

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 por
En4DVAR para Estimativa Energia Eólica**

Nívea Maria Barreto Nunes Oleques

Pelotas, 2020

Nívea Maria Barreto Nunes Oleques

**Estimativa do Campo de Vento em Alta Resolução com Assimilação Híbrida por
En4DVAR para Estimativa 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. Fabrício Pereira Härter
Coorientador: Prof. Dr. Marcelo Romero de Moraes

Pelotas, 2020

Universidade Federal de Pelotas / Sistema de Bibliotecas
Catalogação na Publicação

O45e Oleques, Nívea Maria Barreto Nunes

Estimativa do campo de vento em alta resolução com assimilação híbrida por En4DVAR para estimativa energia eólica / Nívea Maria Barreto Nunes Oleques ; Fabrício Pereira Härter, orientador ; Marcelo Romero de Moraes, coorientador. — Pelotas, 2020.

75 f. : il.

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

1. Previsão. 2. Assimilação de dados. 3. Modelo WRF. 4. Ventos extremos. 5. Windninja. I. Härter, Fabrício Pereira, orient. II. Moraes, Marcelo Romero de, coorient. III. Título.

CDD : 551.518

**ESTIMATIVA DE CAMPO DE VENTO EM ALTA RESOLUÇÃO COM
ASSIMILAÇÃO HÍBRIDA POR EN4DVAR PARA ESTIMATIVA DE ENERGIA
EÓLICA**

por

Nívea Maria Barreto Nunes Oleques

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. Fabrício Pereira Härter – Orientador (UFPel)

Prof. Dr. Marcelo Romero de Moraes – Co-Orientador (Universidade Federal do Pampa)

Prof. Dr. Jonas da Costa Carvalho (UFPel)

Prof. Dr. Leonardo Calvetti (UFPel)

Prof. Dr. Régis Sperotto Quadros (UFPel)

Pelotas, 06 de maio de 2020

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por me proporcionar saúde, força, sanidade e sabedoria para enfrentar os desafios aos quais me comprometo.

À minha mãe Elizete Maria Barreto Nunes por sempre me incentivar e me proporcionar um ambiente saudável, facilitando para que eu possa desenvolver meus projetos e estudos.

Ao meu orientador, prof. Dr. Fabrício Pereira Härter, por me designar um desafio de grande aprendizagem, pelas orientações, exigência e comprometimento.

Ao meu também orientador, prof. Dr. Marcelo Romero de Moraes, por todo apoio intelectual, paciência e dedicação ao trabalho, sempre com muita seriedade e sabedoria. Com certeza sem ele seria muito mais difícil.

Ao meu marido Cristian Douglas Floriano de Araújo Pereira, por todo amor, compreensão e carinho ao longo desses anos, sempre com um grande suporte emocional.

Aos meus colegas que, com certeza contribuíram muito para essa conquista. Em especial ao Cesar Magno Leite de Oliveira Júnior, pelo incentivo desde o princípio a ingressar no programa, pelo apoio nos estudos e suporte emocional e amigo. À colega Danieli Morales, pelo apoio intelectual e pela amizade. E ao Otávio Medeiros pelo suporte referente à programação.

Aos meus queridos amigos Fernanda Ferreira, Júnior e meu afilhado Henrique, pela hospedagem durante o primeiro semestre, com muito carinho sempre.

Aos professores do programa pelas aulas esclarecedoras e, em especial, à prof^a. Dr^a. Daniela Buske, por todas as orientações burocráticas e incentivo a publicações.

À Universidade Federal de Pelotas e Universidade Federal do Pampa por me proporcionarem um ambiente acadêmico de qualidade. Também ao Cimatec, pela utilização do excelente supercomputador.

À banca pelo convite aceito e pelas importantes contribuições ao trabalho.

A persistência é o caminho do êxito.
—CHARLIE CHAPLIN

RESUMO

BARRETO NUNES OLEQUES, Nívea Maria. **Estimativa do Campo de Vento em Alta Resolução com Assimilação Híbrida por En4DVAR para Estimativa Energia Eólica**. 2020. 75 f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Matemática) – Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática, Instituto de Física e Matemática, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2020.

