

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



Dissertação

**Estimativa do Campo de Vento em Alta Resolução com Assimilação Híbrida
ETKF-3DVAR para Estimativa de Energia Eólica**

César Magno Leite de Oliveira Júnior

Pelotas, 2020

César Magno Leite de Oliveira Júnior

**Estimativa do Campo de Vento em Alta Resolução com Assimilação Híbrida
ETKF-3DVAR para Estimativa de Energia Eólica**

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

Orientador: Prof. Dr. Jonas da Costa Carvalho
Coorientador: Prof. Dr. Marcelo Romero de Moraes

Pelotas, 2020

Universidade Federal de Pelotas / Sistema de Bibliotecas
Catalogação na Publicação

J11e Oliveira Júnior, César Magno Leite de

Estimativa do campo de vento em alta resolução com assimilação híbrida ETKF-3DVAR para estimativa de energia eólica / César Magno Leite de Oliveira Júnior ; Jonas da Costa Carvalho, orientador ; Marcelo Romero de Moraes, coorientador. — Pelotas, 2020.

84 f. : il.

Dissertação (Mestrado) — Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática, Instituto de Física e Matemática, Universidade Federal de Pelotas, 2020.

1. WRF. 2. Métodos numéricos. 3. Previsão de vento. 4. ETKD-3DVAR. I. Carvalho, Jonas da Costa, orient. II. Moraes, Marcelo Romero de, coorient. III. Título.

CDD : 511.8

**ESTIMATIVA DO CAMPO DE VENTO EM ALTA RESOLUÇÃO COM
ASSIMILAÇÃO HÍBRIDA ETKF-3DVAR PARA ESTIMATIVA DE ENERGIA EÓLICA**

por

César Magno Leite de Oliveira Júnior

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática, PPGMMat, do Instituto de Física e Matemática da Universidade Federal de Pelotas, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Título de

Mestre em Modelagem Matemática

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Jonas da Costa Carvalho – Orientador (UFPel)

Prof. Dr. Marcelo Romero de Moraes – Co-orientador (Unipampa)

Prof. Dr. Fabricio Pereira Harter (UFPel)

Prof. Dr. Leonardo Calvetti (UFPel)

Prof. Dr. Regis Sperotto de Quadros (UFPel)

Pelotas, 04 de Maio de 2020

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço o dom da vida.

Agradeço, também, minha grande amiga e exemplar colega Nívea Maria Oleques por tantos anos de companheirismo e apoio.

Meu orientador Prof. Dr. Jonas Carvalho pela tranquilidade e serenidade nos momentos de instrução.

Meu coorientador Prof. Dr. Marcelo Romero pela amizade, empenho e paciência dispendida nos inúmeros dias de orientação no laboratório.

O Prof. Dr. Fabrício Harter, a Prof. Dra. Daniela Buske, o Prof. Dr. Regis Sperotto e aos demais professores do curso, pelo empenho em nossa formação.

Meus amigos Diego De Leon e Varuna Duarte pela acolhida na cidade de Pelotas, proporcionando-me a sensação de estar sempre em casa.

Meus pais, ambos professores, pela inspiração a seguir adquirindo conhecimento e pelo suporte emocional.

Por último, agradeço minha namorada Caroline e meu filho Gael pelo apoio, pelo carinho, pelo amor imensurável e pela motivação de ser todo dia um profissional e um ser humano melhor.

**”A ciência sempre sofreu pressão de poderosos e seus resultados incomodam bastante; e as vezes em que os cientistas recuaram, não foi bom para a humanidade.”
(Ricardo Galvão)**

RESUMO

LEITE DE OLIVEIRA JÚNIOR, César Magno. **Estimativa do Campo de Vento em Alta Resolução com Assimilação Híbrida ETKF-3DVAR para Estimativa de Energia Eólica**. 2020. 84 f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Matemática) – Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática, Instituto de Física e Matemática, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2020.

Neste trabalho propusemos prever ventos em alta resolução no objetivo de impedir problemas ou danos com situações de ventos de alta intensidade. Desta forma, foram executados, na região oeste do estado do Rio Grande do Sul, estudos de casos em que foram registradas velocidades do vento que ocasionariam desligamento de parques eólicos. Para isto, utilizou-se técnicas de previsão numérica do tempo, no qual fez-se uso do modelo de mesoescala Weather Research and Forecasting (WRF), associado ao processo híbrido de assimilação de dados, denominado Ensemble Transform Kalman Filter–three-dimensional Variational (ETKF-3DVAR), e a um modelo diagnóstico de conservação de massa, em microescala, conhecido como Windninja, onde comparou-se dados de observação com os resultados simulados, por meio de procedimentos estatísticos. Ao realizar estas comparações, nota-se que a utilização do software Windninja apresenta resultados efetivos e eficientes, de maneira geral, obtendo simulações com valores próximos ao estado da arte em previsão numérica de vento.

Palavras-chave: WRF, Métodos Numéricos, Previsão de Vento, ETKF-3DVAR.

ABSTRACT

LEITE DE OLIVEIRA JÚNIOR, César Magno. **High Resolution Wind Field Estimation with ETKF-3DVAR Hybrid Assimilation for Wind Energy Estimation.** 2020. 84 f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Matemática) – Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática, Instituto de Física e Matemática, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2020.

In this work we proposed to predict high resolution winds in order to prevent problems or damage with high intensity wind situations. Thus, case studies were carried out in the western region of Rio Grande do Sul state, where wind speeds were recorded that would cause wind farms to be shut down. For that, numerical weather forecasting techniques were used, using the Weather Research and Forecasting (WRF) mesoscale model, associated to with the hybrid process of data assimilation, called Ensemble Transform Kalman Filter – three-dimensional Variational (ETKF-3DVAR), and to a microscale diagnostic model of mass conservation known as Windinja, where observation data were compared to with simulated results using statistical procedures.

Keywords: WRF, Numerical Methods, Wind Forecast, ETKF-3DVAR.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Gráfico do aumento da emissão de CO ₂ nos último 60 ano.	15
Figura 2	Capacidade de produção global, em giga watts, de energia eólica de 2001 à 2018.	17
Figura 3	A evolução, em MW, da capacidade instalada e o crescimento da fonte eólica em função das contratações já realizadas nos leilões regulados e também no mercado livre entre 2005 e 2024.	18
Figura 4	Grades do modelo WRF.	27
Figura 5	Domínios da área de simulação, aninhadas e centradas no parque eólico Cerro Chato	28
Figura 6	Fluxograma do funcionamento do sistema de modelagem WRF. . .	31
Figura 7	Os componentes do WRFDA, em verde, e suas funções no processo de assimilação.	31
Figura 8	Fluxograma do sistema híbrido ETFK-3DVAR	35
Figura 9	Resolução da simulação do comportamento de direção e velocidade do vento pelo software Windninja.	37
Figura 10	Resolução da simulação do comportamento de direção e velocidade do vento pelo modelo WRF.	38
Figura 11	Localização das estações meteorológicas	39
Figura 12	Modelo de estação de meteorológica de superfície do INMET . . .	40
Figura 13	Localização das torres anemométricas do parque eólico de Cerro Chato.	40
Figura 14	Representação de uma torre de medição anemométrica.	42
Figura 15	Carta sinótica de 24 de Julho de 2019	45
Figura 16	Gráficos comparativos entre observação, simulação sem assimilação de dados e simulação com assimilação de dados para velocidade do vento nas estações do INMET.	47
Figura 17	Gráficos comparativos entre observação, simulação sem assimilação de dados e simulação com assimilação de dados para direção do vento nas estações do INMET.	49
Figura 18	Gráficos comparativos entre observação, simulação sem assimilação de dados, simulação com assimilação de dados e Windninja para velocidade do vento nas torres do parque eólico de Cerro Chato.	51

Figura 19	Gráficos comparativos entre observação, simulação sem assimilação de dados, simulação com assimilação de dados e Windninja para direção do vento nas torres do parque eólico de Cerro Chato.	52
Figura 20	Carta sinótica de 24 de setembro de 2019	55
Figura 21	Gráficos comparativos entre observação, simulação sem assimilação de dados e simulação com assimilação de dados para velocidade do vento nas estações do INMET.	57
Figura 22	Gráficos comparativos entre observação, simulação sem assimilação de dados e simulação com assimilação de dados para direção do vento nas estações do INMET.	59
Figura 23	Gráficos comparativos entre observação, simulação sem assimilação de dados, simulação com assimilação de dados e Windninja para velocidade do vento nas torres do parque eólico de Cerro Chato.	62
Figura 24	Gráficos comparativos entre observação, simulação sem assimilação de dados, simulação com assimilação de dados e Windninja para direção do vento nas torres do parque eólico de Cerro Chato.	64
Figura 25	Imagens de satélite do sistema severo formado na região de estudo na data de 24 de setembro de 2018.	66

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Classificação das previsões de vento para diferentes intervalos de tempo	18
Tabela 2	Classificação dos domínios de simulação	27
Tabela 3	Configuração e parametrização do Modelo WRF	29
Tabela 4	Classificação da velocidade dos ventos de Beaufort	43
Tabela 5	Comparação do VIÉS para velocidade do vento do dia 24/07 nas estações do INMET.	47
Tabela 6	Comparação do RMSE para velocidade do vento do dia 24/07 nas estações do INMET.	47
Tabela 7	Comparação do MAPE para velocidade do vento do dia 24/07 nas estações do INMET.	48
Tabela 8	Comparação do VIÉS para direção do vento do dia 24/07 nas estações do INMET.	49
Tabela 9	Comparação do RMSE para direção do vento do dia 24/07 nas estações do INMET.	50
Tabela 10	Comparação do MAPE para direção do vento do dia 24/07 nas estações do INMET.	50
Tabela 11	Comparação do VIÉS para velocidade do vento do dia 24/07 no parque eólico de Cerro Chato.	51
Tabela 12	Comparação do RMSE para velocidade do vento do dia 24/07 no parque eólico de Cerro Chato.	51
Tabela 13	Comparação do MAPE para velocidade do vento do dia 24/07 no parque eólico de Cerro Chato.	52
Tabela 14	Comparação do VIÉS para direção do vento do dia 24/07 no parque eólico de Cerro Chato.	53
Tabela 15	Comparação do RMSE para direção do vento do dia 24/07 no parque eólico de Cerro Chato.	53
Tabela 16	Comparação do MAPE para direção do vento do dia 24/07 no parque eólico de Cerro Chato.	53
Tabela 17	Valores referentes aos melhores resultados obtidos das simulações, separados por localidade e erro.	54
Tabela 18	Comparação do VIÉS para velocidade do vento do dia 24/09 nas estações do INMET.	57
Tabela 19	Comparação do RMSE para velocidade do vento do dia 24/09 nas estações do INMET.	58

Tabela 20	Comparação do MAPE para velocidade do vento do dia 24/09 nas estações do INMET.	58
Tabela 21	Comparação do VIÉS para direção do vento do dia 24/09 nas estações do INMET.	60
Tabela 22	Comparação do RMSE para direção do vento do dia 24/09 nas estações do INMET.	60
Tabela 23	Comparação do MAPE para direção do vento do dia 24/09 nas estações do INMET.	60
Tabela 24	Comparação do VIÉS para velocidade do vento do dia 24/09 no parque eólico de Cerro Chato.	62
Tabela 25	Comparação do RMSE para velocidade do vento do dia 24/09 no parque eólico de Cerro Chato.	62
Tabela 26	Comparação do MAPE para velocidade do vento do dia 24/09 no parque eólico de Cerro Chato.	63
Tabela 27	Comparação do VIÉS para direção do vento do dia 24/09 no parque eólico de Cerro Chato.	64
Tabela 28	Comparação do RMSE para direção do vento do dia 24/09 no parque eólico de Cerro Chato.	64
Tabela 29	Comparação do MAPE para direção do vento do dia 24/09 no parque eólico de Cerro Chato.	65
Tabela 30	Valores referentes aos melhores resultados obtidos das simulações, separados por localidade e erro.	65

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	19
2.1	Previsão do tempo por modelo numérico	19
2.2	Assimilação de dados por métodos sequenciais, variacionais e híbridos	22
2.3	Estimativa de campos de vento por modelo numérico em energia eólica	25
3	METODOLOGIA	26
3.1	Modelo WRF	26
3.1.1	Discretização espacial	26
3.1.2	Equações governantes	28
3.1.3	Parametrizações	29
3.1.4	Processamento	30
3.2	Assimilação de dados	31
3.2.1	ETKF-3DVAR	32
3.3	Modelo Windninja	36
3.4	Dados de observação	39
3.4.1	Estações meteorológicas de superfície	39
3.4.2	Estações anemométricas do parque eólico	40
3.5	Definição e conceituação	42
3.6	Análise de erros	43
4	RESULTADOS	45
4.1	Dia 24 de Julho de 2018	45
4.1.1	Resultado nas Estações do INMET	46
4.1.2	Complexo Eólico de Cerro Chato	50
4.1.3	Comparação das Análises de Erro	53
4.2	Dia 24 de Setembro de 2018	55
4.2.1	Resultado nas Estações do INMET	56
4.2.2	Complexo Eólico de Cerro Chato	61
4.2.3	Comparação das Análises de Erro	65
4.2.4	Imagem de satélite da área de interesse	66
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	67
5.1	Análise Conclusiva	67
5.2	Perspectivas futuras	68

REFERÊNCIAS	69
APÊNDICE A	
Interpolação dos Resultados dos Métodos de Previsão74 -1ex plias APÊNDICE A	
DE IMPLEMENTAÇÃO	76

1 INTRODUÇÃO

A partir da segunda metade do século XVIII iniciou-se um conjunto de mudanças que substituiu o trabalho artesanal pelo uso das máquinas para aumentar e agilizar a produção manufatureira. Este evento, que modificou todo processo fabril, teve sua origem na Inglaterra, após a ascensão política da classe burguesa no século XVII, fato que teve relação direta com o investimento do estado no processo de industrialização, uma vez que o país havia passado centenas de anos acumulando riquezas, a este fenômeno deu-se o nome de Revolução Industrial.

A primeira fase da revolução industrial, ocorrida até princípio do século XIX, estendeu-se dos domínios da Grã Bretanha até a França e foi marcada pela utilização do carvão mineral como principal fonte de combustível, conforme as palavras do historiador britânico HOBBSAWM (2011) "Observamos centenas de fábricas com cinco ou seis pavimentos, cada qual com uma chaminé colossal a seu lado, exalando o negro vapor do carvão".

Passada algumas décadas, este processo de reposição do trabalho artesanal por maquinários e engrenagens estendeu-se por toda Europa, alongando-se ainda para os Estados Unidos e Japão. Entretanto esta segunda fase da revolução industrial foi destacada pelo emprego do motor a combustão e, conseqüentemente, a utilização do petróleo como forma preponderante de combustível.

A última fase da revolução industrial deu-se somente após a segunda guerra mundial, com o desenvolvimento militar e ascensão econômica de países que, outrora, eram dominados pelas potências capitalistas da época. Desta forma, a utilização de máquinas para auxiliar no processo de industrialização ocupou todos os continentes do globo, tornando os métodos de produção mais eficientes, diminuindo o tempo de produção e aumentando a qualidade dos produtos.

Ocorre que de maneira intrínseca a este fenômeno de grande escala que transformou a sociedade, verificou-se outro fato que causou, e ainda causa, implicações na população de todo planeta. O desordenado aumento da emissão de dióxido de carbono (CO_2) na atmosfera, conforme apresentado na Figura 1 do orçamento global de carbono de 2019.

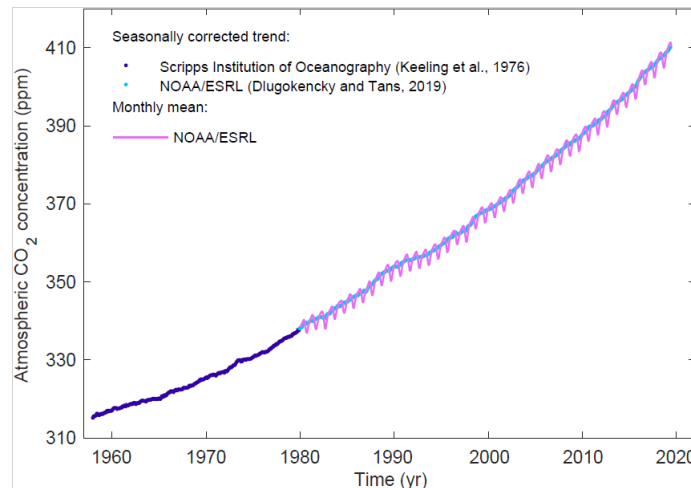


Figura 1: Gráfico do aumento da emissão de CO_2 nos último 60 ano.
 Fonte: Global Carbon Budget, 2019

Este crescente e abrupto lançamento de CO_2 na atmosfera causou impactos na temperatura, em ordem mundial, uma vez que este poluente contribui em um processo conhecido como "efeito estufa" além de impactos na área de saúde pública, a partir do aumento de doenças cardiorrespiratórias, atreladas a maior emissão de dióxido de carbono.

Estes são apenas dois exemplos dentre as diversas transformações ocorridas no mundo desde então, de modo que a comunidade internacional tomou ciência do problema, de suas causas e consequências e mobilizou-se a tomar medidas visando diminuir a quantidade de poluentes emitidos. Disto, no período compreendido entre 05 e 16 de junho de 1972, nasceu a primeira grande reunião de líderes mundiais para tratar, especificamente, sobre alterações no meio ambiente. Tal reunião deu-se na capital da Suécia, foi organizada pelas Nações Unidas (ONU) e ficou conhecida como "Conferência de Estocolmo". Embora não tenha obtido resultados imediatos, visto que países ricos e desenvolvidos encontravam-se em uma postura neomalthusiana e de contenção de danos ambientais, enquanto países pobres e emergentes contrapunham-se a este posicionamento, a conferência é tida como um marco, pois contou com a presença de 113 países, gerou a "declaração de Estocolmo" que abrangeu 26 princípios e critérios comuns que nações de todo mundo deveriam adotar para preservar o meio ambiente e, ainda, desdobrou-se para criação do Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA).

Posteriormente, houve outros encontros liderados pela ONU para tratar sobre preservação ambiental e firmar pactos por um desenvolvimento sustentável nas décadas de 80 e 90, resultando na assinatura do "Protocolo de Kyoto", em dezembro de 1997, no qual países do mundo todo comprometeram-se a reduzir a emissão de CO_2 na atmosfera. O Brasil começou a ganhar notoriedade nesta causa já na pri-

meira conferência realizada, liderando as reivindicações dos países menos desenvolvidos, pois encontrava-se no ápice da ditadura militar e priorizava o desenvolvimento a qualquer custo, como afirmavam os ministros José Costa Calvalcanti e Delfim Netto, ministro do interior e ministro da fazenda, respectivamente. Segundo Calvalcanti o Brasil deveria "desenvolver primeiro e pagar os custos da poluição mais tarde", já Delfim Netto afirmava que era preciso "fazer o bolo crescer, para depois repartir"

Este posicionamento, revisto ao transcorrer dos anos, foi primordial para colocar o Brasil em posição de destaque nos debates sobre questões ambientais, alçando o Rio de Janeiro a sede de algumas convenções como a "Rio 92" e a "Rio +20", realizadas nos anos de 1992 e 2012, respectivamente. Apresentada a ONU em 2007, a Rio +20 teve como um de seus objetivos reafirmar os valores políticos das conferências anteriores e do temas abordados no Protocolo de Kyoto, criado em 1997 e que tem como objetivo reduzir a emissão de CO_2 para atmosfera. Mais recentemente, entre 2016 e 2017, foi aprovado por 195 nações pertencentes a Convenção Quadro das Nações Unidas para as Alterações Climáticas o "Acordo de Paris", que visa reduzir a emissão dos gases responsáveis pelo efeito estufa. Uma das metas brasileiras neste pacto, é reduzir em 37% até 2025 e reduzir até 43% em 2030 (ambos em comparação a emissões verificadas em 2005) a emissão de carbono.

Diante destas responsabilidades, cresce a importância do desenvolvimento sustentável e da utilização da produção de energias limpas no avanço próspero do estado, sendo o processo de transformar a energia cinética dos ventos em energia elétrica uma alternativa com diversos benefícios com ser uma fonte inesgotável, além de que parques eólicos são compatíveis com a utilização do terreno para a agricultura ou para a pecuária, ao passo que ainda são menos onerosos, comparados a outras alternativas. No mundo a utilização de energia eólica cresce de maneira impressionante, conforme apresentado na figura 2.

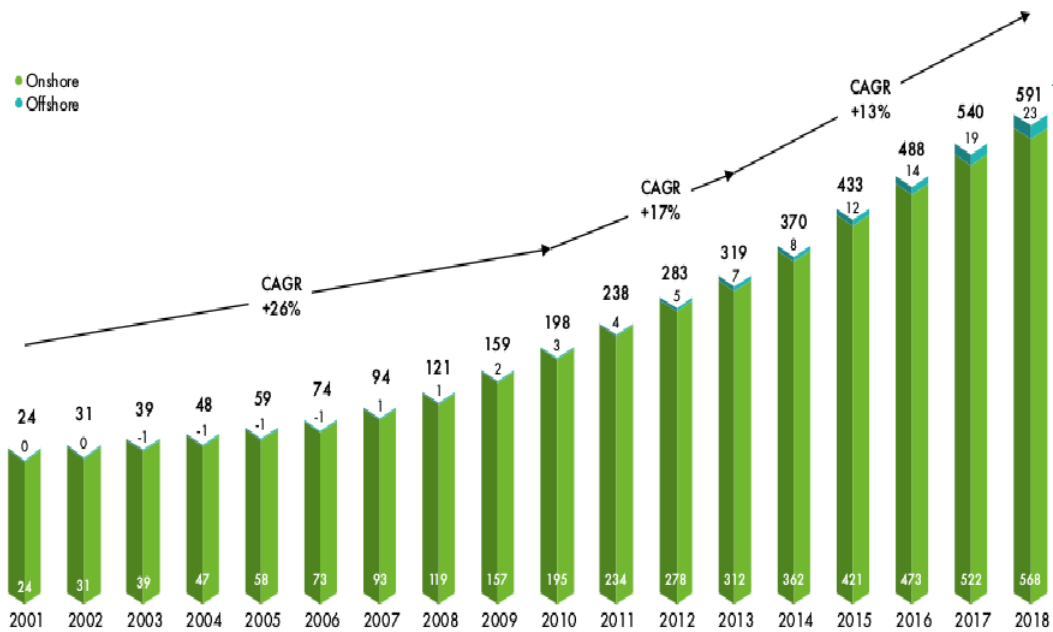


Figura 2: Capacidade de produção global, em giga watts, de energia eólica de 2001 à 2018.

Fonte: Global Wind Statistics / GWEC, 2019.

