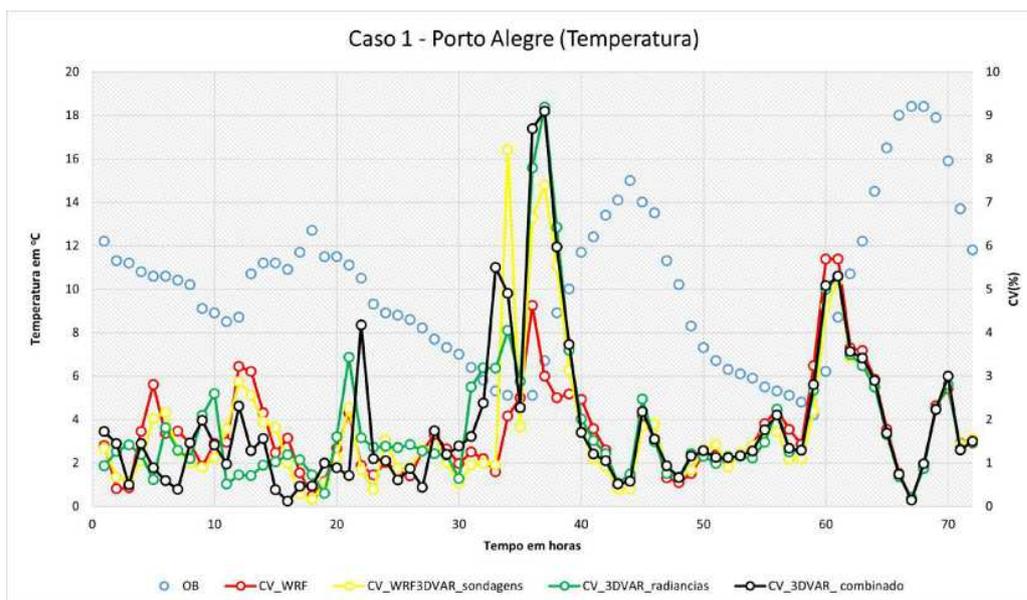
(d)

Figura 52 – Evolução e EQM em relação à Umidade Relativa e Velocidade do Vento à 2 metros comparados à Estação do INMET em Bagé-RS para o dia 27/06/2021.

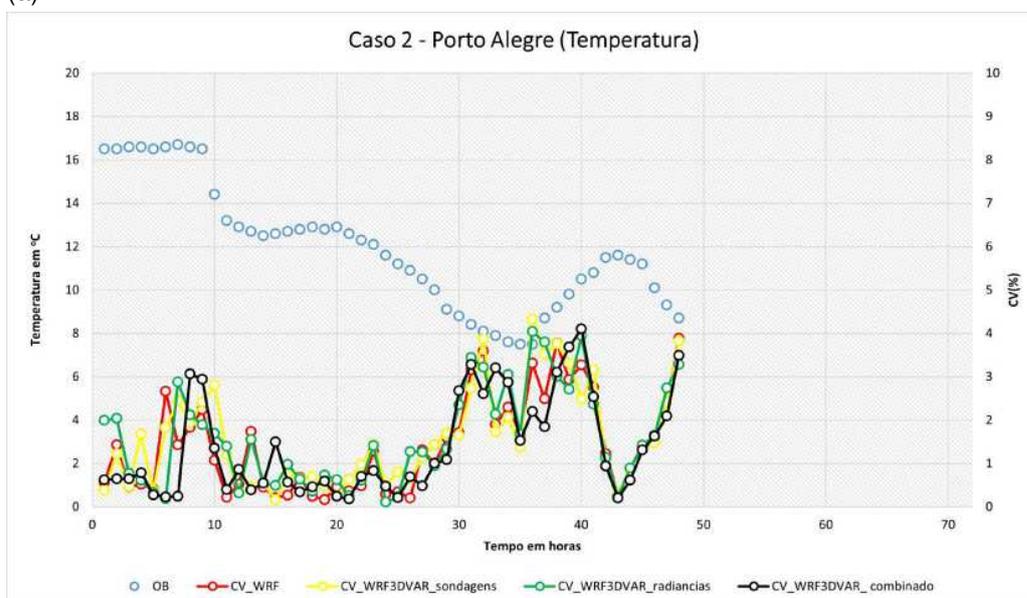
Fonte: Autor, 2021

APÊNDICE C – Comparação Estatística para a Estação do INMET de Porto Alegre

A seguir apresenta-se os valores dos CVs e das métricas estadísticas para as previsões do modelo WRF para Temperatura à 2 metros, Pressão à Superfície, Umidade Relativa à 2 metros e Velocidade do Vento à 2 metros para o caso 1 e caso 2 comparados com a estação do INMET de Porto Alegre-RS.