Nota-se que com a crescente criação de parques eólicos no mundo as energias renováveis voltaram a ganhar destaque. A necessidade de fornecer energia e também a grande preocupação com a degradação do meio ambiente são dois desafios a serem ponderados. A energia eólica é uma das energias renováveis mais promissoras e com seu crescimento, estudos relacionados à previsão do tempo, mais voltados para a previsão de vento tornam-se extremamente importantes. Alguns modelos realizam a previsão numérica do tempo e, dentre eles, neste trabalho foi utilizado o modelo Weather Research and Forecasting (WRF), bem como, suas técnicas de assimilação de dados apresentadas nas suas versões mais atuais. A técnica empregada foi a variacional, quadridimensional por Ensemble (En4DVar) que atualiza a matriz de covariância do erro de previsão sem o cálculo explícito dessa matriz como no 4DVar, ou seja atualiza os erros do dia. Também foi implementado o modelo Wind Ninja que aumenta a resolução para menos de 200 m. Dessa forma, o objetivo deste trabalho é estimar o vento em alta resolução, com auxílio do modelo Wind Ninja, a partir dos campos de vento do WRF com resolução horizontal 9, 3 e 1 km, evitando-se assim, danos em equipamentos e também, a interrupção de fornecimento de energia, causada por ventos extremos. A região de estudo é o complexo eólico de Cerro Chato, situado na cidade de Santana do Livramento, RS, sendo os dados simulados comparados com as torres deste complexo. Os resultados mostram que o aumento na resolução dos dados já assimilados apresenta melhora na previsão, podendo ser uma ferramenta para auxílio no gerenciamento de energia. Observa-se que a técnica de assimilação de dados também apresenta resultados satisfatórios em determinadas situações e que com uma amostragem maior de resultados, pode-se melhorar ainda mais as previsões.

Palavras-chave: Previsão, assimilação de dados, modelo WRF, ventos extremos, Windninja.

ABSTRACT

BARRETO NUNES OLEQUES, Nívea Maria. **High Resolution Wind Field Estimation with En4DVar Hybrid Assimilation for Wind Energy Estimation.** 2020. 75 f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Matemática) – Programa de Pós-Graduação em Modelagem Matemática, Instituto de Física e Matemática, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2020.

It is noted that with the increasing creation of wind farms in the world, renewable energies have once again gained prominence. The need to supply energy and also the great concern with the degradation of the environment are two challenges to be considered. Wind energy is one of the most promising renewable energies and with its growth, studies related to weather forecasting, more focused on wind forecasting are extremely important. Some models perform numerical weather forecasting and, among them, the Weather Research and Forecasting (WRF) model was used in this work, as well as their data assimilation techniques presented in their most current versions. The technique employed was the variational, four-dimensional by Ensemble (En4DVar) that updates the covariance matrix of the forecast error without the explicit calculation of this matrix as in 4DVar, that is, it updates the errors of the day. The Wind Ninja model was also implemented, which increases the resolution to less than 200 m. Thus, the objective of this work is to estimate the wind at high resolution, with the aid of the Wind Ninja model, from the WRF wind fields with horizontal resolution 9, 3 and 1 km, thus avoiding damage to equipment and also , the interruption of energy supply, caused by extreme winds. The study region is the Cerro Chato wind complex, located in the city of Santana do Livramento, RS, and the simulated data are compared with the towers of this complex. The results show that the increase in the resolution of the data already assimilated improves the forecast, and can be a tool to aid in energy management. It is observed that the data assimilation technique also presents satisfactory results in certain situations and that with a larger sample of results, the predictions can be further improved.

Keywords: forecast, data assimilation, WRF model, extreme winds, Windninja .