Países como EUA, China, Espanha e, principalmente, Alemanha e Dinamarca são responsáveis pelo crescimento da produção de energia eólica, em escala mundial. Baseada na energia hidrelétrica, a matriz energética do Brasil tende a sofrer alterações nos próximos anos, uma vez que a demanda de produção aumenta anualmente e o país enfrenta problemas de abastecimento, frutos de impactos e desequilíbrios ambientais. Porém, mesmo não estando entre os principais produtores do mundo, o Brasil vem apresentando aumentos significativos na produção de sua geração de energia. Segundo dados da Empresa de Pesquisa Energética (EPE) a energia eólica representa pouco mais de 5% da oferta interna de energia elétrica por fonte, no Brasil.

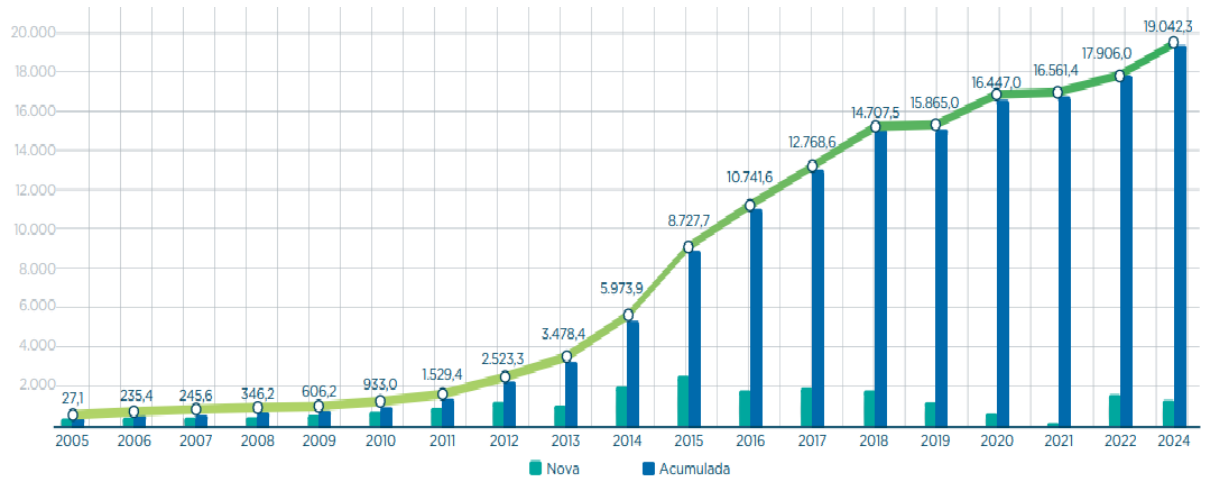


Figura 3: A evolução, em MW, da capacidade instalada e o crescimento da fonte eólica em função das contratações já realizadas nos leilões regulados e também no mercado livre entre 2005 e 2024.

Fonte: Boletim Anual de Geração Eólica, 2018.

Disto, temos que a importância da produção de energia eólica tomou proporções consideráveis na matriz energética brasileira. Isto expõe a necessidade de técnicas e métodos que elevem a eficácia e a efetividade da geração de energia por meio do vento, o que pode ser realizado através de simulações e previsões das condições meteorológicas. Contudo, a complexidade do tema requer estimativas corretas e confiáveis e desta maneira diversas áreas de previsão desenvolveram-se. Temos, por exemplo, classificações de previsão em relação ao tempo.

Tabela 1: Classificação das previsões de vento para diferentes intervalos de tempo

Tipos	Esquema utilizado
Immediate-short-term	Até 8 horas
Short-term	De 8 horas até um dia
Long-term	Múltiplos dias

Fonte: WANG; GUO; HUANG (2011).

Diante do exposto, este trabalho apresentará um sistema de modelagem computacional de alta resolução, visando estimar ventos em parques eólicos. Para atingir esse objetivo, dois modelos meteorológicos de escalas diferentes serão acoplados para atingir a resolução espacial necessária para o estudo. Uma técnica de assimilação de dados será utilizada para assimilar dados de vento observados no sistema de modelos. Para isto, será apresentado nos próximos capítulos a história da estimativa de vento por modelo numérico em energia eólico, a assimilação de dados utilizada para otimizar os processos de previsão, os modelos utilizados em todo projeto e, por fim, a comparação dos resultados obtidos.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Previsão do tempo por modelo numérico

No ano de 1890 um meteorologista norte-americano chamado Cleveland Abbe propôs a utilização uma série de equações que, supostamente, governavam a evolução da atmosfera, afirmando que "A meteorologia é essencialmente a aplicação da hidrodinâmica e termodinâmica à atmosfera da Terra."(WILLIS; HOOKE, 2006). A partir disto, desenvolveram-se diversas análises com o intuito de realizar previsões do tempo. Quatorze anos mais tarde, um físico e meteorologista norueguês chamado Vilhelm Bjerknes foi mais claro em sua previsão e propôs uma análise em dois passos, sendo o primeiro passo a observação do comportamento da atmosfera através de balões produzidos especificamente para análise das condições climatológicas e o segundo passo sendo uma previsão baseada em um sistema de equações de evolução temporal, a partir do instante da observação.

A estes passos Bjerknes deu o nome científico de "diagnóstico e prognóstico"(LYNCH, 2002) e elencou sete variáveis básicas regentes de suas equações: pressão, temperatura, densidade, umidade e três componentes de velocidade. Além disto, elencou sete equações distintas e independentes: as três equações de movimento, a equação de continuidade, a equação de estado e as equações que expressam a primeira lei e a segunda lei da termodinâmica. Entretanto a única solução encontrada para analisar os resultados da previsão era representá-los graficamente, uma vez que as equações eram demasiadamente complexas e a época não havia condições de resolvê-las numericamente. Menos de uma década após a apresentação dos métodos do físico norueguês, o matemático e meteorologista inglês Lewis Richardson apresentou a ideia de discretizar a atmosfera em uma malha horizontal/vertical para resolver as equações de Bjerknes através de um método já conhecido, o método das diferenças finitas. Em 1922, Richardson apresentou em seu livro "Weather Prediction by Numerical Process" equações diferenciais que regem o comportamento atmosférico, a partir dos valores observados. Desta forma, ele não previu o desenvolvimento de computadores, então, estimava que seria necessário

uma equipe de trabalho de 64.000 pessoas para acompanhar o comportamento do clima em escala global. Richardson ainda tentou estimar a variação de pressão em dois pontos da grade na Europa Central, entretanto não obteve êxito (LYNCH, 2008).

Apenas na década posterior foram identificados problemas nos métodos utilizados por Richardson, observando questões de equilíbrio entre campo de pressão e do vento nas condições iniciais do esquema de previsão (SAMPAIO; SILVA DIAS, 2014). Outrossim, as tensões políticas mundiais intensificavam-se, a ponto de eclodir em 1939 a segunda guerra mundial, fato que contribuiu para a aceleração de alguns projetos tecnológicos.

A relevância deste projeto em relação à métodos de previsão numérica do tempo (NWP) é gigantesca, devido ao fato de ter sido desenvolvido o primeiro computador capaz de armazenar dados e realizar cálculos mais sofisticados, o Electronic Numerical Integrator and Calculator (ENIAC) (JAIYESIMI, 1985). Após o termino da segunda guerra, em 1945, a tecnologia descoberta começou a ser aplicada em outros ramos, inclusive na área da meteorologia. Juntamente com o avanço tecnológico prosseguiu o desenvolvimento teórico e ao estudo desta arte juntou-se o meteorologista estadunidense Jule Charney, sendo um dos pioneiros no uso de computadores e técnicas numéricas aplicadas para melhorar a previsão do tempo. De acordo com CHARNEY (1951) "Por muito tempo ninguém se aventurou a seguir os passos de Richardson. A escassez da rede de observação e a enormidade da tarefa computacional eram como barreiras aparentemente intransponíveis.". A união do conhecimento científico à tecnologia demonstrou-se eficaz, levando meteorologistas americanos a resultados relevantes, embora ainda poucos práticos, uma vez que trabalhavam sistemas quase-geostróficos (sistemas que usam aproximações geostróficas e hidrostáticas) no ENIAC. A partir disto a utilização dos modelos numéricos associados a utilização de computadores expandiu-se, conforme visto em SAMPAIO; SILVA DIAS (2014) "A primeira aplicação das equações primitivas foi um sucesso, produzindo boa simulação de desenvolvimento... A previsão numérica de rotina foi introduzida no Deutscher Wetterdienst em 1966; este foi o primeiro uso das equações primitivas em um ambiente operacional."

Segundo INÁCIO; GONÇALVES; IMIANOVSKY (2005), nas décadas de 60 e 70 os satélites americanos iniciaram uma nova era nas observações meteorológicas, aumentando a precisão de inúmeras informações, inclusive dos ventos, através da observação do deslocamento de nuvens. Com o avanço na área de informática, da tecnologia e da ciência, juntamente com a crescente preocupação ambiental, elaborou-se um ramo específico de estimativa de vento por modelo numérico, que, dentre outros motivos, tinha como propósito desenvolver, expandir e otimizar a utilização da energia eólica. O engenheiro e matemático sueco Waloddi Weibull desenvolveu a teoria da distribuição probabilística na década de 40, o que trinta anos

depois seria aplicada numericamente em estudos de velocidades em análises dos potenciais do vento (NETO, 2012), por exemplo. Entretanto, conforme FOLEY; LEAHY; MCKEOGH (2010), "A energia eólica realmente desenvolveu-se para os níveis atuais apenas nos últimos 15 anos."

Alguns métodos de previsão de vento, são bastante conhecidos, como métodos de previsão numérica do tempo, modelos de persistência, métodos baseados em redes neurais artificiais (ANN), abordagens híbridas, entre outros. Os modelos de persistência são métodos simples de suposição da velocidade de vento em um tempo (t) e em tempo subsequente (t_{+1}), baseando na similitude entre os valores da velocidade do vento em t e t_{+1} . Contudo, este tipo de previsão é válida em prazos muito curtos. Tratando sobre modelos de redes neurais podemos destacar WU; HONG (2007) "Os métodos estatísticos de séries temporais são desenvolvidos com base em valores históricos, fáceis de modelar e capazes de fornecer previsões oportunas... A vantagem da ANN é aprender a relação entre insumos e produtos por meio de uma abordagem não estatística". Ao tratar de previsões híbridas, destacamos os modelos pelo fato de utilizarem combinações de abordagens, sejam elas físicas, estatísticas, de longo prazo, médio prazo ou recursos alternativos, de modo a utilizar o potencial de cada método para alcançar um melhor resultado. WANG; GUO; HUANG (2011) afirmam que "É universal para uma ferramenta completar as funções preditivas em cada espectro".

Entretanto, mesmo que sejam modelos matemáticos complexos e demandem custos operacionais proporcionais à resolução da precisão, os NWP são utilizados em larga escala. No Brasil o Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (CPTEC-INPE), fundado em 1994, utilizou-se do modelo ETA por 22 anos. Há vasta literatura referindo-se ao modelo ETA/CPTEC na simulação de ventos em território nacional, como LYRA (2008), que realizou testes de sensibilidade das previsões de vento do modelo ETA/CPTEC no nordeste brasileiro. Tais referências denotam a importância de tal modelo de previsão numérica para o crescimento da energia eólica no Brasil.

Todavia, a partir de 1º de agosto de 2018, conforme nota da coordenadoria geral do CPTEC-INPE, o instituto nacional passou a utilizar o Weather Research and Forecasting Model (WRF) para realizar as previsões de tempo regionais. Isto posto, verifica-se que tal modelo está sendo utilizado em larga escala para estimativas de campo de vento, tendo vasta bibliografia tratando sobre o tema. Para TUCHTENHAGEN (2013) "As análises procedidas para alguns casos de vento diário revelaram que o modelo WRF-ARW tem condições de prover previsões de ventos para dar suporte aos requisitos básicos da indústria eólica". Ainda, outros autores a partir do modelo WRF, estimaram campos de ventos em terras brasileiras para otimização do uso da energia eólica, a exemplos de MELO CHAVES (2013), que realizou um estudo de

caso para geração de energia em Maracanaú-CE e PINTO (2017) que avaliou o modelo WRF para previsão de recursos eólicos no nordeste brasileiro.

De forma semelhante, os métodos de previsão de tempo e estimação de campos de vento dos institutos de países mais desenvolvidos na área também apontam para utilização do modelo WRF, conforme vemos em MUÑOZ-ESPARZA; VAN BEECK; CAÑADILLAS (2011) que modelaram a turbulência no desempenho do WRF para aplicações offshore na ilha de Borkum, na Alemanha e em FERNÁNDEZ-GONZÁLEZ et al. (2018) que através do seu estudos realizado na Península Ibérica, na Espanha, analisaram a sensibilidade do modelo WRF para avaliação de recursos eólicos em terrenos complexos. Assim, verifica-se o crescimento da geração de energia eólica e da estimação de campos de vento a partir de DE ARAUJO (2019) que realizou recentemente um estudo de caso para estimativa de energia, utilizando o modelo WRF nas montanhas próximas a cidade de Dili, no Timor-Leste.

Vale ressaltar que todos estes estudos apresentam resultados práticos e satisfatórios. Entretanto, também expõem suscetibilidades no modelo a partir de parametrizações e outras ferramentas que serão detalhadas a diante. Contudo, existem métodos que atenuam determinadas sensibilidades, reduzindo a possibilidade de erros e imprecisões em nossos sistemas de previsão e uma ferramenta matemática que possibilidade este ajuste é a assimilação de dados.

2.2 Assimilação de dados por métodos sequenciais, variacionais e híbridos

Conforme o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, define-se assimilação de dados (AD) como um conjunto de técnicas empregadas para realizar adequadamente a inserção de dados de observação num sistema operacional de previsão. Em FIGUEIREDO (2005), o autor trás um rico histórico da evolução tecnológica, iniciando nas primeiras décadas do século XIX até os últimos anos do século XX e trata desde a criação da máquina fotográfica e sua contribuição para enriquecer levantamentos topográficos até o lançamento de satélites orbitais utilizados para obtenção de dados. Entretanto, o princípio da AD data de 1949 com a primeira observação objetiva, conforme nome do próprio trabalho (Objective weather-map analysis), onde PANOFSKY (1949) realizou interpolações polinomiais, em duas dimensões, em campos de vento e pressão. Esta pesquisa foi de fundamental importância para CRESSMAN (1959) que desenvolveu um estudo puramente bidimensional, baseado nos estudos de Panofsky, com o objetivo de minimizar a diferença entre os valores dos polinômios e das observações ao redor de um ponto de grade.

Nesta mesma época Cressman criou o Método de Correções Sucessivas (MCS), conhecido como análise objetiva, onde utilizavam-se de um conjunto de previsões e

climatologia condicionados a definir as condições iniciais (CI) e servindo como dados de entrada, este processo ficou conhecido como campo de background ou first guess. Em seguida, os valores de background eram comparados aos dados de observações e interpolados de volta ao ponto de grade, repetindo-se inúmeras vezes. Ainda, existia um fator relacionado à diferença de espaço entre o ponto de grade e o local da observação, conhecido como fator peso. Mais tarde, BARNES (1964) trabalhou com dados reais de radares e utilizou o MCS, contudo, definiu o fator peso como distribuições gaussianas e determinou que o raio de influência de um ponto de grade é alterado a cada iteração, conforme visto em BECK; YAMASAKI; HÄRTER (2016). Na década seguinte, surgia outro método empírico de assimilação de dados, conhecido como nudging ou relaxação newtoniana, baseado no procedimento criado por Cressman, porém, com uma demanda computacional mais suave, simples e de rápida implementação (KISTLER, 1974). Desde então, desenvolveram-se trabalhos sobre o tema, como BENJAMIN; SEAMAN (1985), que analisaram a velocidade dos ventos ou KALNAY (2003) que se utilizou do método para estimar a velocidade zonal em um modelo de equações primitivas.

Ainda que os recursos empíricos na assimilação de dados fossem de muita valia, se desenvolveram técnicas onde os parâmetros do sistema fossem corrigidos e atualizadas de maneira automatizada. Métodos da teoria de estimação criados a partir da década de 70 caracterizam muito bem este artifício, como os Métodos dos Mínimos Quadrados, que embora criado no início do século XIX, por Marie Legendre e Friedrich Gauss, foi aplicado em NWP (SORENSEN, 1970). Entretanto, pouco antes disto havia sido desenvolvido pelo matemático e engenheiro húngaro Rudolf Kalman um artifício estatístico onde se utiliza os dados das observações realizadas ao longo do tempo, além dos obtidos através da predição do sistema. Considerando que ambos os dados carregam consigo incertezas, a perspicácia deste método é ponderar estes erros, atribuindo peso maior à medida de menor incerteza, aproximando-se do comportamento real de um sistema.

Este estudo de estimadores de mínimos quadrados ficou conhecido como Filtro de Kalman (FK) (KALMAN, 1960) e inicialmente foi aplicado apenas em sistemas lineares. Entretanto, o modelo foi otimizado para abranger também sistemas não lineares e não gaussianos através de diversas técnicas de filtragem, sendo o Filtro de Kalman estendido (EKF) o modelo mais utilizado nas últimas décadas. O funcionamento deste processo de filtragem de dados é similar ao processo original criado por Kalman na década de 60, porém difere-se apenas por linearizar a trajetória das matrizes de dinâmica do sistema, reescalando o tempo e adicionando perturbações aleatórias, permitindo calcular a covariância do conjunto. ANDERSON (2001) detalhou este processo e destacou que o EKF tem um desempenho melhor que o FK pois o ruído introduzido no conjunto assimilado através de observações perturbadas no filtro tradicional

limita seu desempenho. Ainda destacam-se SHIN; KANG; JO (2016) que utilizaram o filtro de Kalman estendido em um modelo global de previsão climática e obtiveram resultados promissores através desta técnica de assimilação.

Outro método desenvolvido no século XX está intrinsecamente ligado ao teorema de Bayes, que descreve a probabilidade de um acontecimento, a partir de informações deste evento. A teoria Bayesiana foi desenvolvida no século XVIII e parte do princípio que todos dados de observação carregam consigo imprecisões, podendo acarretar em conclusões falsas. São conhecidos como métodos variacionais, tendo como objetivo primário reduzir os erros, tanto dos dados observados quanto os erros dos dados preditos pelo sistema matemático que representa o comportamento de um fenômeno, a partir de correlações de erros e interpolações. Entre tais técnicas variacionais, destaca-se a Three Dimensional Variational Data Assimilation (3DVAR), que assimila dados nas três dimensões do espaço. De acordo com KALNAY (2003), a assimilação a partir do 3DVAR unifica o ciclo de análise de dados e o de separação, além de permitir incluir um controle de qualidade das observações dentro do ciclo de diagnóstico. Já para MACEDO (2004), a integração de dados 3DVAR contribui de modo significativo nas previsões de tempo do modelo WRF, conforme apresentado em seu estudo.

No entanto, técnicas atuais consistem em trabalhar um sistema de assimilação de forma híbrida, como vê-se em BASTARZ (2017), onde a matriz de covariância híbrida é a combinação linear entre uma matriz de covariância estática e outra obtida através de um sistema de EFK. Conforme o próprio autor mostra, em diversas situações, as análises e previsões a partir do sistema com assimilação heterogênea são melhores do que as análises e previsões produzidas pelo sistema variacional puro. Também se deve destacar outros estudos clássicos da área, como GAO; XUE; STENSRUD (2013), onde foi desenvolvido um algoritmo Híbrido EnKF-3DVAR para assimilação de dados em escala de tempestade, apresentando resultados satisfatórios em grande parte dos casos. Ainda pode-se referenciar outros trabalhos clássicos da área como WANG et al. (2008a) e WANG et al. (2008b), em que foram realizadas simulações utilizando o conjunto híbrido ETKF-3DVAR, a partir de observações reais, em um domínio de escala continental. Os autores mostram que mesmo utilizando espaçamentos grosseiros as previsões produzidas pela análise heterogênea obtiveram ganho em relação as previsões do conjunto original 3DVAR.

Diante o exposto, observa-se que as abordagens híbridas de NWP são recursos vigentes e rebuscados para otimizar resultados e buscar a excelência a partir dos problemas propostos. É importante ressaltar que tais técnicas são atuais também na modelagem de campos de vento, embora esta ciência tenha despontado a pouco mais de duas décadas, conforme apresentado abaixo.

2.3 Estimativa de campos de vento por modelo numérico em energia eólica

Conforme apresentado no capítulo anterior, o crescimento da produção de energia eólica deu-se apenas no início do século XXI e, conseqüentemente, os avanços na previsão numérica de vento acompanhou este progresso. De acordo com COSTA et al. (2008) podemos dividir os modelos numéricos para energia eólica em três épocas: o período pré anos 90, a década de 90 e o século XXI. Um dos primeiros experimentos com intuito de esclarecer as vantagens e a importância da previsão de vento de curto prazo para empresas de energia foi realizado no final dos anos 70, conforme WENDELL; WEGLEY; VERHOLEK (1978), porém, sem grandes avanços ou destaques, visto que a utilização da transformação da energia cinética dos ventos em energia elétrica para abastecimento de grandes localidades ainda não era pautada como viável. Contudo, COSTA et al. (2008) ainda destaca que, na década de 90, centros de estudos meteorológicos dinamarqueses e britânicos desenvolveram um modelo de estimativa de vento geostrófico baseado no refinamento das estimativas dos modelos já existentes, visando atrair a atenção de empresas de eletricidade e parques eólicos que expandiam-se ao redor do mundo, principalmente na Europa e nos EUA. Mas foi apenas no século XXI que este tema recebeu a devida notoriedade. Conforme estudos de JONES et al. (2005), em 2003, a empresa Xcel Energy, a quarta maior companhia combinada de energia elétrica e gás natural dos Estados Unidos, previa um aumento de energia através da produção eólica de 1500 MW até 2010 e 2500 MW até 2015, somente para o estado de Minnesota.

Nesta época, haviam diversas instituições que já desenvolviam projetos de previsão de vento por modelo numérico, como IBERDROLA, que consiste em aninhar os modelos globais, de mesoescala e de microescala, dentro de um horizonte de previsão de até 48 horas ou como o projeto ANEMOS, que consistia em um consórcio de sete países com o objetivo de desenvolver um modelo de previsão para parques eólicos on e offshore. CHITSAZAN; FADALI; TRZYNADLOWSKI (2019) apresenta diversas abordagens propostas para melhorar a precisão da previsão de energia eólica no últimos anos, baseando-se em estudos como DONG; SUN; LI (2017) que propôs um novo modelo híbrido, que combina uma estratégia de processamento integrada e uma rede neural específica, para prever a energia eólica. Temos também SHEN; MIN; XU (2016), que compara, entre outras coisas, os valores obtidos para velocidade do vento através da simulação 3DVAR e ETKF-3DVAR.