(a)



(b)

Figura 53 – Coeficiente de Variação de Temperatura à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiancias (linha verde), assimilando sondagens e radiancias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Porto Alegre (linha pontilhada azul).

Fonte: Autor, 2021

Tabela 14 – Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Porto Alegre e às Previsões para Temperatura à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.

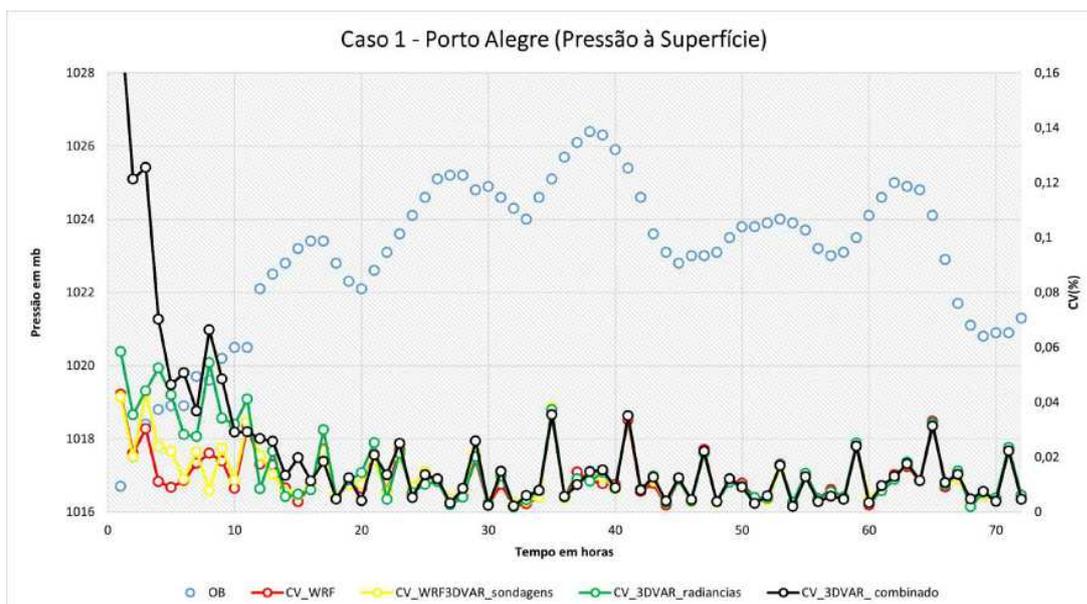
(a) Caso 1

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	1,71565	1,78038	1,93138	1,90624
D. Padrão CV	1,12692	1,58794	1,63366	1,76671
r	-0,20581	-0,25231	-0,30368	-0,31818
ME	3,25223	3,94698	3,68484	3,71812
NMSE	0,01946	0,02616	0,02116	0,02095
NRMSE (%)	14,7791	17,1272	13,9929	14,9531
Viés	0,36166	1,16206	0,55386	0,91918