3 METODOLOGIA

3.1 Modelo WRF

Conforme apresenta o Centro Nacional de Pesquisas Atmosférica (NCAR) "O Modelo de Pesquisa e Previsão Meteorológica (WRF) é um sistema de previsão de tempo numérico da próxima geração projetado para pesquisa atmosférica e aplicações de previsão operacional. Possui dois núcleos dinâmicos, um sistema de assimilação de dados e uma arquitetura de software que suporta computação e sistema paralelos. O modelo atende a uma ampla gama de aplicações meteorológicas em escalas de dezenas de metros a milhares de quilômetros. O esforço para desenvolver o WRF começou no final dos anos 90 e era uma parceria do NCAR, o Centro Nacional de Previsão Ambiental (NCEP), Laboratório de Pesquisa do Sistema Terrestre, Força Aérea dos EUA, Laboratório de Pesquisa Naval, Universidade de Oklahoma e Administração Federal de Aviação (FAA)."

O modelo é totalmente compressível, Euleriano e pode ser integrado em modo não hidrostático. No WRF são calculadas as componentes de velocidade u e v em coordenada cartesiana, velocidade vertical w , perturbação da temperatura potencial, perturbação de geopotencial e perturbação da pressão da superfície do ar seco. Opcionalmente, energia cinética turbulenta e qualquer número de escalares, como proporção de mistura de vapor de água, proporção de mistura de chuva / neve, proporção de mistura de água / gelo na nuvem e espécies e marcadores químicos. A física do modelo inclui, ainda, cálculo de turbulência não-local para a camada limite atmosférica (CLA) e determinação de radiação de onda longa e onda curta em várias bandas espectrais.

3.1.1 Discretização espacial

- Grade horizontal: Arakawa C-grid staggering.
- Coordenada Vertical: Seguindo o terreno, coordenada vertical híbrida tipo sigma-pressão baseada na pressão hidrostática seca com espaçamento vertical variável. Topo do modelo: superfície de pressão constante

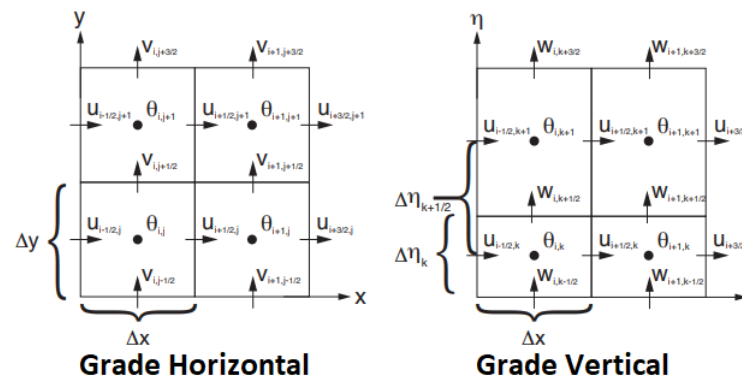


Figura 4: Grades do modelo WRF.
Fonte: Skamarock et al. (Adaptado), 2008

A coordenada vertical tem por finalidade definir o contorno do terreno, em η planos, sendo cada um deles uma projeção cartográfica particular do respectivo nível. Este parâmetro é definido como:

$$\eta = \frac{p_h - p_{ad}}{p_s - p_{ad}}, \quad (1)$$

em que p_h é a componente hidrostática da pressão em níveis atmosféricos, p_{ad} é a pressão no ponto de interesse do domínio e p_s é seu valor na superfície.

O modelo deste estudo é utilizado numa configuração com três grades, centradas na coordenada geográfica $30,921373^\circ$ S e $55,751230^\circ$ O, aninhadas (nesting), possibilitando desta forma obter dados de uma determinada região com alta resolução espacial, a partir da redução da área a ser detalhada, conforme a figura 5. No plano vertical o domínio foi seccionado em 50 níveis sigma de altura. As características dos domínios de simulação para o plano horizontal estão descritas na tabela 2.

Tabela 2: Classificação dos domínios de simulação

Domínio	Grade 1	Grade 2	Grade 3
Grande horizontal	100 x 110	88 x 100	76 x 88
Intervalo da grade	9 km	3 km	1 km

Fonte: Autor, 2019.

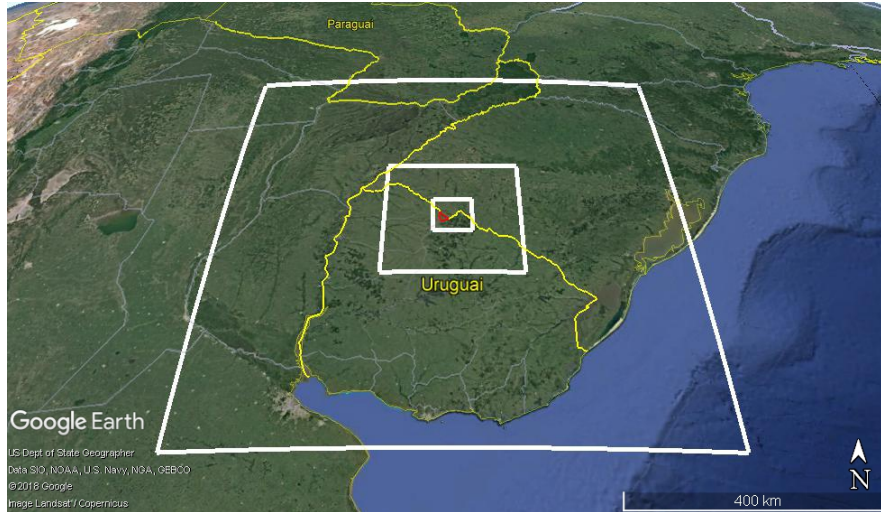


Figura 5: Domínios da área de simulação, aninhadas e centradas no parque eólico Cerro Chato

Fonte: Autor, 2019.

3.1.2 Equações governantes

O modelo WRF possui uma série de equações que regem o sistema prognóstico. Conforme visto, também, em SKAMAROCK et al. (2008), as equações governantes do modelo WRF são:

$$\partial_t U + (\nabla \cdot V u) + \mu_d \alpha \partial_x p + (\alpha / \alpha_d) \partial_\eta p \partial_x \phi = F_U \quad (2)$$

$$\partial_t V + (\nabla \cdot V v) + \mu_d \alpha \partial_y p + (\alpha / \alpha_d) \partial_\eta p \partial_y \phi = F_V \quad (3)$$

$$\partial_t W + (\nabla \cdot V w) - g[(\alpha / \alpha_d) \partial_\eta p - \mu_d] = F_W \quad (4)$$

Sendo as equações prognósticas do movimento 2, 3 e 4 para as componentes da velocidade U, V e W, respectivamente. Em seguida, temos:

$$\partial_t \Theta_m + (\nabla \cdot V \theta_m) = F_{\theta_m} \quad (5)$$

$$\partial_t \mu_d + (\nabla \cdot V) = 0 \quad (6)$$

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

$$\partial_t Q_m + (\nabla \cdot V q_m) = F_{Q_m} \quad (8)$$

onde as equações prognósticas 5, 6, 7 e 8 são relativas a temperatura potencial, a pressão, o geopotencial e para as espécies de água, na devida ordem. Ainda há

$$\partial_n \phi = -\alpha_d \mu_d \quad (9)$$

em que a equação diagnóstica 9, expressa a pressão hidrostática seca. E, por fim,

$$p = p_0 \left(\frac{R_d \theta_m}{p_0 \alpha_d} \right) \quad (10)$$

a equação 10 é a relação define a pressão total (ar seco + ar úmido).

3.1.3 Parametrizações

O WRF dispõe de diversos conjuntos de esquemas para definir os processos físicos do sistema. Segundo OLIVEIRA; SILVA; GOMES (2010) estes processos são representações dos parâmetros físicos, que não podem ser resolvidos diretamente por modelos numéricos, tendo forte influência nos NWP. As parametrizações físicas, que são utilizadas na simulação com o WRF, incluem: parametrização de microfísica de nuvens (MP), parametrização da Camada Limite Atmosférica (CLA), parametrização de superfície, parametrização de cumulus (CP) e parametrização de radiação. A MP de nuvens auxilia o modelo a prever a formação de hidrometeoros e precipitação à superfície; o esquema de CLA parametriza a turbulência entre a superfície (terra e mar) e a camada limite planetária ao longo de toda coluna vertical do modelo; as configurações da superfície são responsáveis por resolver processos de troca de calor, de momento linear, vaporização da água na camada de atrito, entre outros, tanto no solo como em seu interior; a CP soluciona as nuvens de origem convectivas; os parâmetros de radiação resolvem trocas radiativas de ondas de curta e longa distância. Para realização deste estudo foram determinadas as opções de configuração, conforme apresentadas na Tabela 3.

Tabela 3: Configuração e parametrização do Modelo WRF

Parametrização de camada limite planetária	Yonsei University (YSU)
Parametrização de modelo de superfície	Unified Noah
Parametrização camada limite de superfície	Monin-Obukhov Similarity Theory (MM5 MRF PBL)
Parametrização cumulus	Kain-Fritsch (New ETA)
Parametrização de microf. nuvens	WSM 3-class scheme (Hong et al., 2004)
Parametrização de radiação OL	RRTM (Mlawer et al, 1997)
Parametrização de radiação OC	Dudhia (Dudhia, 1989)

Fonte: Autor, 2019.

3.1.4 Processamento

Para SKAMAROCK et al. (2008), o WRF foi desenvolvido para pesquisa, previsão do tempo, modelagens climáticas de mesoescala, previsão de eventos extremos, entre outros. O modelo é dividido em três diferentes etapas: o pré-processamento do sistema (WPS), o processamento dos dados por integração numérica (ARW) e o pós-processamento. O pré-processamento é composto por três programas e consiste em preparar os dados de entrada do sistema para execução no programa *real.exe*, que encontra-se no núcleo de processamento do WRF, sendo constituído por:

1. Geogrid: define os domínios da área a ser simulada e prepara os dados do terreno.
2. Ungrib: transforma os arquivos GRIB (general regularly-distributed information in binary form) em pacotes intermediários de informações que servirão como condições iniciais e de fronteira lateral.
3. Metgrid: interpola os dados de saída do ungrib para o domínio do modelo, definido no geogrid.

A segunda etapa ARW é dividida em dois programas, o *real.exe* e o *wrf.exe*. O primeiro requer o pré-processamento via WPS e realiza a interpolação vertical, apresentando padrões condizentes às grades do modelo. Já o *wrf.exe* realiza o processo numérico de integração, fornecendo os dados simulados. Esta segunda etapa resolve equações de Euler não-hidrostáticas em η planos, utilizando o método Runge-Kutta de 3ª ordem para integrar modos de baixa frequência, ao passo que os modos de maior frequência são integrados com um Δt menor para manter a estabilidade numérica do método. Após o processamento de todos os dados, são gerados arquivos de saída em alguns formatos, como o GrADS (grid analysis and display system) e o VAPOR (visualization and analysis platform for ocean, atmosphere and solar researchers).

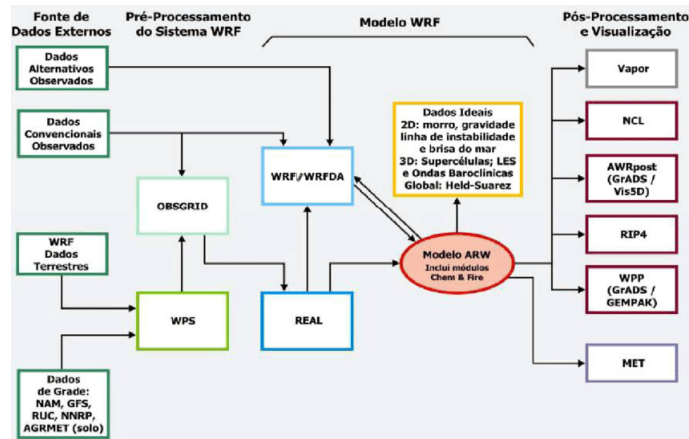


Figura 6: Fluxograma do funcionamento do sistema de modelagem WRF.
Fonte: Skamarock et al. (Adaptado), 2008.

3.2 Assimilação de dados

Conforme SKAMAROCK et al. (2008), a assimilação de dados do WRF (WRFDA) contém diversos componentes, todos com a finalidade de aperfeiçoar a condição inicial da simulação. Já VARGAS JR. (2017), apresenta o fluxograma do funcionamento do WRFDA, conforme a figura 7, em que a matriz do erro de covariância do background é gerada por `gen_be`, ao passo que as observações e a estatística do erro das mesmas é determinada pelo `OBSPROC`. Já as informações criadas pelo `WPS` e pelo executável `real` tem duas alternativas: serem inseridas de modo direto no `WRFDa` ou podem ter suas condições de fronteira interiores atualizadas pelo `UPDATE_BC` antes do início da operação. Em seguida as condições laterais são atualizadas pelo `UPDATE_BC` e o WRF simula uma previsão, com grandes possibilidades de obter resultados mais próximos da realidade, uma vez que as condições iniciais foram assimiladas.

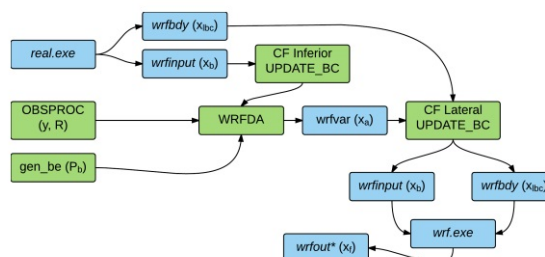


Figura 7: Os componentes do WRFDA, em verde, e suas funções no processo de assimilação.

Fonte: Vargas Jr., 2017.

3.2.1 ETKF-3DVAR

A técnica de assimilação utilizado neste estudo é o método ETKF-3DVAR, que tem um custo computacional relativamente adequado em relação ao EKF, é ajustável às estruturas variacionais já existentes e ainda pode obter estatísticas de erros consistentes para o conjunto.

3.2.1.1 Inserção de covariância de conjuntos em 3DVAR no WRF

Primeiramente, a função custo do método 3D-VAR defini-se, conforme visto em LORENC (1986), por:

$$J(x'_1) = \frac{1}{2}(x'_1)^T B^{-1}(x'_1) + \frac{1}{2}(y^{o'} - Hx')^T R^{-1}(y^{o'} - Hx'), \quad (11)$$

em que a finalidade deste recurso de assimilação é minimizar a função custo, diretamente proporcional ao erro de covariância estática, que é o primeiro termo da equação 11. Já o segundo termo da equação 11 é relativo ao erro de observação.

Entretanto, o método híbrido combina covariâncias do conjunto (*ensemble*) com covariâncias estáticas da assimilação variacional, apresentado em WANG et al. (2008a). Desta forma, o incremento de análise híbrida (x') é expressado por,

$$x' = x'_1 + \sum_{k=1}^K (a_k \circ x_k^e). \quad (12)$$

Sendo assim, verifica-se que esta variável é a soma de dois termos, sendo que x'_1 é o incremento de análise estática e o segundo termo é apresentado através de um *produto de Schur*, onde a_k ($k = 1, \dots, K$) são os vetores que denotam as variáveis de controle estendido para k membros e x_k^e são as perturbações do conjunto. De acordo com LYNN (1964), o *produto de Schur* é definido como:

$$a_{ij} \circ b_{ij} = (a_{ij} b_{ij}) : \mathbb{R}_n \rightarrow \mathbb{R}_n. \quad (13)$$

De maneira simples, pode-se afirmar que esta operação realiza o produto, elemento a elemento, diferentemente das operações usuais.

Definidas as operações, deve-se, agora, associar o segundo o termo da equação 12 à covariância do conjunto dependente do fluxo. Ainda assim, será definida a média dos membros do conjunto e a perturbação de cada membro, respectivamente,

$$\bar{x} = \frac{1}{K} \left(\sum_{k=1}^K x_k \right), \quad (14)$$

$$x_k^e = \frac{x_k - \bar{x}}{\sqrt{K - 1}}, \quad (15)$$

onde K é o número de membros do conjunto.

Isto posto, pode-se compreender melhor como esta estrutura de conjuntos híbridos é aplicada no modelo WRF. Para isto, são incorporadas informações de covariância a função custo,

$$\begin{aligned} J(x'_1, a) &= \beta_1 J_1 + \beta_2 J_2 + J_o \\ &= \beta_1 \frac{1}{2} (x'_1)^T B^{-1} (x'_1) + \beta_2 \frac{1}{2} (a)^T A^{-1} (a) + \frac{1}{2} (y^{o'} - Hx')^T R^{-1} (y^{o'} - Hx'). \end{aligned} \quad (16)$$

β_1 e β_2 são os coeficientes de ponderação, J_o é o termo de observação, J_1 é a função associada a covariância estática B e J_e é a função associada à covariância do conjunto. A variável de controle estendido a_K é responsável por implementar a covariância do conjunto na função originariamente variacional, sendo $a^T = a_1^T, a_2^T, \dots, a_k^T$. Segundo LORENC (2003) A é uma matriz diagonal descrita por:

$$A = \begin{bmatrix} C & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & C \end{bmatrix}. \quad (17)$$

Esta matriz é responsável por definir a covariância de a_k , uma vez que para cada k a matriz de correlação C é a mesma, sendo responsável por limitar a operação dos sistemas e seus parâmetros a faixas de trabalho restritas, evitando, assim, comportamentos indesejáveis em zonas não lineares.

Definidas as funções peso β_1 e β_2 , associadas covariância estática de erro de background e na covariância de conjunto, respectivamente, a variação do total do erro é restringida por:

$$\frac{1}{\beta_1} + \frac{1}{\beta_2} = 1. \quad (18)$$

3.2.1.2 ETKF

O Ensemble Transform Kalman Filter (ETKF), baseia-se em produzir perturbações iniciais consistentes com a equação de atualização de covariância dentro do subespaço vetorial de perturbações de conjuntos. Conforme WANG; BISHOP (2003), "o conjunto ETKF apenas prevê a matriz de covariância de erros, sem atualizar o estado médio. Assim, a análise de controle usada no ETKF é potencialmente não tão precisa quanto a análise de controle criada nos esquemas de assimilação de dados do EnKF. No entanto, o custo computacional da geração do conjunto ETKF é consideravelmente menor que o conjunto do EnKF".

O ETKF transforma matrizes de perturbações de previsão em matrizes de perturbação de análise, a partir de $X^a = X^p t$, onde X^a é o termo referente a análise e

X^p é o termo referente previsão. Desta maneira, defini-se t como:

$$t = C(\Gamma + I)^{-1/2}C^T, \quad (19)$$

Em que Γ contém os autovetores relativos às operações de três matrizes, a matriz de perturbação de previsão, operador de observação mapeado das variáveis de estado e a matriz de covariância do erro de observação, C contém os autovalores desta mesma operação e I é a matriz identidade. A matriz de transformação assume que a covariância dos erros de previsão são distribuídos de maneira homogênea e que o operador de observação é linear. Isto posto, deve-se satisfazer $X^a = X^p t$.

Porém, dois fatores são introduzidos, um ao termo Γ e outro a X^p , entretanto, ambos devem ajustar subestimações da variação do erro. Além do fator ρ que depende, dentre outras coisas, do número de observações e o número de membros do conjunto, é adicionado o fator de inflação, responsável pelo aumento da covariância do conjunto, já visto em WANG et al. (2007). Este segundo termo opera multiplicando as perturbações iniciais em cada tempo i , por uma de inflação estimada, obtendo

$$X_i^a = X_i^p t_i \Pi_i, \quad (20)$$

e, por fim, a função de transformação de conjuntos utilizada é definida por:

$$X^a = \Pi X^p C(\rho\Gamma + I)^{-1/2}C^T. \quad (21)$$

3.2.1.3 Implementação do ETKF-3DVAR no WRF

Conforme visto no item 3.2, para iniciar o processo de assimilação é necessário definir os dados de entrada no pré-processamento. Os dados de observação estão disponibilizados em <https://rda.ucar.edu/>. Para este estudo foram utilizados dados de análise e previsão do NCEP FNL, que estão em grades de 0,25 graus por 0,25 graus, preparados operacionalmente a cada seis horas e o formato dos arquivos é WMO GRIB2. Outrossim, os arquivos de estáticas de erro de background foram gerados a partir do roteiro apresentado em https://www2.mmm.ucar.edu/wrf/users/wrfda/Tutorials/2013_July/class/genbe.html.

Desta forma, se pode iniciar a assimilação de dados pelo método ETKF-3DVar. O processo dar-se-á em quatro etapas a serem detalhadas a seguir. Para WANG et al. (2007), o primeiro passo é realizar a atualização do sistema a partir do componente 3DVAR, em seguida, são inseridas perturbações no sistema de previsões através do método ETKF, logo após, as atualizações e as perturbações são integradas, de modo que tenhamos n condições iniciais, por fim são realizadas n previsões, a partir de n membros do conjunto inicial que são encaminhadas para o próximo tempo de análise. Para elucidar melhor as informações apresentadas, cada passo será detalhado a se-

guir.

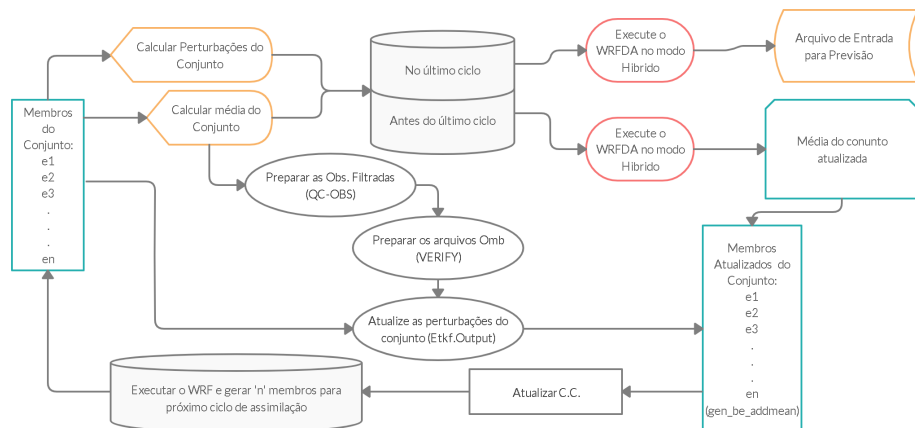


Figura 8: Fluxograma do sistema híbrido ETKF-3DVAR

Fonte: Autor, 2020.

1º Passo: Para realizar a atualização do sistema variacional deve-se calcular a média dos membros iniciais do conjunto. Já nesta etapa define-se, a partir do arquivo *gen_be_ensmean.nl.nl*, o número de membros a serem utilizados no cálculo da média e, também, as variáveis a serem assimiladas. Para este estudo foram assimiladas as variáveis U (componente x do vento), V (componente v do vento), W (componente w do vento), PH (perturbação geopotencial), T (temperatura potencial de perturbação), MU (massa de ar seco por perturbação na coluna) e QVAPOR (proporção de mistura de vapor de água) e utilizados 10 membros de previsão. Em seguida, são calculadas as perturbações do conjunto utilizando o executável *gen_be_ep2.exe*, é criado o arquivo de entrada para localização vertical, a partir do executável *gen_be_vertloc.exe* e, por fim, roda-se o WRF no modo híbrido para atualizar a média, utilizando o arquivo de erros de background, os arquivos de análise e assumindo a própria média dos membros como o first guess.

2º Passo: Este passo é a execução do método ETKF, em que são criadas observações filtradas e preparados os arquivos omb (dados de observação menos erros de background). Nestes dois processos é executado o *da_wrfvar.exe*, contudo, o item *wrfvar17* do namelist deve ser configurado para rodar em 'QC-OBS' no processo de filtragem e deve ser configurado em 'VERIFY' no processo de preparação de arquivos omb. A seguir, deve-se vincular a média do conjunto, as previsões e os arquivos recém gerados ao diretório de trabalho e executar o arquivo *gen_be_etkf.exe*. Para isto, é necessário configurar o *gen_be_etkf.nl.nl*, atentando para os seguintes itens:

- Nv e Cv: número e nome das variáveis a serem assimiladas;
- Naccumt1 e Naccumt2: são o número de ciclos anteriores; e
- Nout: índice do ciclo.

Ao término do processo do *gen.be.etkf.exe*, gera-se arquivos *etkf.output* que serão as perturbações atualizadas do conjunto.

3º Passo: Nesta etapa é necessário executar o arquivo *gen.be.addmean.exe.*, que irá adicionar as perturbações geradas no 2º passo à média atualizada no 1º passo. É importante ressaltar que este processo deve ser repetido para os **n** membros. Ao fim, os arquivos *etkf.output* estarão atualizados e serão os novos membros assimilados do conjunto.

4º Passo: Enfim, a partir dos novos membros do conjunto, atualizados no passo anterior, são realizadas atualizações de condições de contorno e realizadas **n** previsões, a partir de **n** membros do conjunto inicial (*etkf.output*) que são encaminhadas para o próximo tempo de análise.

3.3 Modelo Windninja

O software Windninja é um modelo de conservação de massa e/ou momentum, desenvolvido para diagnosticar, em microescala, o comportamento de correntes de ar em um determinado terreno. Foi desenvolvido no Laboratório de Ciência Florestal do Serviço Florestal dos Estados Unidos, localizado na cidade de Missoula. É empregado, principalmente, para conter o avanço do fogo em áreas de queimada, uma vez que analisa o fluxo de calor de superfície sensível, distância da entre crista e vale, em área acidentada e outras variáveis.

Foi projetado para que o usuário precise de um pequeno número de entradas, facilitando as simulações. Seu funcionamento consiste em 4 etapas:

1. Escolher se o sistema executará o processo de conservação de massa ou o processo de conservação de massa e momentum;
2. Informar os dados de superfície, fuso horário, tipo de vegetação, resolução da malha, velocidade e direção do vento;
3. Escolher o formato dos dados de saída, podendo ser em kmz, ascii, shp, shx, vtk ou pdf geoespaciais; e
4. Por fim, executar o processo de simulação designando o número de processadores que o computador utilizará para isto.

Os processos de simulação a partir da conservação da massa e do momentum, citados anteriormente, são modelados, respectivamente, a partir das equações 22 e 23 para o tipo de fluxo do modelo. Estas equações são apresentadas em FORTHOFER (2007) e descritas como:

$$\frac{\partial u_i}{\partial x_i} = 0 \quad (22)$$

$$\frac{\partial}{\partial x_j}(\rho u_i u_j) = -\frac{\partial p}{\partial x_i} + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\mu \left(\frac{\partial u_i}{\partial x_j} + \frac{\partial u_j}{\partial x_i} \right) \right] + \frac{\partial}{\partial x_j} \gamma \quad (23)$$

onde, u_i é a velocidade média, x_i é a coordenada cartesiana, p é a pressão, ρ é a massa específica do fluido, μ é a viscosidade laminar do fluido e γ é a chamada "tensão de Reynolds".

Segundo WAGENBRENNER et al. (2016), o programa utiliza técnicas variacionais de cálculo para minimizar a mudança em um campo de vento inicial, enquanto conserva massa (local e global) dentro de cada intervalo de grade do sistema.

O autor ainda destaca que é utilizado o método de diferenças finitas em uma malha que adapta-se ao terreno, composta por células hexaédricas que acompanham as nuances da superfície e crescem verticalmente com a altura. FORTHOFFER; SHANNON; BUTLER (2009) também contribuíram na explanação sobre o funcionamento de software, de acordo com os pesquisadores o programa utiliza um modelo unidimensional de fluxo de declive. O texto também aponta algumas semelhanças entre o windninja e o software CALMET, no cálculo de calor na superfície, comprimento de Monin-Obukhov e altura da camada limite. O modelo pode ser executado para três funcionalidades distintas, previsão de ventos futuros com base em dados de modelo de mesoescala, construção de campos de vento a partir de medições de ventos terrestres e o terceiro para cálculo e direção de vento médio. Cabe salientar que o sistema gera dados de saída em diversos formatos como shapefile ou em KMZ.

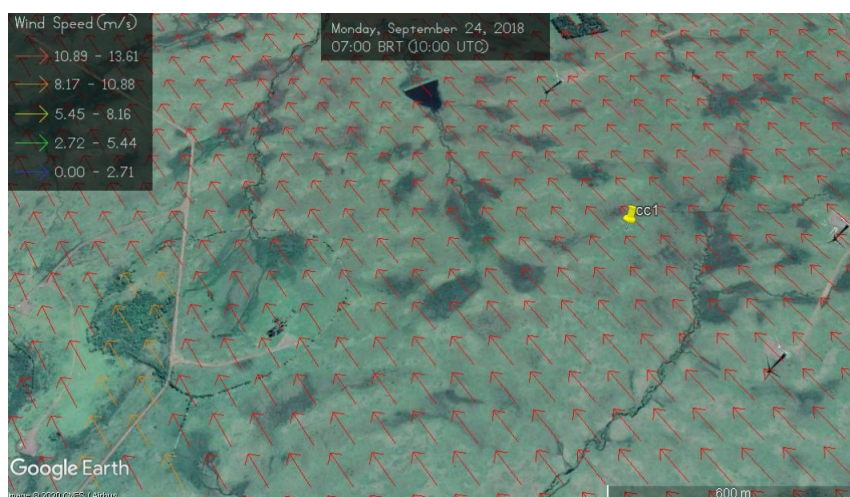


Figura 9: Resolução da simulação do comportamento de direção e velocidade do vento pelo software Windninja.

Fonte: O Autor, 2019.



Figura 10: Resolução da simulação do comportamento de direção e velocidade do vento pelo modelo WRF.

Fonte: O Autor, 2019.

Neste estudo utilizou-se somente o processo de conservação de massa para simular o campo de vento. Além disto, a malha utilizada na simulação do software Windninja foi de 100 metros por 100 metros, a altura do campo de vento para os dados de saída foi definida em 108 metros acima da superfície e os dados de saída foram gerados no formato kmz. Já os dados de entrada de direção e velocidade do vento foram os dados de saída do modelo WRF que foram assimilados pela técnica ETKF-3DVAR antes do processo de previsão.

O resultado do refinamento dos dados de saída do modelo WRF apresenta um comportamento mais detalhado dos campos de vento, distribuídos e analisados de maneira mais sofisticada, aumentando a probabilidade de obter-se resultados mais condizentes com a realidade, conforme pode-se visualizar nas figuras 9 e 10.

3.4 Dados de observação

3.4.1 Estações meteorológicas de superfície

Inicialmente, os dados utilizados para a presente análise foram obtidos da rede de estações meteorológicas de superfície (EMSs) automáticas do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). As estações do INMET utilizadas estão instaladas no oeste do Estado do Rio Grande do Sul, nas cidades de Alegrete, Dom Pedrito, Santana do Livramento, Quaraí e São Vicente do Sul. As EMSs coletam as informações meteorológicas representativas das áreas onde estão localizadas, disponibilizando-as em tempo real. A figura 11 apresenta a localização de cada uma das EMSs na região de interesse.

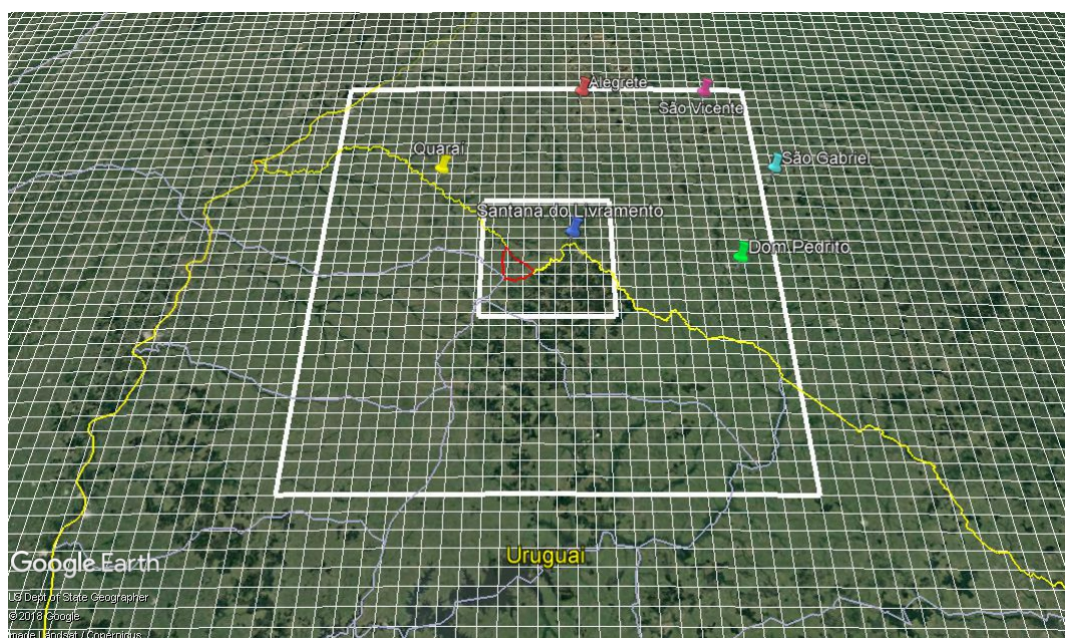


Figura 11: Localização das estações meteorológicas
Fonte: O Autor, 2019.

Estas EMSs, medem dezessete parâmetros, dos quais três são apresentados neste estudo, sendo eles: temperatura do ar (dada em graus celsius), pressão atmosférica (medida em hectopascal) e velocidade do vento (mensurada em metros por segundo). De acordo com nota técnica No. 001/2011/SEGER/LAIME/CSC/INMET, as instalações físicas das estações ficam em uma área cercada, livre de obstruções naturais e prediais. Os sensores e demais instrumentos são fixados em um mastro metálico de 10 metros de altura, aterrado eletricamente por malhas de cobre e protegidos por pára-raios. Os aparelhos de medição de radiação solar e pluviométrica ficam fora do mastro, mas em local protegido dentro da área isolada. Este padrão é adotado para impedir interferências, naturais ou não, na captação de dados. Salienta-se que a incerteza de medição dos anemômetros instalados nas estações automáticas do

INMET varia entre $-0,2$ m/s e 0 m/s para as velocidades medidas, conforme visto em DESCRIPTION AND TECHNICAL DATA WAA252 (2007)



Figura 12: Modelo de estação de meteorológica de superfície do INMET
Fonte: <http://www.inmet.gov.br/portal/>. Acesso em: 28 Ago. 2019.

3.4.2 Estações anemométricas do parque eólico

Para comparar os dados simulados neste estudo foram utilizadas informações do parque eólico de Cerro Chato, localizado à cerca de 18 Km do centro da cidade de Santana do Livramento, sob administração da empresa Eletrosul. Algumas datas de dados de observação foram disponibilizadas para análise e são provenientes de três torres anemométricas localizadas dentro do complexo eólico, conforme apresentado na figura 13.

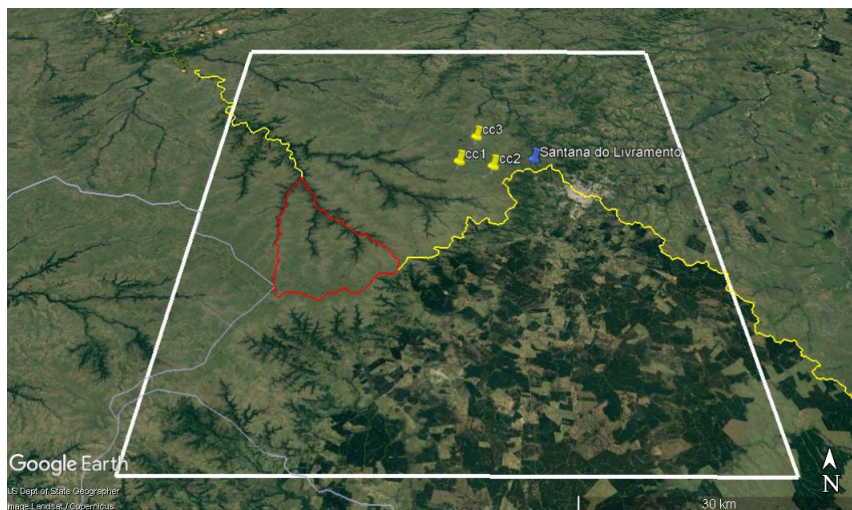
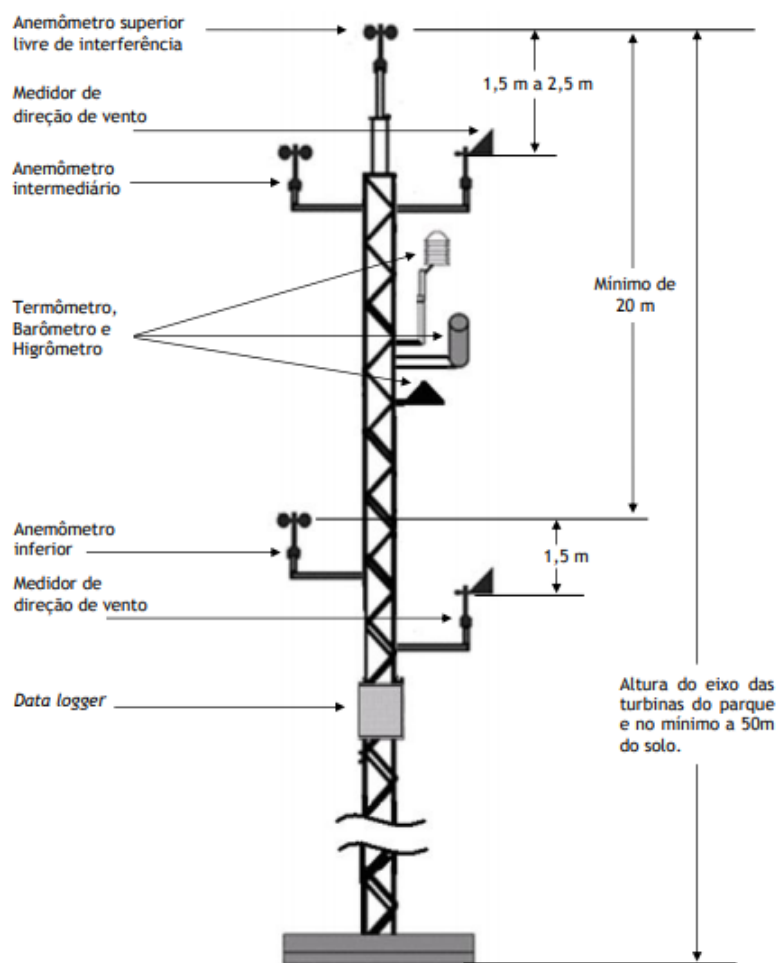


Figura 13: Localização das torres anemométricas do parque eólico de Cerro Chato.
Fonte: O Autor, 2019.

De acordo com nota técnica DEA 08/14 da empresa de pesquisa energética (EPE), cada parque eólico, independente da potência utilizada ou área ocupada, deverá instalar, dentro da área do parque, uma estação para medição e registro de dados anemométricos e climatológicos, sendo as medições permanentes e contínuas, obedecendo as seguintes especificações:

1. Um anemômetro deve ser instalado no topo da estação de medição (anemômetro superior), em altura do solo igual a do eixo das turbinas do parque eólico e, no mínimo, a 50 (cinquenta) metros de altura do solo;
2. O anemômetro superior deve estar livre de perturbações e interferências causadas por outros instrumentos de medição ou de sinalização;
3. O segundo anemômetro (anemômetro intermediário) deve ser instalado à distância de até 2,5 (dois vírgula cinco) metros abaixo do anemômetro superior;
4. O terceiro anemômetro (anemômetro inferior) deve ser instalado à distância mínima de 20 (vinte) metros abaixo do anemômetro superior e, preferencialmente, na altura inferior da ponta da pá das turbinas;
5. O medidor superior de direção de vento deve ser instalado com distância mínima de 1,5 (um vírgula cinco) metros abaixo do anemômetro superior e máxima de 10% da altura do eixo das turbinas do parque eólico; e
6. O barômetro, o medidor de umidade relativa do ar e o termômetro devem ser instalados entre 1,5 metros e 10 metros abaixo do topo da estação de medição.

Cabe ressaltar que, a incerteza de medição dos anemômetros instalados nas torres do complexo eólico de Cerro Chato é mais ou menos 0,2 m/s, conforme apresentado em SPECIFICATION AND TECHNICAL DATA ANEMOMETER X-S11200H (2018)



(Figura sem escala)

Figura 14: Representação de uma torre de medição anemométrica.
Fonte: Nota técnica DEA 08, 2014.

3.5 Definição e conceituação

Vento é definido como sendo o ar em movimento ocasionado por uma diferença de pressão entre duas regiões, decorrente de variações de temperatura. Em suma, sempre que houver duas áreas com diferença de pressão atmosférica o ar escoará da área de maior pressão (anticiclônica) para área de menor pressão (ciclônica). Este fluido em movimento dependente tem velocidade variada, dependendo das condições climáticas, do relevo do terreno, entre outros fatores, e para nortear este estudo, será adotada a escala de Beaufort de classificação de ventos.

Tabela 4: Classificação da velocidade dos ventos de Beaufort

Nº		Denominação
01	até 0,3	Calmo
02	0,3 a 1,5	Aragem
03	1,6 a 3,3	Brisa Fresca
04	3,4 a 5,4	Brisa Fraca
05	5,5 a 7,9	Brisa Moderada
06	8 a 10,7	Brisa Forte
07	10,8 a 13,8	Vento Fresco
08	13,9 a 17,1	Vento Forte
09	17,2 a 20,7	Ventania
10	20,8 a 24,4	Ventania Forte
11	24,5 a 28,4	Tempestade
12	28,5 a 32,6	Tempestade Violenta
13	acima de 32,6	Furacão

Fonte: CPTEC/INPE, 2017.

Neste estudo, buscou-se simular ventos com intensidades acima da classificada como brisa moderada, visto que, conforme o manual do gerador eólico do parque de Cerro Chato (TECHNICAL INFORMATION E-82, 2015), as velocidades mais baixas são pouco eficientes no processo de geração de energia.

3.6 Análise de erros

Como apresentado em WILKS (2011), para avaliar a qualidade das previsões de temperatura do ar, pressão e velocidade do vento deve ser calculado parâmetros que quantifiquem o grau de semelhança entre a previsão e a observação. Para a avaliação, utilizou-se a raiz do erro quadrático médio:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}, \quad (24)$$

o qual calcula a amplitude do erro, a média dos erros individuais

$$VIES = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i), \quad (25)$$

que indica a direção do erro e, também, a porcentagem do erro médio absoluto

$$MAPE = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{P_i - O_i}{O_i} \right| \right) .100 \quad (26)$$

que uma indicação o tamanho médio do erro, em percentual. Tanto na equação 24,

quanto nas equações 25 e 26, "P" representa os valores prognosticados pelo modelo, "O" representa os valores observados e "n" representa o número de observações e simulações.

Conforme visto em RAMASAMY; CHANDEL; YADAV (2015), quando o MAPE é inferior a 10% significa que temos uma excelente previsão, um erro entre 10 e 20%, uma boa previsão, já entre 20 e 50%, um resultado razoável. Já, o VIES indica se a previsão está subestimando ou superestimando o comportamento do vento.

4 RESULTADOS

4.1 Dia 24 de Julho de 2018

Ao analisar a região do estado do Rio Grande do Sul, onde concentram-se as localidades analisadas, é possível notar dois sistemas importantes influenciando o comportamento do vento na região de simulação, conforme apresentado na figura 15. Primeiro, um sistema de alta-pressão localizada no centro-leste da Argentina com 1032 hPa. Segundo, uma frente estacionária, localizada ao norte do local de simulação e que estende-se, como frente fria, do litoral catarinense até a área de baixa pressão próximo a de $50^{\circ}\text{S}/35^{\circ}\text{O}$, onde volta a ser estacionária. A alta de pressão mais ao sul e a instabilidade provocada pela frente estacionária na área analisada tendem a formação de brisas fortes nas estações do INMET e ventos fortes no complexo eólico de Cerro Chato.