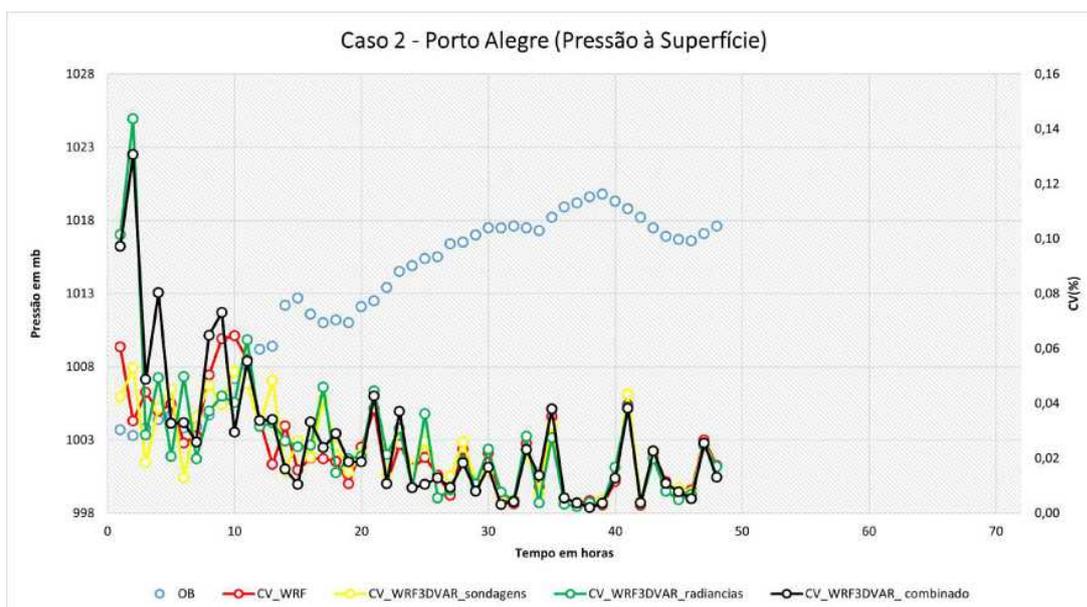
(b) Caso 2

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	1,43505	1,57627	1,59891	1,38123
D. Padrão CV	1,11071	1,13351	1,12643	1,14762
r	-0,47600	-0,42622	-0,46776	-0,49107
ME	2,49285	2,50335	1,82998	1,81097
NMSE	0,00572	0,00936	0,00410	0,00497
NRMSE (%)	7,63944	10,03076	6,99997	7,50844
Viés	-0,46191	-0,79911	-0,26389	0,27055

Fonte: Autor, 2021



(a)



(b)

Figura 54 – Coeficientes de Variação de Pressão à Superfície em 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Torres (linha pontilhada azul).

Fonte: Autor, 2021

Tabela 15 – Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Porto Alegre e às Previsões para Pressão à Superfície em 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.

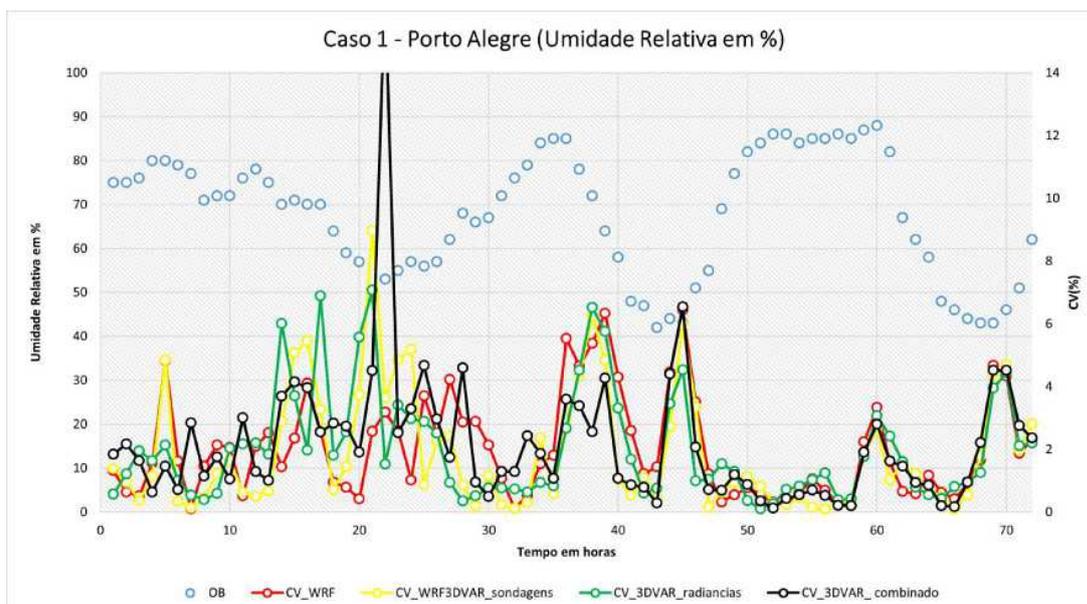
(a) Caso 1

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	0,01264	0,01326	0,01600	0,02153
D. Padrão CV	0,00905	0,00961	0,01381	0,02967
r.	-0,28484	-0,35157	-0,60547	-0,69071
ME	3,07105	3,21595	5,31392	3,31837
NMSE	1,6E-06	2,2E-06	3,5E-06	2,3E-06
NRMSE (%)	0,12579	0,14831	0,18759	0,15204
Viés	-1,10039	-1,36415	-1,48572	-1,29140