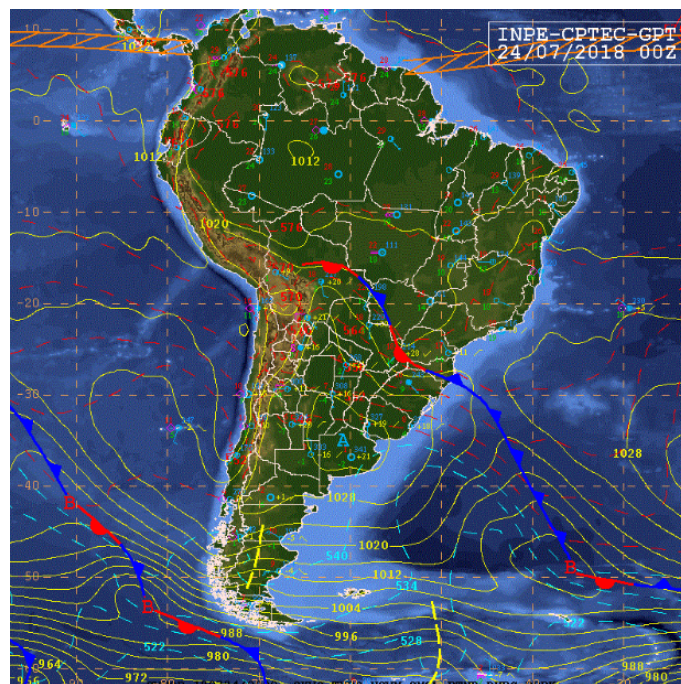
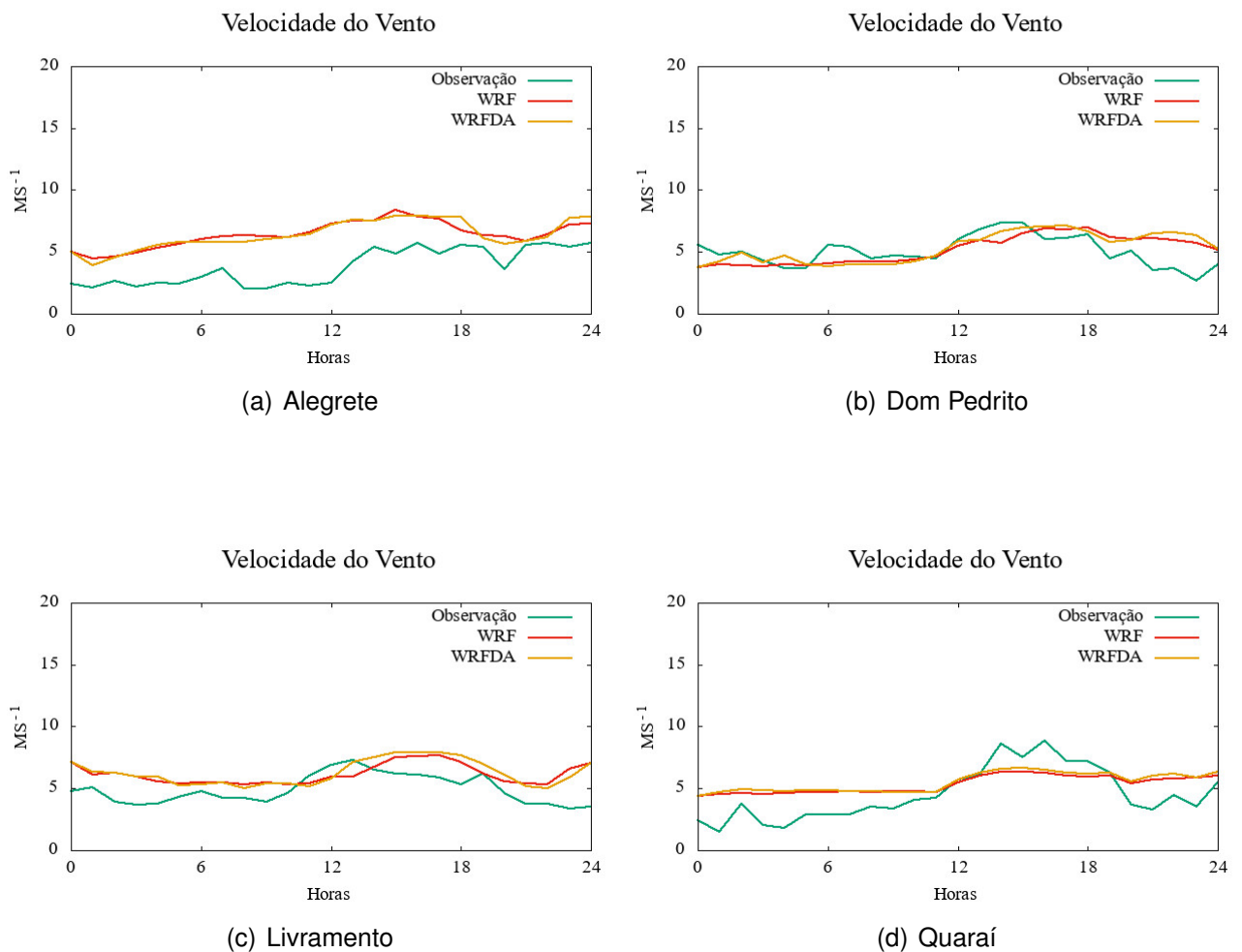


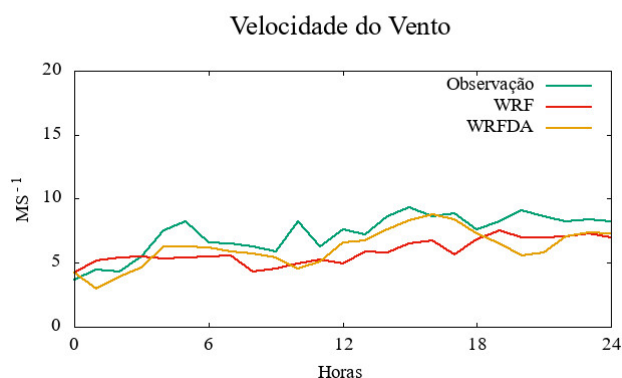
Figura 15: Carta sinótica de 24 de Julho de 2019
Fonte: CPTEC/INPE, 2019.

4.1.1 Resultado nas Estações do INMET

4.1.1.1 Velocidade do Vento

Ao analisar os resultados das simulações da grade intermediária, com e sem assimilação de dados, da velocidade do vento nas estações automáticas do INMET, verificamos que as previsões são adequadas ao comportamento da observação, como visto na figura 16. A exemplo de Dom Pedrito e Quaraí, ambos modelos alternam entre subestimar e superestimar a velocidade do vento, entretanto, a diferença entre o valor das simulações e o valor constatado na medição são, consideravelmente, bons ou razoáveis levando em consideração o MAPE, a exceção do previsto na cidade de Alegrete, conforme tabela 7. Ainda, destaca-se que somente na estação de São Vicente do Sul houve uma melhora considerável na previsão utilizando o método de assimilação ETKF-3DVAR, de acordo com a tabela 6. Nas demais estações os valores de previsão com assimilação pouco alteram-se e, em alguns locais, obtiveram resultados menos eficientes. Ambos sistemas podem ser visualizados na figura 15.





(e) São Vicente do Sul

Figura 16: Gráficos comparativos entre observação, simulação sem assimilação de dados e simulação com assimilação de dados para velocidade do vento nas estações do INMET.

Fonte: Autor, 2020.

Tabela 5: Comparação do VIÉS para velocidade do vento do dia 24/07 nas estações do INMET.

Estação	WRF (ms^{-1})	WRFDA (ms^{-1})
Alegrete	2,63	2,59
Dom Pedrito	0,12	0,30
Livramento	1,24	1,37
Quaraí	0,80	0,97
São Vicente	-1,42	-1,11
Média	0,67	0,82

Fonte: Autor, 2019.

Tabela 6: Comparação do RMSE para velocidade do vento do dia 24/07 nas estações do INMET.

Estação	WRF (ms^{-1})	WRFDA (ms^{-1})
Alegrete	2,87	2,81
Dom Pedrito	1,30	1,41
Livramento	1,68	1,71
Quaraí	1,74	1,80
São Vicente	1,84	1,48
Média	1,89	1,84

Fonte: Autor, 2019.

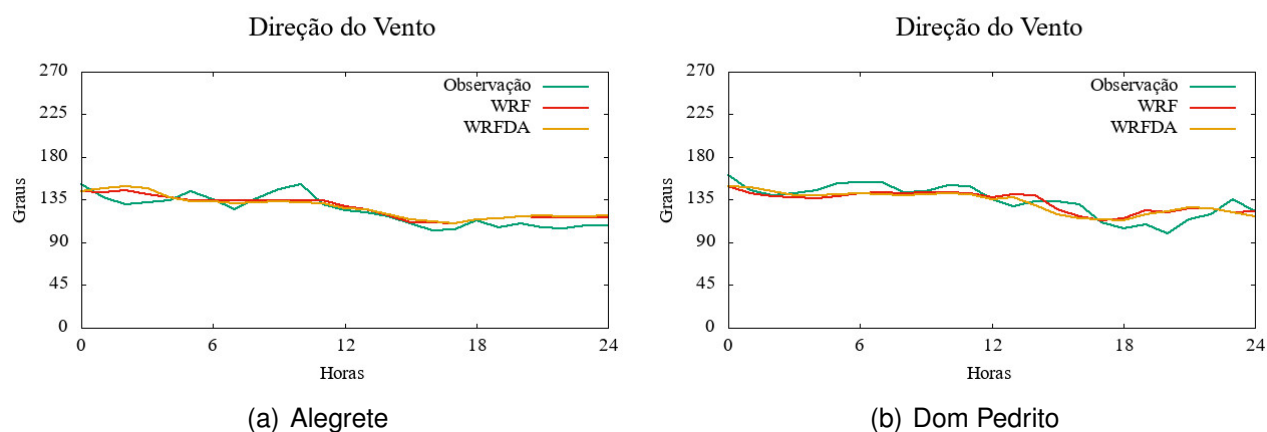
Tabela 7: Comparação do MAPE para velocidade do vento do dia 24/07 nas estações do INMET.

Estação	WRF (%)	WRFDA (%)
Alegrete	90,9	88,0
Dom Pedrito	23,6	25,0
Livramento	33,9	34,7
Quaraí	49,2	51,5
São Vicente	21,5	15,8
Média	43,8	43,0

Fonte: Autor, 2019.

4.1.1.2 Direção do Vento

Ao verificar as simulações e analisar os erros de direção de vento, comparando-as aos dados de direção do vento das estações automáticas do INMET, nota-se pouca melhora obtida através da assimilação de dados nesta configuração de cenário. O modelo com assimilação não é eficaz em relação ao modelo sem assimilação de dados na maioria das estações e não é eficiente em nenhuma delas nesta configuração, como visualiza-se nas tabelas de erros 8, 9 e 10. Sendo pouco rigoroso, pode-se afirmar que estas duas previsões de vento comportam-se de maneira semelhante, com exceção nas primeiras horas de simulação na estação de São Vicente do Sul. Isto posto, deve-se evidenciar o fato de que ambos os resultados para esta comparação foram excelentes. Ao verificar a figura 17, pode-se afirmar que, de maneira geral, tanto o modelo WRF sem assimilação quanto o modelo WRF com assimilação ETKF-3DVAR, simulam o comportamento do vento corretamente, contudo, ambos superestimam suavemente os valores de previsão (em graus) nas horas finais.



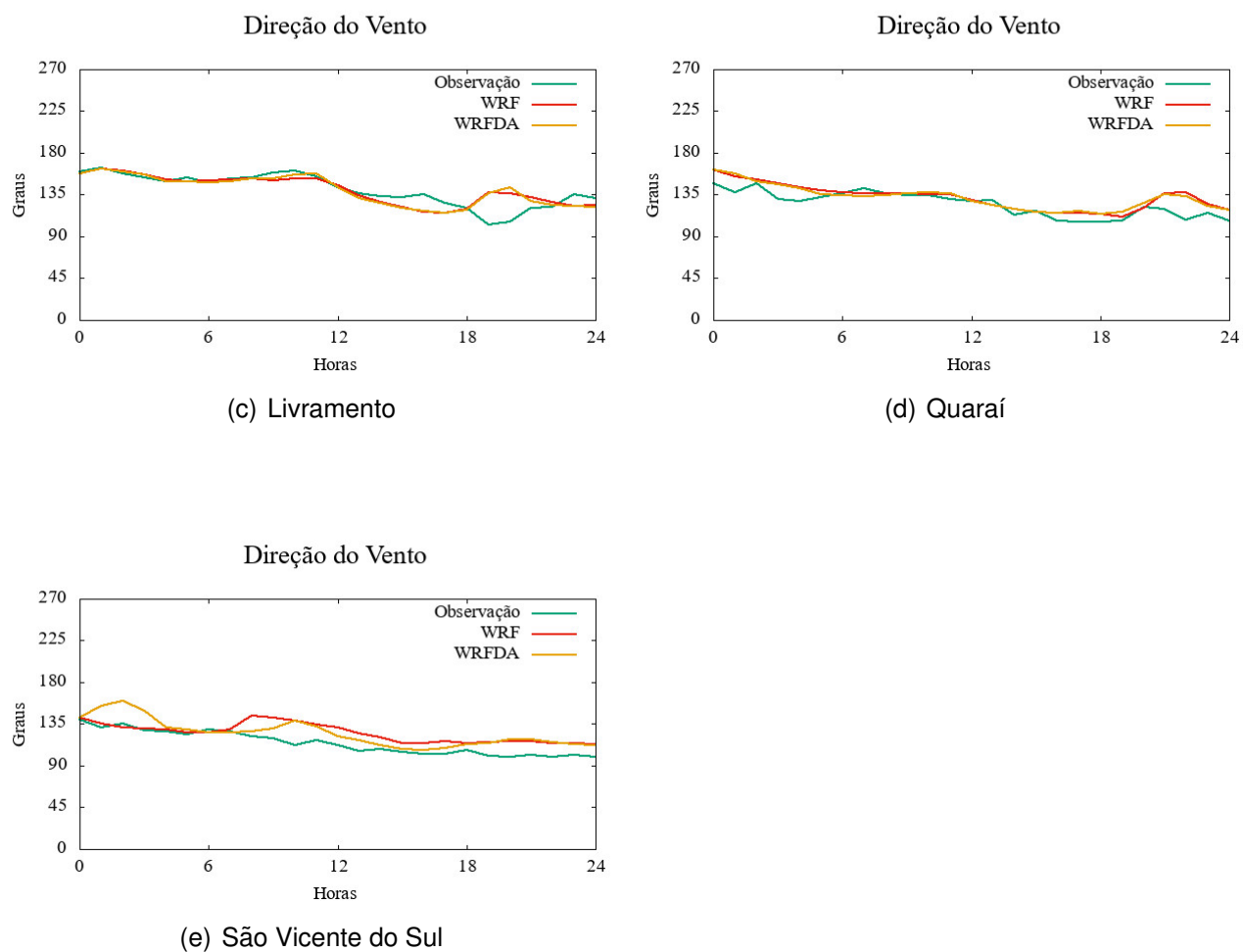


Figura 17: Gráficos comparativos entre observação, simulação sem assimilação de dados e simulação com assimilação de dados para direção do vento nas estações do INMET.

Fonte: Autor, 2020.

Tabela 8: Comparação do VIÉS para direção do vento do dia 24/07 nas estações do INMET.

Estação	WRF (°)	WRFDA (°)
Alegrete	3,2	3,5
Dom Pedrito	-1,1	-1,9
Livramento	-0,1	-0,4
Quaraí	7,2	6,9
São Vicente	11,1	10,6
Média	4,0	3,7

Fonte: Autor, 2019.

Tabela 9: Comparação do RMSE para direção do vento do dia 24/07 nas estações do INMET.

Estação	WRF (°)	WRFDA (°)
Alegrete	8,2	9,5
Dom Pedrito	9,9	9,9
Livramento	11,5	11,9
Quaraí	10,7	10,6
São Vicente	13,7	13,3
Média	10,8	11,0

Fonte: Autor, 2019.

Tabela 10: Comparação do MAPE para direção do vento do dia 24/07 nas estações do INMET.

Estação	WRF (%)	WRFDA (%)
Alegrete	5,7	6,5
Dom Pedrito	6,4	6,6
Livramento	6,2	6,2
Quaraí	6,8	7,0
São Vicente	10,7	9,8
Média	7,2	7,2

Fonte: Autor, 2019.

4.1.2 Complexo Eólico de Cerro Chato

4.1.2.1 Velocidade do Vento

A figura 18 mostra a comparação do comportamento do vento observado, da simulação sem assimilação de dados, da simulação com assimilação ETKD-3DVAR e o comportamento modelado pelo software Windinja, utilizando os dados assimilados do modelo WRF como entrada. Via de regra, os três modelos de simulação comportam-se da mesma maneira em ambas as torres, superestimando os valores nos horários noturnos e subestimando-os nos horários diurnos. As três previsões representam o intervalo de observação de maneira bastante adequada, conforme visto na tabela 13, todavia, o aperfeiçoamento da previsão não se dá com o refinamento da área de análise através do WindNinja, como visto na tabela 12. Isto posto, vale ressaltar que nesta análise, o software diminui, consideravelmente, a diferença entre o previsto e o observado nas primeiras horas de simulação.

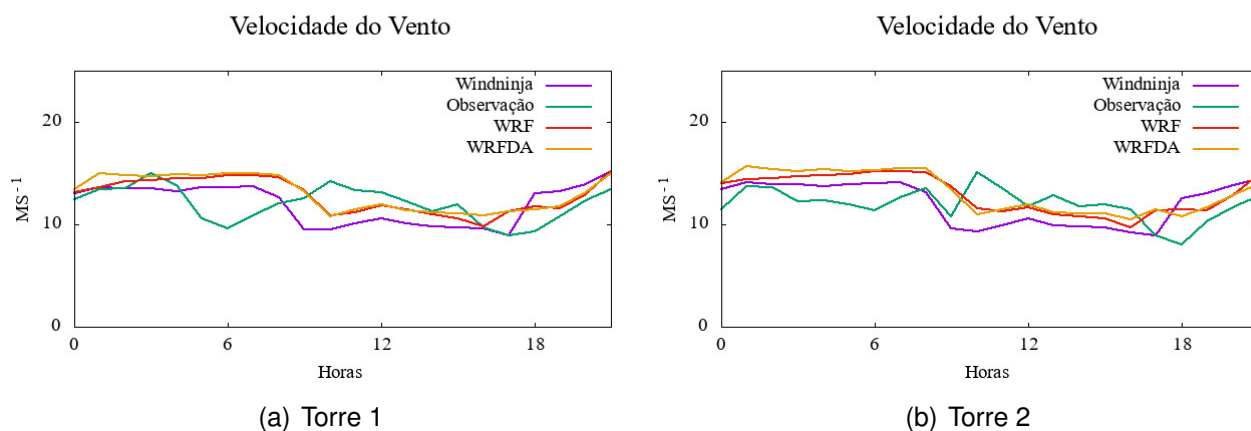


Figura 18: Gráficos comparativos entre observação, simulação sem assimilação de dados, simulação com assimilação de dados e Windninja para velocidade do vento nas torres do parque eólico de Cerro Chato.

Fonte: Autor, 2020.

Tabela 11: Comparação do VIÉS para velocidade do vento do dia 24/07 no parque eólico de Cerro Chato.

Estação	WRF (ms^{-1})	WRFDA (ms^{-1})	WN (ms^{-1})
Torre 1	0,76	0,85	-0,08
Torre 2	0,97	0,88	-0,06
Média	0,87	0,87	-0,07

Fonte: Autor, 2019.

Tabela 12: Comparação do RMSE para velocidade do vento do dia 24/07 no parque eólico de Cerro Chato.

Estação	WRF (ms^{-1})	WRFDA (ms^{-1})	WN (ms^{-1})
Torre 1	2,15	2,20	2,35
Torre 2	2,26	2,21	2,39
Média	2,21	2,21	2,37

Fonte: Autor, 2019.

Tabela 13: Comparação do MAPE para velocidade do vento do dia 24/07 no parque eólico de Cerro Chato.

Estação	WRF (%)	WRFDA (%)	WN (%)
Torre 1	14,7	14,6	16,2
Torre 2	17,7	15,7	16,3
Média	16,2	15,3	16,3

Fonte: Autor, 2019.

4.1.2.2 Direção do Vento

Analisando a figura 19 e a tabela 16, nota-se a eficiência de todos os métodos para simulação de direção do vento. De maneira geral, os modelos obtêm valores levemente superestimados, com exceção do intervalo das 4h às 10h na torre 2, em que acontece o contrário. Ao verificar a tabela 15, constata-se que para previsão da direção do vento, os três métodos obtêm resultados similares, onde a efetividade de cada processo de simulação depende da torre a ser analisada.

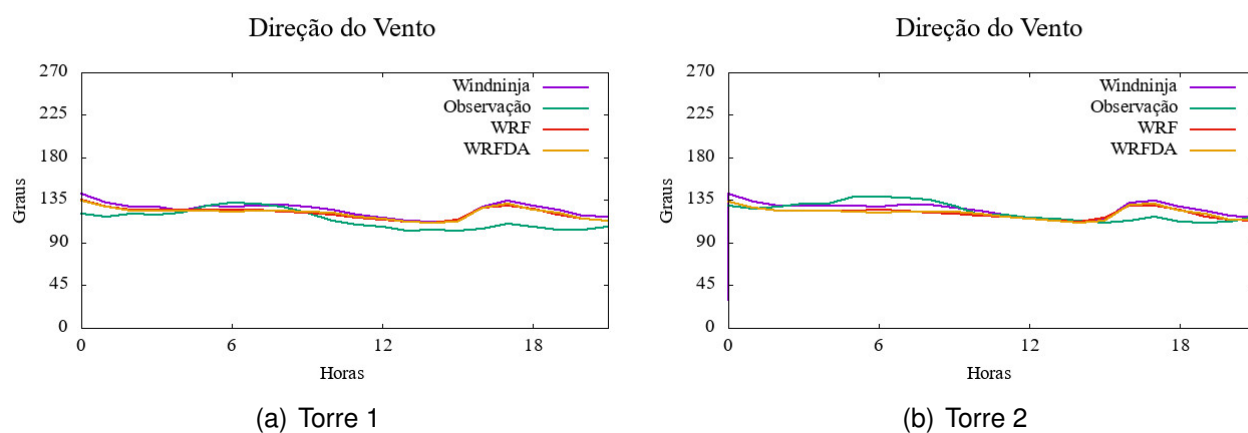


Figura 19: Gráficos comparativos entre observação, simulação sem assimilação de dados, simulação com assimilação de dados e Windninja para direção do vento nas torres do parque eólico de Cerro Chato.

Fonte: Autor, 2020.

Tabela 14: Comparação do VIÉS para direção do vento do dia 24/07 no parque eólico de Cerro Chato.

Estação	WRF (°)	WRFDA (°)	WN (°)
Torre 1	7,2	5,9	8,5
Torre 2	-1,4	-1,5	1,7
Média	2,9	2,2	5,1

Fonte: Autor, 2019.

Tabela 15: Comparação do RMSE para direção do vento do dia 24/07 no parque eólico de Cerro Chato.

Estação	WRF (°)	WRFDA (°)	WN (°)
Torre 1	10,8	10,5	11,9
Torre 2	8,7	9,0	8,0
Média	9,8	9,8	10

Fonte: Autor, 2019.

Tabela 16: Comparação do MAPE para direção do vento do dia 24/07 no parque eólico de Cerro Chato.

Estação	WRF (%)	WRFDA (%)	WN (%)
Torre 1	8,3	7,5	8,4
Torre 2	5,6	5,4	4,5
Média	7,0	6,5	6,5

Fonte: Autor, 2019.

4.1.3 Comparação das Análises de Erro

Abaixo segue a tabela apresentando qual método simulou, em cada estação ou torre, o comportamento do vento de maneira mais adequada. Há duas observações a serem apontadas para uma melhor compreensão da informação. Primeiro, as células em vermelho são referentes aos valores do WRF sem assimilação, as células em verde são referentes aos valores do WRF com assimilação ETKF-3DVAR e as células em azul são referentes aos valores do Windninja. Segundo, vale recordar que a utilização do software Windninja deu-se somente no parque eólico de Cerro Chato. Desta forma, as estações do INMET servem de referência para os valores assimilados e não assimilados.

Tabela 17: Valores referentes aos melhores resultados obtidos das simulações, separados por localidade e erro.

Erro		VIÉS		RMSE		MAPE (%)	
		Vel.	Dir.	Vel.	Dir.	Vel.	Dir.
Estações	Alegrete	2,59	3,21	2,81	8,2	88,0	5,7
	Dom Pedrito	0,12	-1,1	1,30	9,9	23,6	6,4
	Livramento	1,24	-0,1	1,67	11,5	33,9	6,2
	Quaraí	0,80	6,9	1,74	10,6	49,2	6,8
	São Vicente	-1,11	10,6	1,48	13,3	15,8	9,8
Cerro Chato	Torre 1	-0,08	5,9	2,15	10,5	14,6	7,5
	Torre 2	-0,06	-1,4	2,21	8,0	15,7	4,5

■	WRF
■	ETKF-3DVAR
■	WINDNINJA

4.2 Dia 24 de Setembro de 2018

De acordo com a figura 20, verificam-se dois fatores preponderantes para a formação de instabilidade na área de simulação. Primeiro temos uma frente fria em alto mar, passando pelo litoral do Uruguai e estendendo-se até o norte da Argentina, onde torna-se estacionária. Esta configuração facilita o desenvolvimento de nuvens carregadas associadas, também, a um sistema de baixa pressão em torno do sul da Bolívia e oeste do Paraguai que contribui para este aumento da nebulosidade no oeste do Rio Grande do Sul. Isto, associado ao posicionamento do Jato Subtropical (JS) e Jato Polar Sul (JPS), que estão dando suporte ao sistema frontal, gerou um sistema severo na região de interesse, causando chuva forte, mau tempo, descargas elétricas e rajadas de vento.

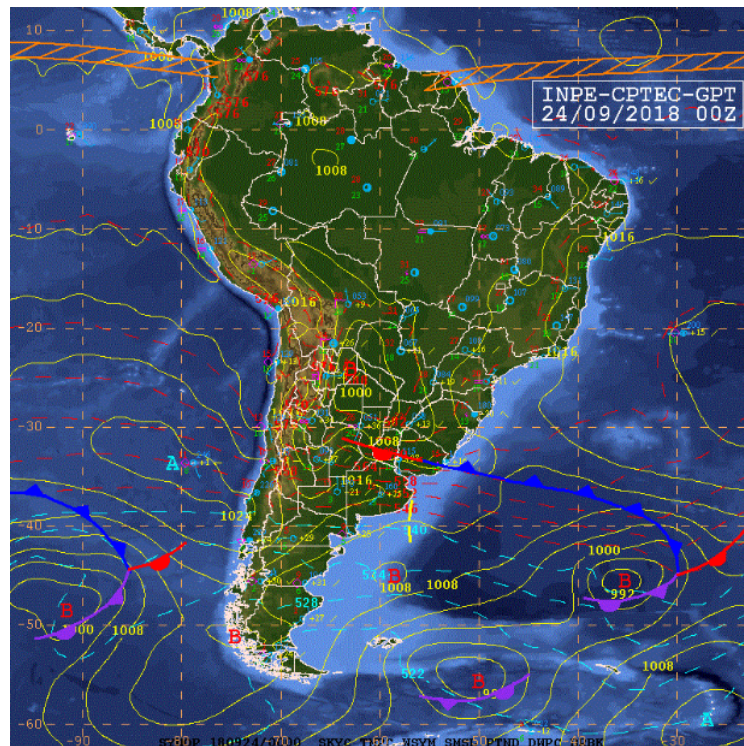
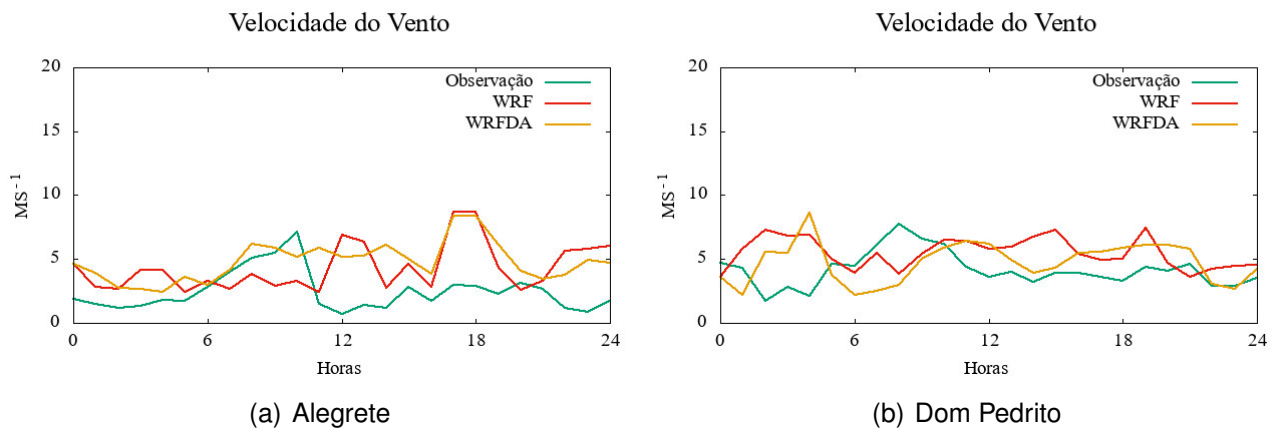


Figura 20: Carta sinótica de 24 de setembro de 2019
Fonte: CPTEC/INPE, 2019.

4.2.1 Resultado nas Estações do INMET

4.2.1.1 Velocidade do Vento

Ao analisar o comportamento das observações em relação ao comportamento das simulações, verifica-se, a exceção das primeiras horas da estação de São Vicente, que estão adequados, sendo coerentes nas primeiras horas de previsão e superestimando os valores simulados na segunda metade do tempo de análise. Nota-se, a partir das tabelas 18, 19 e 20, erro no processo de assimilação nas estações de Alegrete, Dom Pedrito e São Vicente. Já, quando se interpreta o resultado gráfico, se vê o motivo pelo qual os resultados em Alegrete foram bastante ruins. Os sistemas de previsão não captaram a abrupta diminuição dos valores de observação da velocidade do vento. É fácil ver, a partir da equação 26, baixos valores de medição tendem a resultar em altos valores para o MAPE. Ainda podemos destacar a mudança rápida da velocidade do vento (rampa) na estação de São Vicente do Sul entre o intervalo das 5 às 9 horas. Conforme apresentado em YANG et al. (2013), os modelos de simulação do vento tem grandes dificuldades em prever esses eventos. Este rampa ascendente pode ser explicada pelo sistema severo formado sob a região de interesse, conforme apresentado no item 4.2.4.



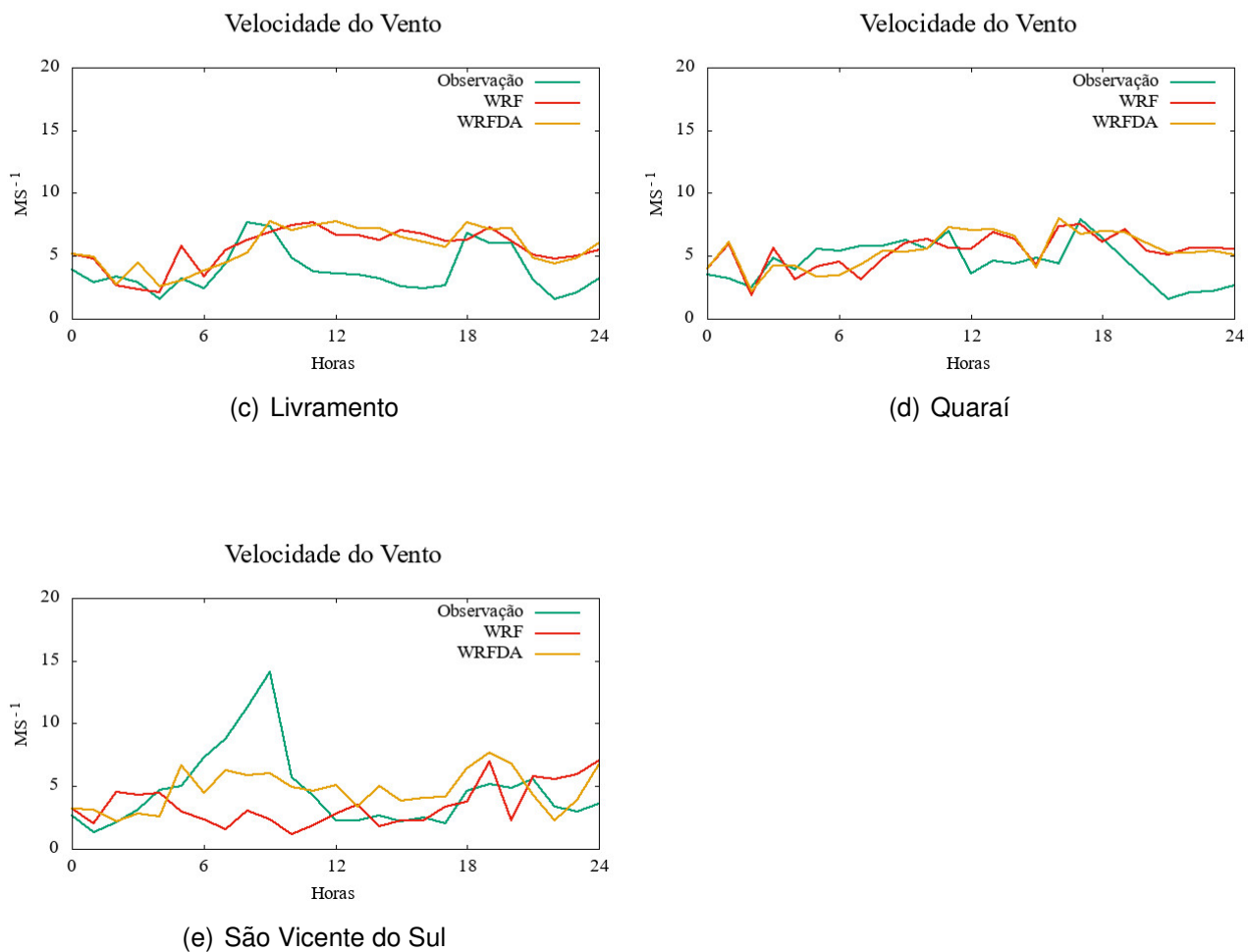


Figura 21: Gráficos comparativos entre observação, simulação sem assimilação de dados e simulação com assimilação de dados para velocidade do vento nas estações do INMET.

Fonte: Autor, 2020.

Tabela 18: Comparação do VIÉS para velocidade do vento do dia 24/09 nas estações do INMET.

Estação	WRF (ms^{-1})	WRFDA (ms^{-1})
Alegrete	1,87	2,34
Dom Pedrito	1,34	0,59
Livramento	1,77	1,85
Quaraí	0,87	0,96
São Vicente	-1,08	0,08
Média	0,95	1,16

Fonte: Autor, 2019.

Tabela 19: Comparação do RMSE para velocidade do vento do dia 24/09 nas estações do INMET.

Estação	WRF (ms^{-1})	WRFDA (ms^{-1})
Alegrete	3,19	2,97
Dom Pedrito	2,46	2,44
Livramento	2,43	2,47
Quaraí	2,01	2,13
São Vicente	3,80	2,62
Média	2,78	2,53

Fonte: Autor, 2019.

Tabela 20: Comparação do MAPE para velocidade do vento do dia 24/09 nas estações do INMET.

Estação	WRF (%)	WRFDA (%)
Alegrete	166,0	160,0
Dom Pedrito	63,4	56,9
Livramento	70,0	70,2
Quaraí	52,7	54,0
São Vicente	50,1	49,9
Média	80,4	78,2

Fonte: Autor, 2019.

4.2.1.2 Direção do Vento

A figura 22 apresenta resultados condizentes para as estações de Dom Pedrito, Livramento e Quaraí e resultados ruins para Alegrete e São Vicente. Nas três estações mencionadas primeiramente, as simulações tendem a concordar com o comportamento da direção do vento após 1/4 do tempo de análise, o que não ocorre em Alegrete e São Vicente que apresentam erros significativamente ruins em alguns horários de previsão. Ao analisar a tabela 30, nota-se que a assimilação de dados não foi eficaz, tampouco eficiente, para simular a direção do vento. Em nenhuma estação houve melhora RMSE e do MAPE do modelo assimilado pelo método ETKF-3DVAR em relação as previsões do WRF sem assimilação.

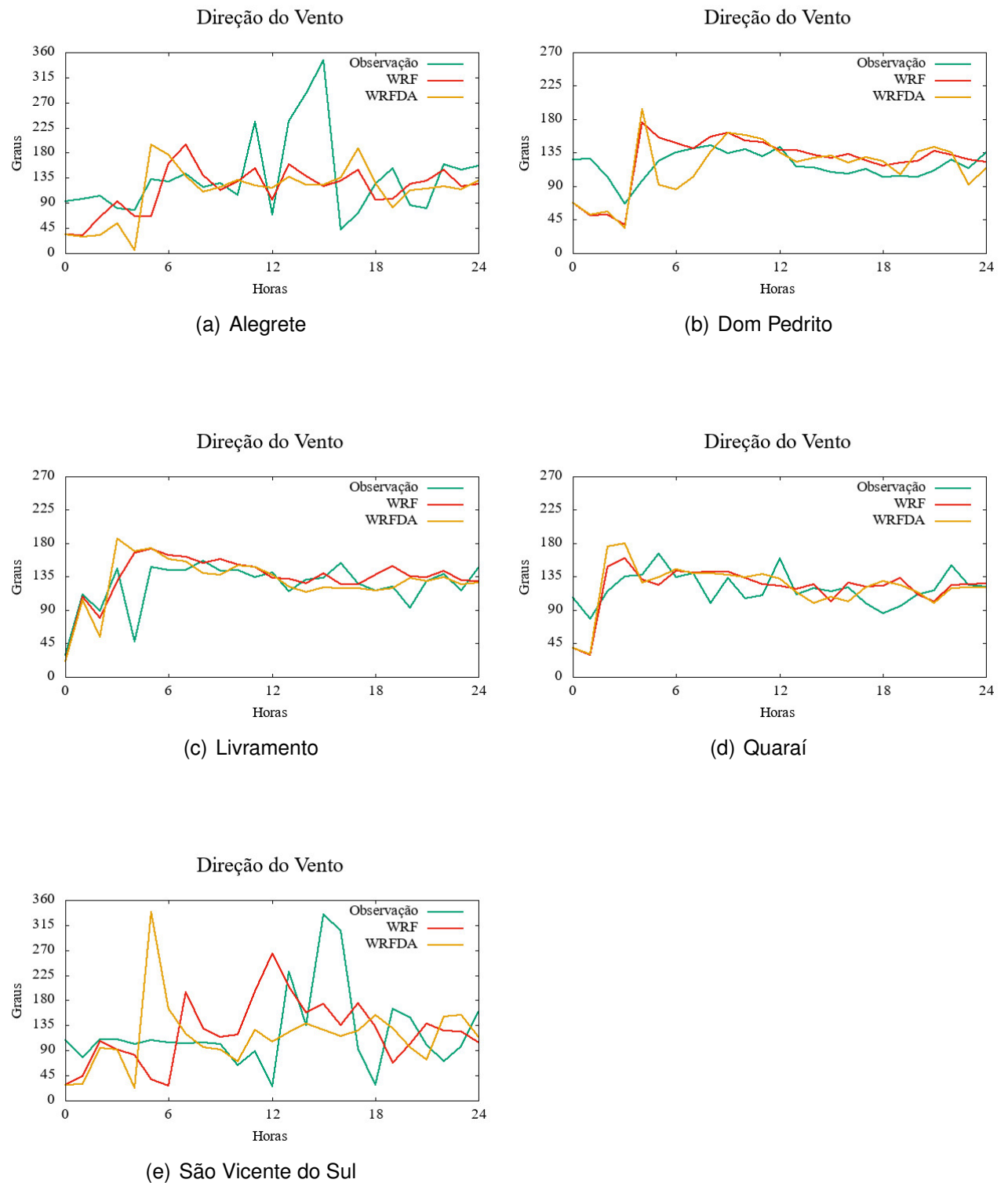


Figura 22: Gráficos comparativos entre observação, simulação sem assimilação de dados e simulação com assimilação de dados para direção do vento nas estações do INMET.

Fonte: Autor, 2020.

Tabela 21: Comparação do VIÉS para direção do vento do dia 24/09 nas estações do INMET.

Estação	WRF (°)	WRFDA (°)
Alegrete	-20,7	-25,3
Dom Pedrito	6,3	-2,2
Livramento	10,3	4,7
Quaraí	1,1	1,4
São Vicente	0,01	-7,8
Média	-0,6	-4,9

Fonte: Autor, 2019.

Tabela 22: Comparação do RMSE para direção do vento do dia 24/09 nas estações do INMET.

Estação	WRF (°)	WRFDA (°)
Alegrete	71,8	80,2
Dom Pedrito	31,9	36,4
Livramento	29,1	30,4
Quaraí	27,9	30,3
São Vicente	87,9	90,5
Média	49,7	53,6

Fonte: Autor, 2019.

Tabela 23: Comparação do MAPE para direção do vento do dia 24/09 nas estações do INMET.

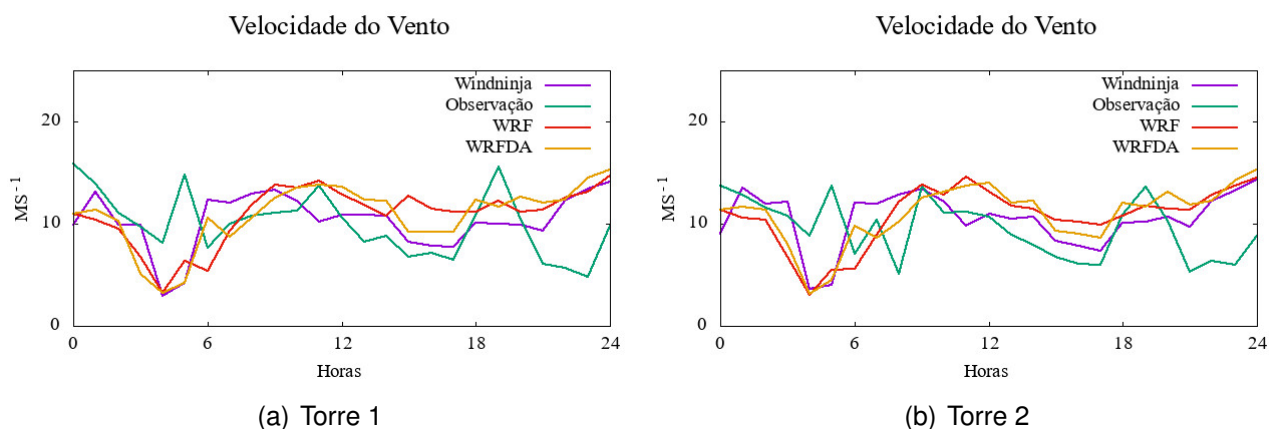
Estação	WRF (%)	WRFDA (%)
Alegrete	44,3	52,0
Dom Pedrito	22,3	25,8
Livramento	21,6	21,9
Quaraí	19,6	21,8
São Vicente	96,3	74,0
Média	40,8	39,1

Fonte: Autor, 2019.

4.2.2 Complexo Eólico de Cerro Chato

4.2.2.1 Velocidade do Vento

Ao verificar o comportamento das simulações, a partir da figura 23, nota-se que os resultados obtidos vão entrando melhorando com os dados medidos, conforme a simulação transcorre. Analisando as tabelas 25 e 26, constata-se que não houve melhora na previsão após a assimilação de dados, ou os resultados permaneceram praticamente iguais, ou ocorreu uma suave piora. Contudo, ao analisar os dados produzidos a partir do software Windninja, verifica-se uma eficiência significativa que diminui a diferença entre observação e simulação ponto a ponto e, conseqüentemente, obtém erros de análise com valores mais adequados. A tabela 30 demonstra a eficácia e a utilidade que o software oferece ao refinar a área de análise, obtendo bons resultados para previsão de velocidade do vento. Ainda, é válido destacar que nas primeiras seis horas de intervalo os valores de simulação são subestimados, enquanto o contrário tende a acontecer nas doze horas seguintes. Por fim, há um aumento significativo na velocidade do vento medida que não é captada por nenhum modelo de simulação. Ressalta-se, também, que os modelos não captaram corretamente o comportamento da velocidade do vento nos intervalos em que a velocidade diminuiu consideravelmente.



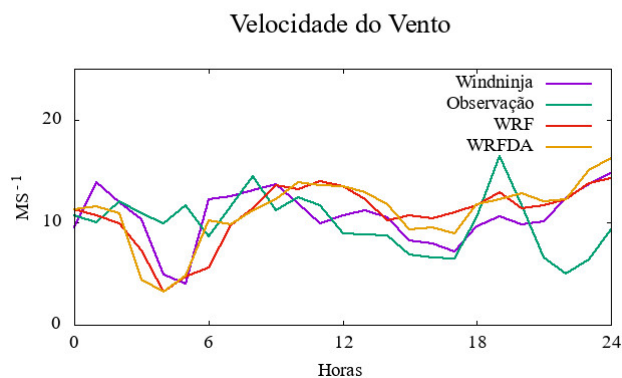


Figura 23: Gráficos comparativos entre observação, simulação sem assimilação de dados, simulação com assimilação de dados e Windninja para velocidade do vento nas torres do parque eólico de Cerro Chato.

Fonte: Autor, 2020.

Tabela 24: Comparação do VIÉS para velocidade do vento do dia 24/09 no parque eólico de Cerro Chato.

Estação	WRF (ms^{-1})	WRFDA (ms^{-1})	WN (ms^{-1})
Torre 1	0,95	0,91	0,39
Torre 2	1,26	1,46	1,02
Torre 3	0,93	1,14	0,69
Média			

Fonte: Autor, 2019.

Tabela 25: Comparação do RMSE para velocidade do vento do dia 24/09 no parque eólico de Cerro Chato.

Estação	WRF (ms^{-1})	WRFDA (ms^{-1})	WN (ms^{-1})
Torre 1	4,20	4,42	4,11
Torre 2	4,22	4,20	4,01
Torre 3	4,01	4,28	3,63
Média			

Fonte: Autor, 2019.