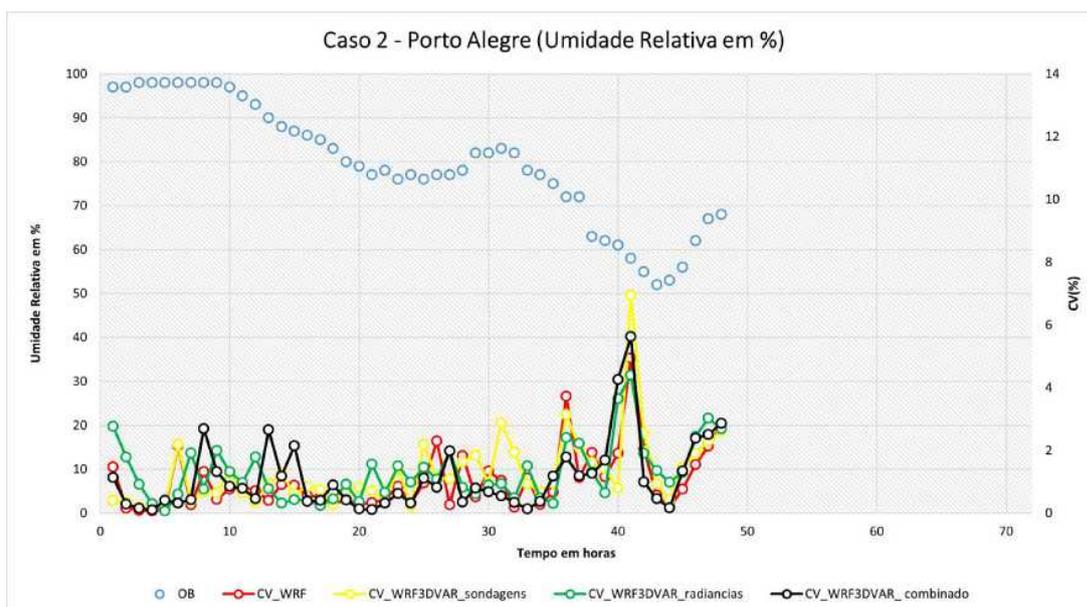
(b) Caso 2

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	0,023461	0,023465	0,026485	0,027114
D. Padrão CV	0,01661	0,01500	0,02550	0,02615
r	-0,70439	-0,66873	-0,64992	-0,73480
ME	2,00998	1,42579	3,03247	3,30889
NMSE	5,934E-07	4,617E-07	6,144E-07	2,107E-06
NRMSE (%)	0,07702	0,06798	0,07837	0,14514
Viés	-0,47235	-0,05829	-0,44858	-1,22106

Fonte: Autor, 2021



(a)



(b)

Figura 55 – Coeficientes de Variação de Umidade Relativa à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Torres (linha pontilhada azul).

Fonte: Autor, 2021

Tabela 16 – Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Porto Alegre e às Previsões para Umidade Relativa à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.

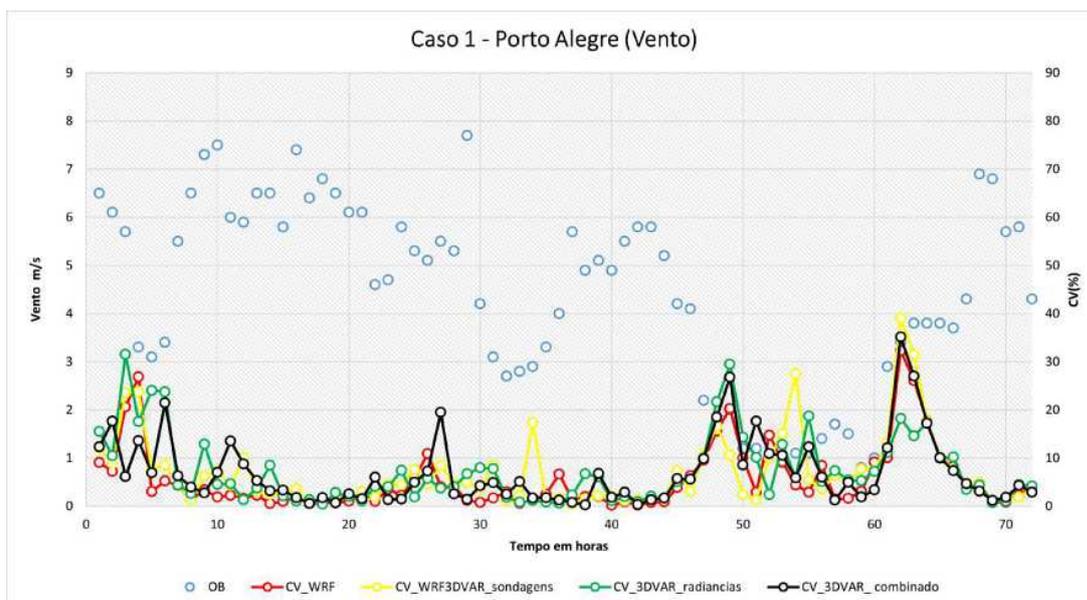
(a) Caso 1

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	2,02642	1,88664	2,00157	2,17323
D. Padrão CV	1,60764	1,90073	1,71463	2,24002
r.	-0,26311	-0,30066	-0,24233	-0,29381
ME	46,13006	41,70069	38,40733	41,99234
NMSE	0,14194	0,12820	0,11513	0,18971
NRMSE (%)	32,7922	42,2649	40,6243	47,5600
Viés	-17,61310	-17,38242	-15,56733	-20,94393

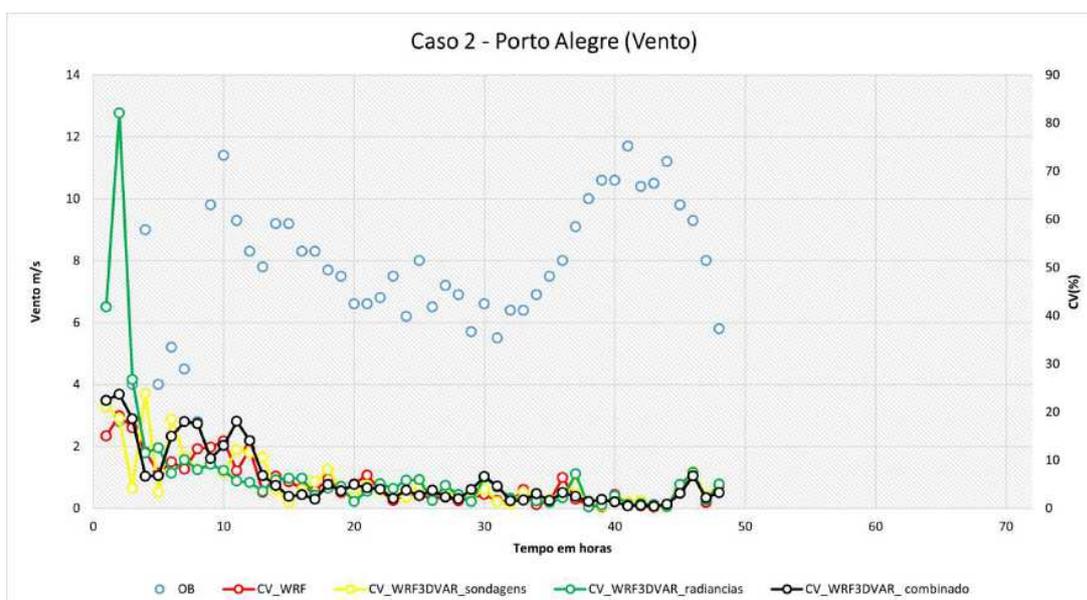
(b) Caso 2

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	1,04439	1,27147	1,30886	1,11527
D. Padrão CV	0,98208	1,14070	0,94002	1,12091
r	-0,39298	-0,43979	-0,37163	-0,34479
ME	20,66777	21,30760	23,66228	17,73465
NMSE	0,00987	0,01250	0,01613	0,00874
NRMSE (%)	9,94509	11,44493	13,17855	10,16424
Viés	-2,69991	-4,60795	-6,58943	-3,25821

Fonte: Autor, 2021



(a)



(b)

Figura 56 – Coeficientes de Variação de Velocidade do Vento à 2 metros para WRF e WRF3DVar. A figura a) refere-se ao caso 1 de 20 a 23 de agosto de 2020. A figura b) refere-se ao caso 2 de 27 a 29 de junho de 2021. Sem AD (linha vermelha), assimilando somente sondagens (linha amarela), assimilando somente radiâncias (linha verde), assimilando sondagens e radiâncias (linha preta) e observações da Estação do INMET em Torres (linha pontilhada azul).