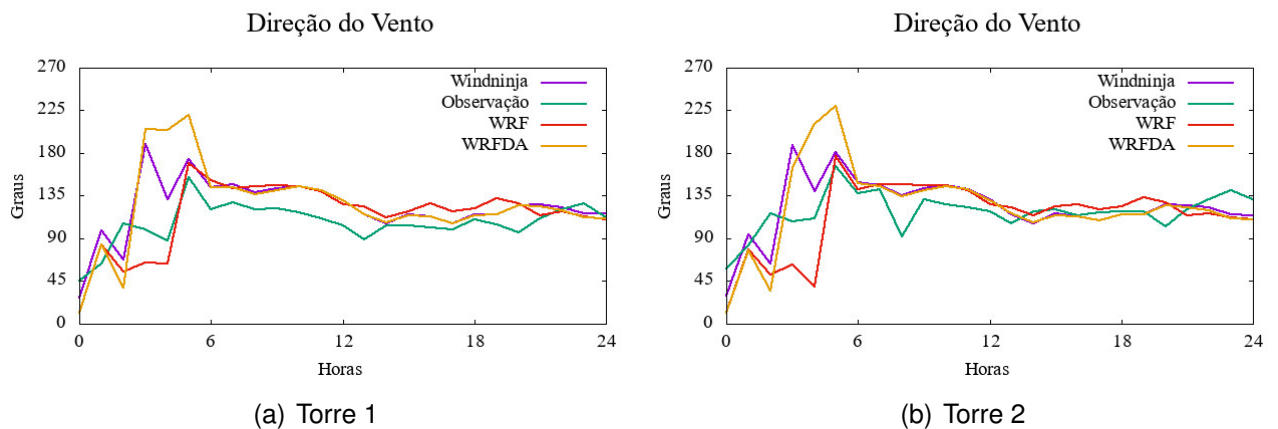
Tabela 26: Comparação do MAPE para velocidade do vento do dia 24/09 no parque eólico de Cerro Chato.

Estação	WRF (%)	WRFDA (%)	WN (%)
Torre 1	43,5	43,4	36,0
Torre 2	46,1	45,0	39,0
Torre 3	41,1	42,0	33,0
Média			

Fonte: Autor, 2019.

4.2.2.2 Direção do Vento

Por fim, ao verificamos que o comportamento das simulações da direção do vento são similares ao apresentado no item 4.2.2.1. As previsões vão adequando-se à medição após as primeiras horas, entretanto, vale pontuar, que em oposição as previsões de velocidade do vento, as simulações do software Windninja não apresentam melhora, em relação as outras, em todos os casos. Isto ocorre pontualmente na torre 2 e, de maneira pouco significativa, na torre 1. Contudo, constata-se que qualquer umas das três previsões, após as seis primeiras horas, principalmente, estão consideravelmente boas. Destaca-se que, durante boa parte da análise, os valores de simulação são superestimados e isto deixa de ocorrer apenas nas horas finais do ensaio.



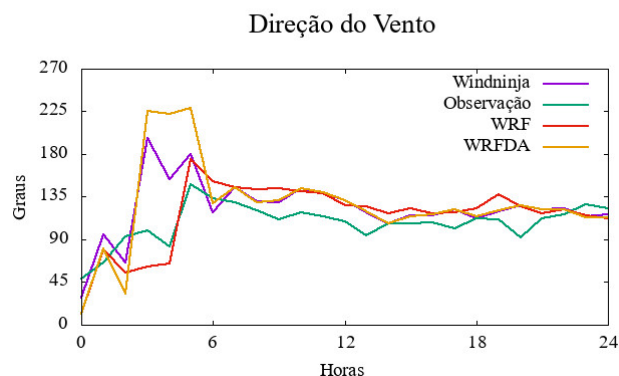


Figura 24: Gráficos comparativos entre observação, simulação sem assimilação de dados, simulação com assimilação de dados e Windninja para direção do vento nas torres do parque eólico de Cerro Chato.

Fonte: Autor, 2020.

Tabela 27: Comparação do VIÉS para direção do vento do dia 24/09 no parque eólico de Cerro Chato.

Estação	WRF (°)	WRFDA (°)	WN (°)
Torre 1	8,9	18,3	16,3
Torre 2	-3,7	5,5	5,1
Torre 3	8,2	19,0	15,3
Média			

Fonte: Autor, 2019.

Tabela 28: Comparação do RMSE para direção do vento do dia 24/09 no parque eólico de Cerro Chato.

Estação	WRF (°)	WRFDA (°)	WN (°)
Torre 1	24,6	40,6	28,1
Torre 2	28,7	38,2	25,5
Torre 3	22,9	45,7	30,1
Média			

Fonte: Autor, 2019.

Tabela 29: Comparação do MAPE para direção do vento do dia 24/09 no parque eólico de Cerro Chato.

Estação	WRF (%)	WRFDA (%)	WN (%)
Torre 1	22,7	28,6	22,4
Torre 2	19,9	21,9	17,0
Torre 3	21,0	30,3	22,5
Média			

Fonte: Autor, 2019.

4.2.3 Comparação das Análises de Erro

Abaixo segue a tabela apresentando qual método simulou, em cada estação ou torre, o comportamento do vento de maneira mais adequada. Há duas observações a serem apontadas para uma melhor compreensão da informação. Primeiro, as células em vermelho são referentes aos valores do WRF sem assimilação, as células em verde são referentes aos valores do WRF com assimilação ETKF-3DVAR e as células em azul são referentes aos valores do Windninja. Segundo, vale recordar que a utilização do software Windninja deu-se somente no parque eólico de Cerro Chato. Desta forma, as estações do INMET só comparam os valores assimilados e não assimilados.

Tabela 30: Valores referentes aos melhores resultados obtidos das simulações, separados por localidade e erro.

Erro		VIÉS		RMSE		MAPE (%)	
		Vel.	Dir.	Vel.	Dir.	Vel.	Dir.
Estações	Alegrete	1,87	-20,7	2,97	71,8	160,0	44,3
	Dom Pedrito	0,59	-2,2	2,44	31,9	56,9	22,3
	Livramento	1,77	4,7	2,43	29,1	70,0	21,6
	Quaraí	0,87	1,1	2,01	27,9	52,7	19,6
	São Vicente	0,08	0,01	2,62	87,9	49,9	74,0
Cerro Chato	Torre 1	0,39	8,9	4,11	24,6	36,0	22,4
	Torre 2	1,02	-3,7	4,01	25,5	39,0	17,0
	Torre 3	0,69	8,2	3,63	22,9	33,0	21,0

■	WRF
■	ETKF-3DVAR
■	WINDNINJA

4.2.4 Imagem de satélite da área de interesse

Abaixo temos imagens do canal 13 do satélite GOES 16 do dia 24 de setembro de 2018.

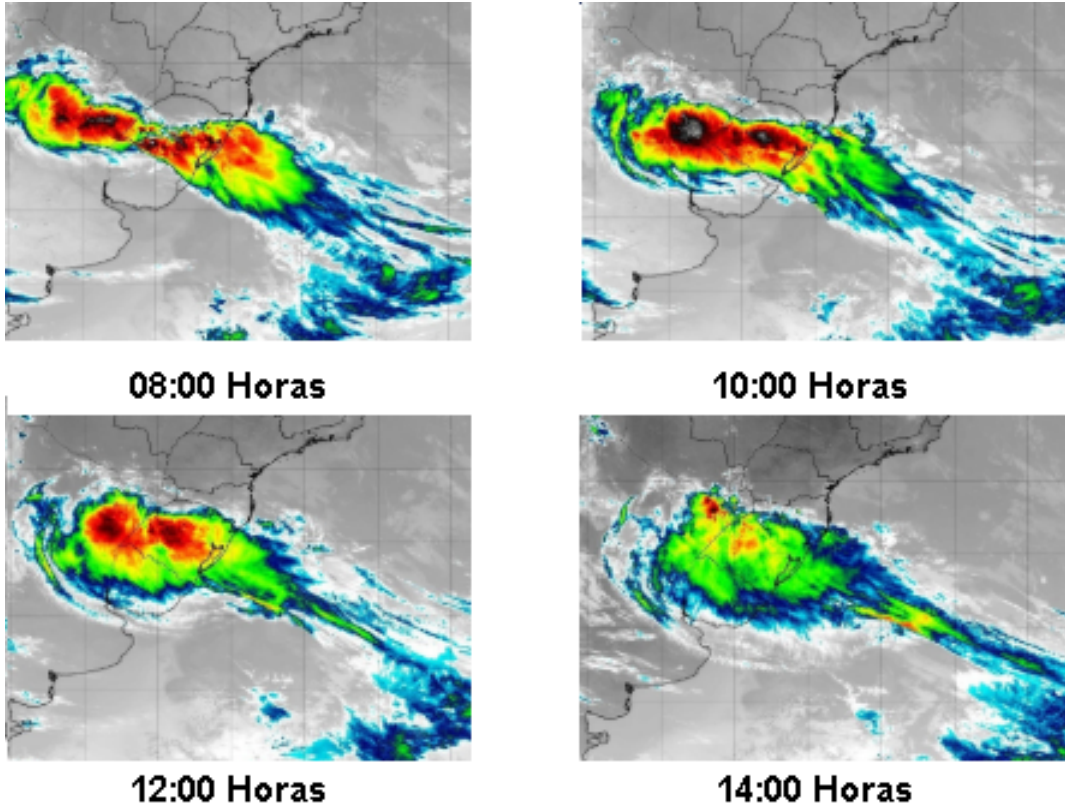


Figura 25: Imagens de satélite do sistema severo formado na região de estudo na data de 24 de setembro de 2018.

Fonte: INPE/CPTEC, 2020.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

5.1 Análise Conclusiva

Este estudo apresentou a análise comparativa entre dados, simulados e observados, de velocidade e direção do vento. Para isto, foram utilizados como dados observacionais os valores das estações de medição automática do INMET e os valores das torres anemométricas do parque eólico de Cerro chato. Visando se obter melhores previsões de vento para um complexo eólico, foi realizado um estudo de caso, com o modelo Weather Research and Forecasting (WRF), em que utiliza-se um conjunto de simulações nos dias 24 de julho e 24 de setembro, datas em que a velocidade do vento foi relativamente intensa na região de Santana do Livramento e nas localidades adjacentes. Essas simulações deram-se em três processos distintos. Primeiro, realizou-se previsões para as duas datas, sem um método de assimilação de dados. O segundo procedimento executado foi simular estes mesmos dias, nas mesmas configurações, entretanto, executando o processo de assimilação de dados híbrido ETKF-3DVAR. Por fim, a última técnica utilizada foi, a partir das simulações com os dados assimilados, executar o software de conservação de massa, Windninja. Desta forma, o produto de cada processo foi comparado aos dados observados a partir de métodos estatísticos. Em seguida, foi constatado qual técnica obteve melhor desempenho em simular o comportamento do vento para otimizar as estimativas de campo de vento para energia eólica.

Dado o exposto, primeiro se deve pontuar que os resultados obtidos com o processo de assimilação híbrida de dados, o ETKF-3DVAR, foi parcialmente eficaz, entretanto, quando isto ocorreu pode-se notar uma eficiência, em especial nas localidades onde a previsão sem assimilação não obtinha bons resultados, como visto no dia 24/09 na cidade de Alegrete, em que o RMSE é melhorado em pouco mais de 0,2 m/s. Por outro lado, deve-se ressaltar positivamente o ganho obtido com o software de conservação de massa e refinamento de malha vertical, Windninja. É fácil notar sua efetividade nas comparações dos três modelos utilizados neste estudo com os dados de observação. Embora seja convencionalmente empregado em terrenos complexos,

os resultados obtidos em terrenos relativamente planos também são positivos. De maneira geral, o software tende a calcular informações mais precisas para os dados de simulação, fornecendo informações mais ricas e detalhadas.

Ao analisar os valores percentuais obtidos através do MAPE e os valores absolutos médios obtidos através do RMSE, verifica-se que os resultados apresentados neste estudos aproximam-se, em algumas localidades, do que trás a literatura mais moderna sobre modelos de previsão de vento. Em CAMELO (2018), o autor apresenta o estado da arte sobre previsão numérica de vento estabelecendo parâmetros para interpretar os resultados alcançados. Desta forma, podemos verificar a relevância dos resultados obtidos nas torres do parque eólico de Cerro Chato no dia 24 de Julho com erros percentuais de aproximadamente 14%, por exemplo. Isto posto, destaca-se a possibilidade real de se obter estimativas de vento mais adequadas para regiões de pequena e média escala, em que informações meteorológicas sejam de suma importância como parques eólicos, através do refinamento da área analisada. Não menos importante, o processo de assimilação de dados, que obteve resultados parcialmente adequados, deve ser aprimorado conforme será apresentado na seção 5.2.

5.2 Perspectivas futuras

É imprescindível que tenhamos a consciência que a evolução dos processos de previsão da-se de maneira gradual e lenta, sendo uma técnica quase secular que evolui muito lentamente. Desta forma, se pode compreender que o método ETKF-3DVAR não obteve exito significativo. Entretanto, destaca-se também, que a amostra de comparações deste estudo é relativamente pequena, com isto, se pode aumentar a amostragem e verificar a eficácia e a eficiência deste recurso em outras diversas configurações de sistema meteorológico e verificar se os resultados corroboram com as conclusões apontadas na seção anterior. Em contrapartida, os resultados positivos alcançados com a utilização do Windninja motivam uma ampliação do estudo desta técnica, aumentando a amostra de análise para ratificar seus resultados por exemplo, e de seus locais de atuação. Por fim, vale destacar que a busca ideal por uma sociedade mais sustentável passa, necessariamente, pela reformulação do processo mundial de produção de energia. Logo, deve-se enaltecer o êxito, por menor que seja, na melhoria do processo de geração de energias renováveis.

REFERÊNCIAS

- ANDERSON, J. L. An ensemble adjustment Kalman filter for data assimilation. **Monthly weather review**, v.129, n.12, p.2884–2903, 2001.
- BARNES, S. L. A technique for maximizing details in numerical weather map analysis. **Journal of Applied Meteorology**, v.3, n.4, p.396–409, 1964.
- BASTARZ, C. F. Assimilação de dados global hibrida por conjunto-variacional no cptec. , 2017.
- BECK, V. C.; YAMASAKI, Y.; HÄRTER, F. P. O Estado da Arte dos Métodos de Assimilação de Dados. **Anuário do Instituto de Geociências**, v.39, n.2, p.133–144, 2016.
- BENJAMIN, S. O.; SEAMAN, N. L. A simple scheme for objective analysis in curved flow. **Monthly Weather Review**, v.113, n.7, p.1184–1198, 1985.
- CAMELO, H. d. N. Modelos híbridos estocástico-matemático para previsão de velocidade do vento. , 2018.
- CHARNEY, J. G. Dynamic forecasting by numerical process. , p.470–482, 1951.
- CHITSAZAN, M. A.; FADALI, M. S.; TRZYNADLOWSKI, A. M. Wind speed and wind direction forecasting using echo state network with nonlinear functions. **Renewable energy**, v.131, p.879–889, 2019.
- COSTA, A.; CRESPO, A.; NAVARRO, J.; LIZCANO, G.; MADSEN, H.; FEITOSA, E. A review on the young history of the wind power short-term prediction. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v.12, n.6, p.1725–1744, 2008.
- CRESSMAN, G. P. An operational objective analysis system. **Mon. Wea. Rev.**, v.87, n.10, p.367–374, 1959.
- DE ARAUJO, J. M. S. WRF Wind Speed Simulation and SAM Wind Energy Estimation: A Case Study in Dili Timor Leste. **IEEE Access**, v.7, p.35382–35393, 2019.

Description and Technical Data WAA252. , 2007. Disponível em: <https://www.vaisala.com/sites/default/files/documents/WAA252%20Quick%20Reference%20Guide%20in%20English%20Part%201.pdf> . Acesso em: 17 de fev. 2020.

DONG, Q.; SUN, Y.; LI, P. A novel forecasting model based on a hybrid processing strategy and an optimized local linear fuzzy neural network to make wind power forecasting: A case study of wind farms in China. **Renewable Energy**, v.102, p.241–257, 2017.

FERNÁNDEZ-GONZÁLEZ, S.; MARTÍN, M. L.; GARCÍA-ORTEGA, E.; MERINO, A.; LORENZANA, J.; SÁNCHEZ, J. L.; VALERO, F.; RODRIGO, J. S. Sensitivity analysis of the WRF model: wind-resource assessment for complex terrain. **Journal of Applied Meteorology and Climatology**, v.57, n.3, p.733–753, 2018.

FIGUEIREDO, D. Conceitos básicos de sensoriamento remoto. **São Paulo**, 2005.

FOLEY, A.; LEAHY, P.; MCKEOGH, E. Wind power forecasting & prediction methods. , p.61–64, 2010.

FORTHOFER, J. M. Modeling wind in complex terrain for use in fire spread prediction. , 2007.

FORTHOFER, J.; SHANNON, K.; BUTLER, B. 4.4 simulating diurnally driven slope winds with windninja. **USDA Forest Service, Rocky Mountain Research Station, Missoula, MT**, 2009.

GAO, J.; XUE, M.; STENSRUD, D. J. The development of a hybrid EnKF-3DVAR algorithm for storm-scale data assimilation. **Advances in Meteorology**, v.2013, 2013.

HOBBSAWM, E. Da Revolução Industrial inglesa ao imperialismo. 6^a. Ed. **Rio de Janeiro: Forense Universitária**, 2011.

INÁCIO, L. S.; GONÇALVES, M. C.; IMIANOVSKY, W. A. Aplicações de satélites meteorológicos. , 2005.

JAIYESIMI, S. Programming the unprogrammable. , 1985.

JONES, L.; ZAVADIL, R.; GRANT, W. et al. The future of wind forecasting and utility operations. **IEEE Power and Energy Magazine**, v.3, n.6, p.57–64, 2005.

KALMAN, R. E. A new approach to linear filtering and prediction problems. **Journal of basic Engineering**, v.82, n.1, p.35–45, 1960.

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

KISTLER, R. E. A study of data assimilation techniques in an autobarotropic, primitive equation, channel model. , 1974.

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

LORENC, A. C. The potential of the ensemble Kalman filter for NWP—a comparison with 4D-Var. **Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society: A journal of the atmospheric sciences, applied meteorology and physical oceanography**, v.129, n.595, p.3183–3203, 2003.

LYNCH, P. Weather forecasting from woolly art to solid science. , v.83, p.106–119, 2002.

LYNCH, P. The origins of computer weather prediction and climate modeling. **Journal of Computational Physics**, v.227, n.7, p.3431–3444, 2008.

LYNN, M. S. On the Schur product of H-matrices and non-negative matrices, and related inequalities. , v.60, n.3, p.425–431, 1964.

LYRA, A. d. A. Testes de sensibilidade e avaliação das previsões de vento do modelo ETA para Região Nordeste. **São José dos Campos**, 2008.

MACEDO, L. R. o impacto do uso da técnica de assimilação de dados 3dvar nos prognósticos do modelo wrf. , 2004.

MELO CHAVES, C. M. N. de. Utilização do Modelo Numérico Wrf para Fins de Geração Eolielétrica: Estudo de Caso para Maracanaú, Ceará. , 2013.

MUÑOZ-ESPARZA, D.; VAN BEECK, J.; CAÑADILLAS, B. Impact of turbulence modeling on the performance of WRF model for offshore short-term wind energy applications. , p.1–8, 2011.

NETO, H. F. M. Análise Comparativa da Eficiência de Sete Métodos Numéricos para Determinação dos Parâmetros da Curva de Weibull Utilizando Dados de Velocidade do Vento e de Potência Eólica. , 2012.

OLIVEIRA, A. M. de; SILVA, J. R. da; GOMES, R. G. Testes nas parametrizações de microfísica e de camada limite planetária na simulação de um sistema convectivo de mesoescala. , 2010.

PANOFSKY, R. Objective weather-map analysis. **Journal of Meteorology**, v.6, n.6, p.386–392, 1949.

PINTO, L. I. C. Avaliação do modelo WRF para aplicação em previsão de recursos eólicos no nordeste brasileiro. , 2017.

RAMASAMY, P.; CHANDEL, S.; YADAV, A. K. Wind speed prediction in the mountainous region of India using an artificial neural network model. **Renewable Energy**, v.80, p.338–347, 2015.

SAMPAIO, G.; SILVA DIAS, P. L. da. Evolução dos Modelos Climáticos e de Previsão de Tempo e Clima. **Revista USP**, n.103, p.41–54, 2014.

SHEN, F.; MIN, J.; XU, D. Assimilation of radar radial velocity data with the WRF Hybrid ETKF–3DVAR system for the prediction of Hurricane Ike (2008). **Atmospheric research**, v.169, p.127–138, 2016.

SHIN, S.; KANG, J.-S.; JO, Y. The local ensemble transform Kalman filter (LETKF) with a global NWP model on the cubed sphere. **Pure and Applied Geophysics**, v.173, n.7, p.2555–2570, 2016.

SILVA, A. F. G. d.; ZAPAROLI, E. L.; FISCH, G. An Analysis of Applying Three Statistical Methods for Calculating the Standard Deviation of the Wind Direction at the Tropical Region. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.31, n.1, p.45–51, 2016.

SKAMAROCK, W. C.; KLEMP, J. B.; DUDHIA, J.; GILL, D. O.; LIU, Z.; BERNER, J.; WANG, W.; POWERS, G. J.; DUDA, M. G.; BARKER, D. M. et al. A description of the Advanced Research (WRF) model, Version 3. **Natl. Ctr. Atmos. Res., Boulder, CO**, 2008.

SORENSEN, H. W. Least-squares estimation: from Gauss to Kalman. **IEEE spectrum**, v.7, n.7, p.63–68, 1970.

Specification and Technical Data Anemometer X-S11200H. , 2018. Disponível em: https://www.sartelco.it/contenuti/download/EOLICO_WIND/Anemometer_ThiesFirstClassAdvancedX_S11200-H.pdf . Acesso em: 17 de fev. 2020.

Technical information E-82. , 2015. Disponível em: https://www.enercon.de/fileadmin/Redakteur/Medien-Portal/broschueren/pdf/en/ENERCON_Produnkt_en_06_2015.pdf . Acesso em: 12 de fev. 2020.

TUCHTENHAGEN, P. N. WRF e o potencial eólico no Brasil em 2011. , 2013.

VARGAS JR., V. R. Assimilação de dados de superfície no modelo wrf para o estudo de atividade elétrica na região sudeste do brasil: estudo de casos. , 2017.

WAGENBRENNER, N. S.; FORTHOFFER, J. M.; LAMB, B. K.; SHANNON, K. S.; BUTLER, B. W. Downscaling surface wind predictions from numerical weather prediction models in complex terrain with WindNinja. **Atmospheric Chemistry and Physics**, v.16, n.8, p.5229–5241, 2016.

WANG, X.; BARKER, D. M.; SNYDER, C.; HAMILL, T. M. A hybrid ETKF–3DVAR data assimilation scheme for the WRF model. Part I: Observing system simulation experiment. **Monthly Weather Review**, v.136, n.12, p.5116–5131, 2008.

WANG, X.; BARKER, D. M.; SNYDER, C.; HAMILL, T. M. A hybrid ETKF–3DVAR data assimilation scheme for the WRF model. Part II: Real observation experiments. **Monthly Weather Review**, v.136, n.12, p.5132–5147, 2008.