Fonte: Autor, 2021

Tabela 17 – Utilizando os dados observados na Estação do INMET em Porto Alegre e às Previsões para Velocidade do Vento à 2 metros nos cenários: WRF, WRF3DVar radiâncias, WRF3DVar sondagens, WRF3DVar radiâncias e sondagens.

(a) Caso 1

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	5,58911	7,00658	7,29233	6,94704
D. Padrão CV	6,71818	7,50457	7,06052	7,06135
r.	-0,33660	-0,31940	-0,33373	-0,32124
ME	5,21101	5,48689	4,87916	5,79379
NMSE	0,22842	0,33524	0,20783	0,28231
NRMSE (%)	42,28270	71,96983	68,34990	66,41268
Viés	-1,42121	-1,71536	-1,30644	-1,49960

(b) Caso 2

	WRF	WRF Sond	WRF Rad	WRF Comb
Media CV	5,31519	5,55622	7,30923	6,09188
D. Padrão CV	4,76206	5,48937	12,98702	6,18949
r	-0,40794	-0,31980	-0,50385	-0,53619
ME	6,19005	6,37566	6,87572	5,94688
NMSE	0,28766	0,28360	0,27056	0,23664
NRMSE (%)	43,49160	68,25875	65,75583	62,35898
Viés	-2,76413	-2,67190	-2,67565	-2,55815

Fonte: Autor, 2021

Anexos

ANEXO A – Dados da estação do INMET de São José dos Ausentes

Segue abaixo os dados registrados na estação do INMET de São José dos Ausentes-RS entre os dias 20/08/2020 e 22/08/2020.

Tabela 18 – Registros dos dias 20 até 22 de Agosto de 2020. Estação Automática São José dos Ausentes-INMET

Data	Hora (UTC)	Temp. Ins. (C)	Temp. Max. (C)	Temp. Min. (C)	Umi. Ins. (%)	Umi. Max. (%)	Umi. Min. (%)	Pto Orvalho Ins. (C)	Pto Orvalho Max. (C)	Pto Orvalho Min. (C)	Pressao Ins. (hPa)	Pressao Max. (hPa)	Pressao Min. (hPa)	Vel. Vento (m/s)	Dir. Vento (m/s)	Raj. Vento (m/s)	Radiação (KJ/m ²)	Chuva (mm)
20/8/20	100	5,3	5,9	5,3	94	95	92	4,4	5	4,3	880,3	880,6	880					0
20/8/20	200	4,9	5,3	4,9	94	94	94	4	4,4	4	880,8	881,1	880,2					0
20/8/20	300	4,7	5	4,7	95	95	94	3,9	4,1	3,9	881	881,2	880,2					0
20/8/20	400	4,2	4,7	4,2	96	96	94	3,5	4	3,5	880,8	881,5	880,8					0
20/8/20	500	3,3	4,2	3,3	96	96	95	2,7	3,5	2,7	880,8	881,3	880,3					0
20/8/20	600	2,2	3,3	2,2	97	98	96	1,8	2,8	1,8	880,6	881	880,2					0
20/8/20	700	1,3	2,2	1,2	99	99	97	1,2	1,9	1,1	880,1	880,6	879,8				0,31	0
20/8/20	800	1,1	1,3	1	100	100	99	1,1	1,2	1	881,1	881,5	880					0
20/8/20	900	1,2	1,3	1,1	94	100	94	0,4	1,1	0,4	881,3	881,7	881,1				1,16	0
20/8/20	1000	1,4	1,4	1,2	94	95	93	0,5	0,5	0,3	882	882,8	881,2				121,07	0
20/8/20	1100	1,9	1,9	1,4	93	94	93	0,8	0,8	0,5	882,8	882,8	882				370,15	0
20/8/20	1200	2,6	2,6	1,9	91	94	90	1,4	1,4	0,8	883,2	883,2	882,6				465,39	0
20/8/20	1300	2,8	3,4	2,5	90	91	86	1,3	1,6	0,9	883,7	883,8	882,9				518,68	0
20/8/20	1400	3,1	3,4	2,2	88	93	88	1,3	2	1	883,6	883,9	883,3				1028,72	0
20/8/20	1500	4	4	2,8	81	89	80	1	1,8	0,4	883,2	883,9	882,9				1636,54	0
20/8/20	1600	4,4	5	3,7	75	81	72	0,3	1,3	-0,3	882,9	883,3	882,8				908,41	0
20/8/20	1700	3,4	4,7	3,3	78	79	73	-0,1	0,9	-0,5	882,6	883	882,6				607,27	0
20/8/20	1800	2,9	3,4	2,7	77	80	76	-0,7	-0,1	-0,8	882,7	882,9	882,6				418,97	0
20/8/20	1900	2,8	3	2,5	78	80	77	-0,7	-0,2	-0,9	883	883,1	882,6				289,64	0
20/8/20	2000	2	2,9	2	81	81	77	-0,9	-0,4	-0,9	883,3	883,7	883				34,98	0
20/8/20	2100	1,3	2,1	1,3	85	85	81	-0,9	-0,7	-1	883,9	883,9	883,3					0
20/8/20	2200	0,2	1,3	0,1	91	92	85	-1	-0,6	-1,2	884,1	884,3	883,9					0
20/8/20	2300	-0,1	0,2	-0,1	88	91	85	-1,8	-1,1	-2,2	884,4	884,7	884,1					0
21/8/20	0	-1,5	0	-1,5	97	98	88	-1,8	-1	-1,9	885	885,1	884,3					0
21/8/20	100	-1,6	-1,5	-1,6	94	97	94	-2,4	-1,8	-2,4	885,2	885,5	884,8					0
21/8/20	200	-1,9	-1,6	-1,9	93	94	93	-2,9	-2,4	-2,9	884,9	885,4	884,9					0
21/8/20	300	-2,5	-1,9	-2,6	95	95	93	-3,2	-2,9	-3,3	885,1	885,1	884,8					0
21/8/20	400	-2,9	-2,4	-3	96	96	95	-3,4	-3,1	-3,5	884,9	885,1	884,7					0
21/8/20	500	-3,3	-2,9	-3,3	97	97	96	-3,7	-3,3	-3,7	884,5	885	884,5					0
21/8/20	600	-3,4	-3,2	-3,5	96	97	96	-3,9	-3,6	-3,9	884,2	884,5	884,1					0
21/8/20	700	-4	-3,4	-4,1	99	99	96	-4,1	-3,9	-4,2	883,9	884,2	883,9					0
21/8/20	800	-4,1	-4	-4,2	98	99	98	-4,3	-4,1	-4,5	883,8	884	883,7					0

Tabela 18 – Continuação

Data	Temp. Ins. (C)	Temp. Max. (C)	Temp. Min. (C)	Umi. Ins. (%)	Umi. Max. (%)	Umi. Min. (%)	Pto Orvalho Ins. (C)	Pto Orvalho Max. (C)	Pto Orvalho Min. (C)	Pressao Ins. (hPa)	Pressao Max. (hPa)	Pressao Min. (hPa)	Vel. Vento (m/s)	Dir. Vento (m/s)	Raj. Vento (m/s)	Radiação (KJ/mÂ²)	Chuva (mm)
21/8/20	-4	-4	-4,2	98	98	98	-4,3	-4,2	-4,5	883,9	884	883,7				25,34	0
21/8/20	-4,1	-4	-4,3	98	98	97	-4,4	-4,3	-4,6	884,4	884,4	883,9				283,45	0
21/8/20	-3,4	-3,4	-4	98	98	98	-3,7	-3,6	-4,3	884,7	884,8	884,4				878,29	0
21/8/20	-1,9	-1,8	-3,4	94	99	94	-2,7	-2,5	-3,6	885,4	885,4	884,7				1858,24	0,2
21/8/20	0,7	0,8	-1,9	82	95	81	-2	-1,4	-2,8	885,6	885,7	885,4				2611,99	0
21/8/20	2,7	3,3	0,5	71	83	70	-1,9	-1,1	-2,7	885,9	885,9	885,6				2488,26	0
21/8/20	3,6	4,7	2,2	67	74	66	-2	-0,7	-2,7	885,7	886	885,7				2804,84	0
21/8/20	5,8	6,5	3,6	61	70	57	-1,2	-0,3	-2,3	885	885,7	885				2605,57	0
21/8/20	6,4	7,9	5,3	56	64	53	-1,8	-0,1	-2,4	884,6	885,1	884,5				2251,84	0
21/8/20	7,2	8,5	6,2	57	59	52	-0,8	-0,1	-2,1	884,4	884,6	884,3				1602,69	0
21/8/20	6,1	8,2	5,7	70	73	52	1	1,7	-1,9	884,5	884,5	884,3				887,41	0
21/8/20	4,9	6,3	4,8	75	77	69	0,9	1,6	0,7	884,7	884,7	884,4				224,33	0
21/8/20	2,7	4,9	2,7	86	86	75	0,5	1,2	0,5	885,1	885,2	884,7					0
21/8/20	1,4	2,7	1,4	91	91	86	0,1	0,5	0	885,2	885,3	885,1					0
21/8/20	1,2	1,5	1,2	95	95	91	0,6	0,6	0,1	885,5	885,5	885,2					0
22/8/20	2	2	0,6	92	97	92	0,8	1,3	0	885,8	885,8	885,5					0
22/8/20	2	2,1	0,9	85	94	85	-0,2	0,8	-0,4	886	886	885,7					0
22/8/20	1,2	2,2	1,2	63	85	61	-5,1	-0,5	-5,3	885,9	886	885,9					0
22/8/20	0,7	1,2	0,5	47	64	47	-9,3	-4,8	-9,3	886	886	885,9					0
22/8/20	0,5	1	0,3	46	50	44	-9,7	-8,7	-10,1	885,9	886	885,9					0
22/8/20	0,6	0,6	0	39	49	38	-12	-9,4	-12	885,5	885,9	885,5					0