WANG, X.; BISHOP, C. H. A comparison of breeding and ensemble transform Kalman filter ensemble forecast schemes. **Journal of the atmospheric sciences**, v.60, n.9, p.1140–1158, 2003.

WANG, X.; GUO, P.; HUANG, X. A review of wind power forecasting models. **Energy procedia**, v.12, p.770–778, 2011.

WANG, X.; HAMILL, T. M.; WHITAKER, J. S.; BISHOP, C. H. A comparison of hybrid ensemble transform Kalman filter–optimum interpolation and ensemble square root filter analysis schemes. **Monthly weather review**, v.135, n.3, p.1055–1076, 2007.

WENDELL, L. L.; WEGLEY, H. L.; VERHOLEK, M. G. Report from a working group meeting on wind forecasts for WECS operation. , 1978.

WILKS, D. S. **Statistical methods in the atmospheric sciences**. Academic press, 2011. v.100.

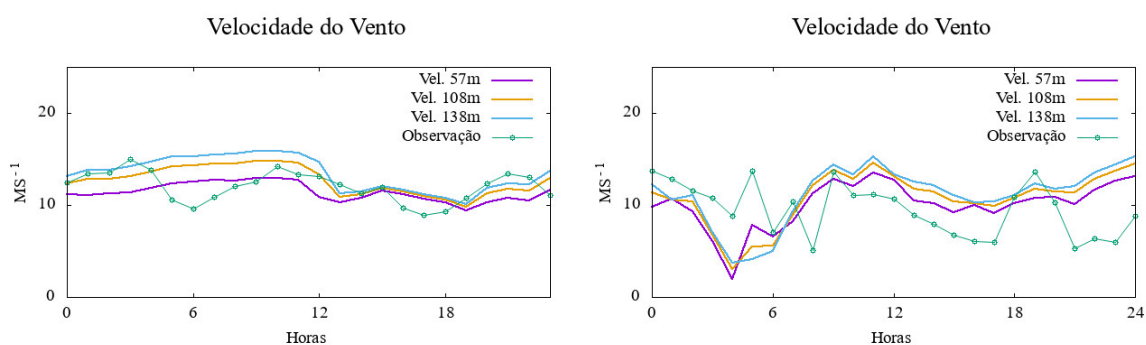
WILLIS, E. P.; HOOKE, W. H. Cleveland abbe and american meteorology, 1871–1901. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v.87, n.3, p.315–326, 2006.

WU, Y.-K.; HONG, J.-S. A literature review of wind forecasting technology in the world. , p.504–509, 2007.

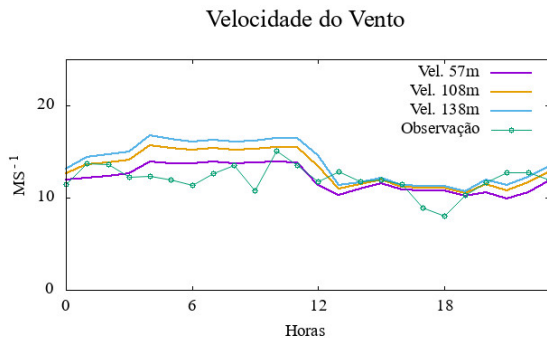
YANG, Q.; BERG, L. K.; PEKOUR, M.; FAST, J. D.; NEWSOM, R. K.; STOELINGA, M.; FINLEY, C. Evaluation of WRF-predicted near-hub-height winds and ramp events over a Pacific Northwest site with complex terrain. **Journal of applied meteorology and climatology**, v.52, n.8, p.1753–1763, 2013.

APÊNDICE A INTERPOLAÇÃO DOS RESULTADOS DOS MÉTODOS DE PREVISÃO

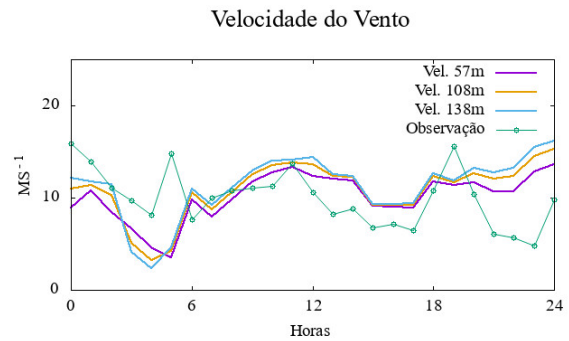
Neste estudo, utilizou-se dados de medição da direção e da velocidade do vento, de torres anemométricas localizadas a 108 metros de altura, em relação ao solo. Contudo, as simulações foram realizadas com níveis verticais a 138 metros e 57 metros e, afim de otimizar a metodologia de trabalho, foram interpolados linearmente os resultados do WRF e WRFDA para 108 metros, de acordo com o sugerido em SILVA; ZAPAROLI; FISCH (2016). Destaca-se que o modelo Windninja interpola verticalmente os valores, a altura selecionada, dentro do próprio processamento de conservação de massa. Abaixo temos alguns exemplos comparando o comportamento da velocidade do vento a 138 metros, 108 metros, 57 metros e o comportamento da observação.



(a) Interpolação linear da previsão sem assimilação de dados para a velocidade do vento na torre 1 no dia 24/07. (b) Interpolação linear da previsão sem assimilação de dados para a velocidade do vento na torre 2 no dia 24/09.

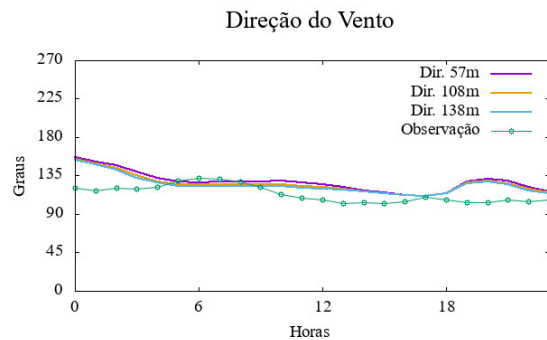


(c) Interpolação linear da previsão com assimilação de dados para a velocidade do vento na torre 2 no dia 24/07.

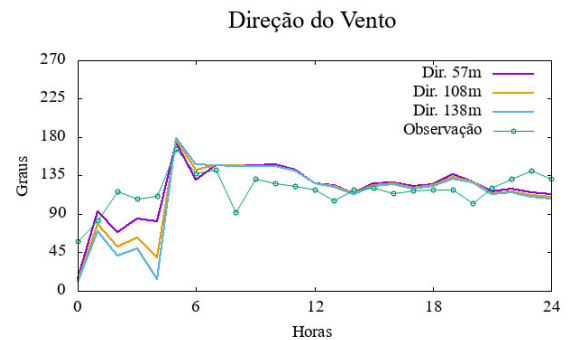


(d) Interpolação linear da previsão com assimilação de dados para a velocidade do vento na torre 1 no dia 24/09.

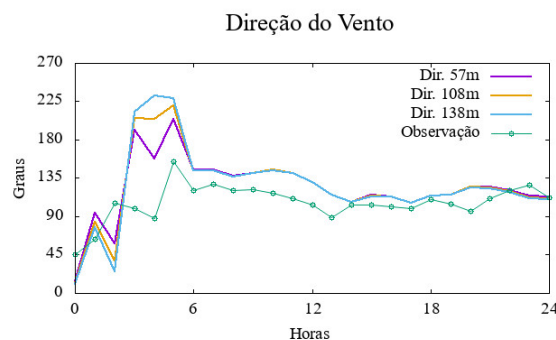
A seguir, apresenta-se gráficos demonstrando o comportamento da direção do vento a 138 metros, 108 metros, 57 metros e o comportamento dos dados medidos.



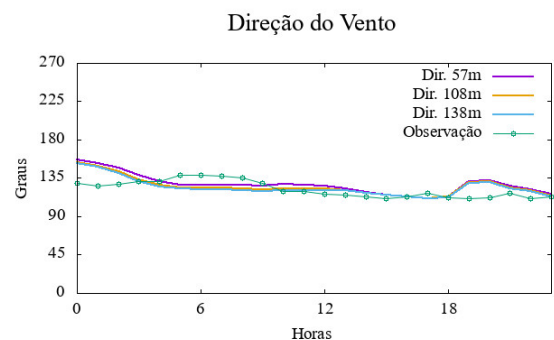
(e) Interpolação linear da previsão sem assimilação de dados para a direção do vento na torre 1 no dia 24/07.



(f) Interpolação linear da previsão sem assimilação de dados para a direção do vento na torre 2 no dia 24/09.



(g) Interpolação linear da previsão com assimilação de dados para a direção do vento na torre 1 no dia 24/09.



(h) Interpolação linear da previsão com assimilação de dados para a direção do vento na torre 2 no dia 24/07.

APÊNDICE B ROTINA DE IMPLEMENTAÇÃO

Segue abaixo a rotina de implementação do método de assimilação de dados ETKF-3DVAR no modelo WRF.

```
#!/bin/bash
source /home/user/.bashrc
export DAT_DIR=$HOME/WRFS/WRFDA/workdir
export WRFDA_DIR=$HOME/WRFS/WRFDA
export WORK_DIR_ETKF=$HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07
# CALCULA O CONJUNTO MEDIO E VARIANCIA
cd $WORK_DIR_ETKF
ln -sf $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e* .
cp $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e001
./wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.mean
cp $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e001
./wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.vari
cp $DAT_DIR/gen_be_ensmean_nl.nl .
ln -sf $WRFDA_DIR/var/build/gen_be_ensmean.exe .
./gen_be_ensmean.exe
# CALCULA AS PERTURBACOES DOS CONJUNTOS
mkdir -p ./ep
cd ./ep
ln -sf $WRFDA_DIR/var/build/gen_be_ep2.exe .
./gen_be_ep2.exe 2018072312 10 . ../wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00
cd $WORK_DIR_ETKF
ln -sf $WRFDA_DIR/var/build/gen_be_vertloc.exe .
./gen_be_vertloc.exe 50
# RODA O WRFDA EM MODO HIBRIDO ENSEMBLE 3DVAR
ln -fs ./wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.mean ./fg
ln -fs $WRFDA_DIR/run/LANDUSE.TBL .
```

```

ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/ob/obs_gts_2018-07-23_12:00:00.3DVAR ./ob.ascii
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/be/be072312.dat ./be.dat
ln -fs $WRFDA_DIR/var/build/da_wrfvar.exe .
cp $DAT_DIR/namelist.input .
./da_wrfvar.exe
# PASSO CRIAR OBSERVAÇÕES FILTRADAS
cd $WORK_DIR_ETKF
mkdir obs_filter
cd obs_filter
ln -fs $HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.mean ./fg
ln -fs $WRFDA_DIR/run/LANDUSE.TBL .
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/ob/obs_gts_2018-07-23_12:00:00.3DVAR ./ob.ascii
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/be/be072312.dat ./be.dat
ln -fs $WRFDA_DIR/var/build/da_wrfvar.exe .
cp $DAT_DIR/namelist.input2 namelist.input
#cp -r $HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/ep .
#cp $HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/be.vertloc.dat .
./da_wrfvar.exe
# PASSO PREPARAR OS DADOS OMB
cd $WORK_DIR_ETKF
mkdir -p omb/working.e001
cd omb/working.e001
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e001 ./fg
ln -fs $WRFDA_DIR/run/LANDUSE.TBL .
ln -fs $WORK_DIR_ETKF/obs_filter/filtered_obs_01 ./ob.ascii
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/be/be072312.dat ./be.dat
ln -fs $WRFDA_DIR/var/build/da_wrfvar.exe .
cp $DAT_DIR/namelist.input2 namelist.input
sed 's/QC-OBS/VERIFY/g' namelist.input >namelist.input1
mv namelist.input1 namelist.input
./da_wrfvar.exe
    cd $WORK_DIR_ETKF
mkdir -p omb/working.e002
cd omb/working.e002
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e002 ./fg
ln -fs $WRFDA_DIR/run/LANDUSE.TBL .
ln -fs $WORK_DIR_ETKF/obs_filter/filtered_obs_01 ./ob.ascii
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/be/be072312.dat ./be.dat
ln -fs $WRFDA_DIR/var/build/da_wrfvar.exe .

```

```
cp ../working.e001/namelist.input .
./da_wrfvar.exe
cd $WORK_DIR_ETKF
mkdir -p omb/working.e003
cd omb/working.e003
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e003 ./fg
ln -fs $WRFDA_DIR/run/LANDUSE.TBL .
ln -fs $WORK_DIR_ETKF/obs_filter/filtered_obs_01 ./ob.ascii
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/be/be072312.dat ./be.dat
ln -fs $WRFDA_DIR/var/build/da_wrfvar.exe .
cp ../working.e001/namelist.input .
./da_wrfvar.exe
cd $WORK_DIR_ETKF
mkdir -p omb/working.e004
cd omb/working.e004
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e004 ./fg
ln -fs $WRFDA_DIR/run/LANDUSE.TBL .
ln -fs $WORK_DIR_ETKF/obs_filter/filtered_obs_01 ./ob.ascii
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/be/be072312.dat ./be.dat
ln -fs $WRFDA_DIR/var/build/da_wrfvar.exe .
cp ../working.e001/namelist.input .
./da_wrfvar.exe
cd $WORK_DIR_ETKF
mkdir -p omb/working.e005
cd omb/working.e005
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e005 ./fg
ln -fs $WRFDA_DIR/run/LANDUSE.TBL .
ln -fs $WORK_DIR_ETKF/obs_filter/filtered_obs_01 ./ob.ascii
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/be/be072312.dat ./be.dat
ln -fs $WRFDA_DIR/var/build/da_wrfvar.exe .
cp ../working.e001/namelist.input .
./da_wrfvar.exe
cd $WORK_DIR_ETKF
mkdir -p omb/working.e006
cd omb/working.e006
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e006 ./fg
ln -fs $WRFDA_DIR/run/LANDUSE.TBL .
ln -fs $WORK_DIR_ETKF/obs_filter/filtered_obs_01 ./ob.ascii
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/be/be072312.dat ./be.dat
```

```
ln -fs $WRFDA_DIR/var/build/da_wrfvar.exe .
cp ../working.e001/namelist.input .
./da_wrfvar.exe
cd $WORK_DIR_ETKF
mkdir -p omb/working.e007
cd omb/working.e007
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e007 ./fg
ln -fs $WRFDA_DIR/run/LANDUSE.TBL .
ln -fs $WORK_DIR_ETKF/obs_filter/filtered_obs_01 ./ob.ascii
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/be/be072312.dat ./be.dat
ln -fs $WRFDA_DIR/var/build/da_wrfvar.exe .
cp ../working.e001/namelist.input .
./da_wrfvar.exe
    cd $WORK_DIR_ETKF
mkdir -p omb/working.e008
cd omb/working.e008
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e008 ./fg
ln -fs $WRFDA_DIR/run/LANDUSE.TBL .
ln -fs $WORK_DIR_ETKF/obs_filter/filtered_obs_01 ./ob.ascii
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/be/be072312.dat ./be.dat
ln -fs $WRFDA_DIR/var/build/da_wrfvar.exe .
cp ../working.e001/namelist.input .
./da_wrfvar.exe
cd $WORK_DIR_ETKF
mkdir -p omb/working.e009
cd omb/working.e009
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e009 ./fg
ln -fs $WRFDA_DIR/run/LANDUSE.TBL .
ln -fs $WORK_DIR_ETKF/obs_filter/filtered_obs_01 ./ob.ascii
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/be/be072312.dat ./be.dat
ln -fs $WRFDA_DIR/var/build/da_wrfvar.exe .
cp ../working.e001/namelist.input .
./da_wrfvar.exe
cd $WORK_DIR_ETKF
mkdir -p omb/working.e010
cd omb/working.e010
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e010 ./fg
ln -fs $WRFDA_DIR/run/LANDUSE.TBL .
ln -fs $WORK_DIR_ETKF/obs_filter/filtered_obs_01 ./ob.ascii
```



```
ln -fs $DAT_DIR/Hybrid/be/be072312.dat ./be.dat
ln -fs $WRFDA_DIR/var/build/da_wrfvar.exe .
cp ../working.e001/namelist.input .
./da_wrfvar.exe
cd ..
cat working.e001/ob.etkf.0000 > ob.all
wc -l ob.all > ob.etkf.e001
cat ob.all >> ob.etkf.e001
cat working.e002/ob.etkf.0000 > ob.all
wc -l ob.all > ob.etkf.e002
cat ob.all >> ob.etkf.e002
cat working.e003/ob.etkf.0000 > ob.all
wc -l ob.all > ob.etkf.e003
cat ob.all >> ob.etkf.e003
cat working.e004/ob.etkf.0000 > ob.all
wc -l ob.all > ob.etkf.e004
cat ob.all >> ob.etkf.e004
cat working.e005/ob.etkf.0000 > ob.all
wc -l ob.all > ob.etkf.e005
cat ob.all >> ob.etkf.e005
cat working.e006/ob.etkf.0000 > ob.all
wc -l ob.all > ob.etkf.e006
cat ob.all >> ob.etkf.e006
cat working.e007/ob.etkf.0000 > ob.all
wc -l ob.all > ob.etkf.e007
cat ob.all >> ob.etkf.e007
cat working.e008/ob.etkf.0000 > ob.all
wc -l ob.all > ob.etkf.e008
cat ob.all >> ob.etkf.e008
cat working.e009/ob.etkf.0000 > ob.all
wc -l ob.all > ob.etkf.e009
cat ob.all >> ob.etkf.e009
cat working.e010/ob.etkf.0000 > ob.all
wc -l ob.all > ob.etkf.e010
cat ob.all >> ob.etkf.e010
cd $WORK_DIR_ETKF
export PAR_DIR_ETKF=$WORK_DIR_ETKF/param
mkdir $PAR_DIR_ETKF
ln -sf $WORK_DIR_ETKF/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.mean ./etkf_input
```

```
ln -sf $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e001
./etkf_input.e001
ln -sf $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e002
./etkf_input.e002
ln -sf $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e003
./etkf_input.e003
ln -sf $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e004
./etkf_input.e004
ln -sf $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e005
./etkf_input.e005
ln -sf $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e006
./etkf_input.e006
ln -sf $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e007
./etkf_input.e007
ln -sf $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e008
./etkf_input.e008
ln -sf $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e009
./etkf_input.e009
ln -sf $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e010
./etkf_input.e010
ln -sf omb/ob.etkf.e001 .
ln -sf omb/ob.etkf.e002 .
ln -sf omb/ob.etkf.e003 .
ln -sf omb/ob.etkf.e004 .
ln -sf omb/ob.etkf.e005 .
ln -sf omb/ob.etkf.e006 .
ln -sf omb/ob.etkf.e007 .
ln -sf omb/ob.etkf.e008 .
ln -sf omb/ob.etkf.e009 .
ln -sf omb/ob.etkf.e010 .
cp $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e001
./etkf_output.e001
cp $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e002
./etkf_output.e002
cp $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e003
./etkf_output.e003
cp $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e004
./etkf_output.e004
cp $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e005
```

```

./etkf_output.e005
cp $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e006
./etkf_output.e006
cp $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e007
./etkf_output.e007
cp $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e008
./etkf_output.e008
cp $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e009
./etkf_output.e009
cp $DAT_DIR/Hybrid/fc/2018072312/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e010
./etkf_output.e010
ETKF
cp $DAT_DIR/gen_be_etkf_nl.nl .
ln -sf $WRFDA_DIR/var/build/gen_be_etkf.exe .
./gen_be_etkf.exe
cd $WORK_DIR_ETKF
#ATUALIZAR A MÉDIA
ln -sf $WORK_DIR_ETKF/wrfvar_output ./etkf_input
cp $DAT_DIR/add_mean_nl.nl .
ln -sf $WRFDA_DIR/var/build/gen_be_addmean.exe
./gen_be_addmean.exe
sed 's/etkf_output.e001/etkf_output.e002/g' add_mean_nl.nl >add_mean_nl.nl2
mv add_mean_nl.nl2 add_mean_nl.nl
./gen_be_addmean.exe
sed 's/etkf_output.e002/etkf_output.e003/g' add_mean_nl.nl >add_mean_nl.nl3
mv add_mean_nl.nl3 add_mean_nl.nl
./gen_be_addmean.exe sed 's/etkf_output.e003/etkf_output.e004/g' add_mean_nl.nl
>add_mean_nl.nl4
mv add_mean_nl.nl4 add_mean_nl.nl
./gen_be_addmean.exe
sed 's/etkf_output.e004/etkf_output.e005/g' add_mean_nl.nl >add_mean_nl.nl5
mv add_mean_nl.nl5 add_mean_nl.nl
./gen_be_addmean.exe
sed 's/etkf_output.e005/etkf_output.e006/g' add_mean_nl.nl >add_mean_nl.nl6
mv add_mean_nl.nl6 add_mean_nl.nl
./gen_be_addmean.exe
sed 's/etkf_output.e006/etkf_output.e007/g' add_mean_nl.nl >add_mean_nl.nl7
mv add_mean_nl.nl7 add_mean_nl.nl
./gen_be_addmean.exe

```

```
sed 's/etkf_output.e007/etkf_output.e008/g' add_mean_nl.nl >add_mean_nl.nl8
mv add_mean_nl.nl8 add_mean_nl.nl
./gen_be_addmean.exe
sed 's/etkf_output.e008/etkf_output.e009/g' add_mean_nl.nl >add_mean_nl.nl9
mv add_mean_nl.nl9 add_mean_nl.nl
./gen_be_addmean.exe
sed 's/etkf_output.e009/etkf_output.e010/g' add_mean_nl.nl >add_mean_nl.nl10
mv add_mean_nl.nl10 add_mean_nl.nl
/gen_be_addmean.exe
mkdir C2
#NOVOS MEMBROS DO CONJUNTO
cp $HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/etkf_output.e001
$HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/C2/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e001
cp $HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/etkf_output.e002
$HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/C2/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e002
cp $HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/etkf_output.e003
$HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/C2/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e003
cp $HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/etkf_output.e004
$HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/C2/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e004
cp $HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/etkf_output.e005
$HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/C2/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e005
cp $HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/etkf_output.e006
$HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/C2/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e006
cp $HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/etkf_output.e007
$HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/C2/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e007
cp $HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/etkf_output.e008
$HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/C2/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e008
cp $HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/etkf_output.e009
$HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/C2/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e009
cp $HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/etkf_output.e010
$HOME/WRFS/WRFDA/workdir/23-07/C2/wrfout_d01_2018-07-23_12:00:00.e010
```

**Estimativa do Campo de Vento em Alta Resolução
com Assimilação Híbrida ETKF-3DVAR para Estima-
tiva de Energia Eólica – César Magno Leite de Oliveira
Júnior**



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



Dissertação

**Estimativa do Campo de Vento em Alta Resolução com
Assimilação Híbrida ETKF-3DVAR para Estimativa de
Energia Eólica**

CÉSAR MAGNO LEITE DE OLIVEIRA JÚNIOR

Pelotas, 2020