22/8/20	0	0,6	0	51	51	39	-8,9	-8,9	-11,9	885,1	885,5	885,1					0
22/8/20	0,2	0,4	-0,3	48	52	46	-9,6	-8,9	-10	884,9	885,1	884,9					0
22/8/20	0,2	0,7	0	51	51	45	-8,9	-8,5	-10,1	884,9	885	884,9					0
22/8/20	-0,4	0,3	-0,5	59	59	50	-7,5	-7,5	-8,9	884,8	884,9	884,8					0
22/8/20	0	0,2	-0,5	60	60	57	-6,9	-6,9	-7,5	885,1	885,1	884,8				13	0
22/8/20	2,6	2,6	-0,1	54	62	54	-5,9	-5,6	-6,8	885,6	885,6	885,1				477,11	0
22/8/20	4,9	4,9	2,5	55	57	51	-3,5	-3,5	-6	886,2	886,2	885,5				1266,64	0
22/8/20	6,6	7,1	4,7	61	62	53	-0,4	-0,1	-3,9	886,8	886,8	886,1				1973,28	0
22/8/20	7,8	8,7	6,5	62	64	57	1,1	1,9	-0,8	887	887,1	886,8				2507,93	0
22/8/20	8,4	9,4	7,9	59	62	52	0,8	2	-0,7	886,8	887,1	886,7				2850,25	0
22/8/20	9,4	9,6	8,2	54	60	53	0,4	1,6	0	886,1	886,8	886,1				2947,78	0
22/8/20	9,1	10	8,8	55	59	51	0,5	1,8	0	885,6	886,2	885,6				2804,87	0

(Continua)

Tabela 18 – Continuação

Data	Hora (UTC)	Temp. (C)		Temp. Min. (C)	Umi. (%)		Umi. Ins. (%)	Pto Orvalho Ins. (C)		Pto Orvalho Max. (C)	Pto Orvalho Min. (C)		Pressao Ins. (hPa)	Pressao Max. (hPa)		Pressao Min. (hPa)	Vel. Vento (m/s)	Dir. Vento (m/s)	Raj. Vento (m/s)	Radiação (KJ/mÂ²)	Chuva (mm)
		Max. (C)	Ins. (C)		Max. (%)	Min. (%)		Max. (C)	Min. (C)		Max. (hPa)	Min. (hPa)									
22/8/20	1800	9,9	8,8	57	60	52	1,8	2,1	0,2	885,2	885,6	885,2	885,2	885,2	885,2	885,2				2428,37	0
22/8/20	1900	8,6	8,5	63	63	53	1,9	2	0,4	885	885,3	885	885	885	885	885				1838,68	0
22/8/20	2000	7	6,9	77	78	61	3,3	3,4	1,4	885	885,2	885	885,2	884,9	885,2	884,9				1053,09	0
22/8/20	2100	5,2	5,2	88	88	77	3,3	3,4	3	884,9	885,1	884,9	885,1	884,8	885,1	884,8				268,55	0
22/8/20	2200	3,8	3,8	98	98	88	3,5	3,6	3,2	884,9	885	884,9	885	884,7	885	884,7					0
22/8/20	2300	2,9	2,9	99	99	97	2,8	3,4	2,8	885,1	885,1	885,1	885,1	884,9	885,1	884,9					0

Fonte: INMET.