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Evolução da capacidade instalada de energia eólica no Brasil	15
Figura 2	Fluxograma para execução do modelo WRF	22
Figura 3	WRF domínio 1 (9 km)	22
Figura 4	WRF malha computacional no domínio 1	23
Figura 5	WRF domínio 1 (9 km) e domínio 2 (3 km)	23
Figura 6	WRF domínio 1 (9 km), domínio 2 (3 km) e domínio 3 (1 km)	24
Figura 7	Fluxograma WRFDA	30
Figura 8	Interface do modelo Wind Ninja	34
Figura 9	Vetores no modelo Wind Ninja	34
Figura 10	Estação Meteorológica Automática	36
Figura 11	Detalhes de uma EMA	36
Figura 12	Alturas das torres anemométricas	37
Figura 13	Estrutura de uma torre anemométrica	38
Figura 14	Medidores	38
Figura 15	Imagem de satélite para o dia 24/07/2018	40
Figura 16	Análise sinótica a 250 hPa para o dia 24/07/2018	41
Figura 17	Análise sinótica a 500 hPa	42
Figura 18	Análise sinótica de superfície para o dia 24/07/2018	42
Figura 19	Análise sinótica a 250 hPa para o dia 24/09/2018	43
Figura 20	Análise sinótica a 500 hPa para o dia 24/09/2018	44
Figura 21	Análise sinótica de superfície para o dia 24/09/2018	44
Figura 22	Direção e velocidade em relação à Eletrosul Torres 1 e 2 para o dia 24/07/2018	46
Figura 23	Viés em relação à direção e velocidade do vento comparados à Eletrosul Torres 1 e 2 para o dia 24/07/2018.	47
Figura 24	REQ em relação à direção e velocidade do vento comparados à Eletrosul Torre 1 e 2 para o dia 24/07/2018.	48
Figura 25	Direção e velocidade do vento comparado à Estação do INMET em Santana do Livramento grade 3 (1 km) para o dia 24/07/2018. . . .	49
Figura 26	Direção e velocidade do vento Dom Pedrito grade 2 (3 km) para o dia 24/07/2018	51
Figura 27	Direção e velocidade do vento Santana do Livramento grade 2 (3 km) para o dia 24/07/2018	52
Figura 28	Direção e velocidade do vento Quaraí grade 2 (3 km) para o dia 24/07/2018	53

Figura 29	Direção e velocidade do vento São Vicente grade 2 (3 km) para o dia 24/07/2018	54
Figura 30	Direção e velocidade do vento Torre 1 e 3, respectivamente para o dia 24/09/2018.	56
Figura 31	Viés em relação à direção e velocidade do vento Torre 1 e 3, respectivamente para o dia 24/09/2018.	57
Figura 32	REQ em relação à direção e velocidade do vento Torre 1 e 3, respectivamente para o dia 24/09/2018.	58
Figura 33	Direção e velocidade do vento Santana do Livramento grade 3 (1 km) para o dia 24/09/2018.	59
Figura 34	Direção e velocidade do vento Dom Pedrito grade 2 (3 km) para o dia 24/09/2018.	60
Figura 35	Direção e velocidade do vento Santana do Livramento grade 2 (3 km) para o dia 24/09/2018.	61
Figura 36	Direção e velocidade do vento Quaraí grade 2 (3 km) para o dia 24/09/2018.	62
Figura 37	Direção e velocidade do vento São Vicente grade 2 (3 km) para o dia 24/09/2018.	64

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Classificação quanto ao tempo de simulação para diferentes técnicas de previsão	16
Tabela 2	Parametrizações físicas	25
Tabela 3	Média temporal da soma da REQ para as torres 1 e 2 referente ao dia 24/07/2018.	48
Tabela 4	Média temporal da soma da REQ para Santana do Livramento grade 3 para o dia 24/07/2018	50
Tabela 5	Média temporal da REQ em relação a Dom Pedrito para o dia 24/07/2018	51
Tabela 6	Média temporal da soma da REQ em relação a Santana do Livramento para o dia 24/07/2018	53
Tabela 7	Média temporal da soma da REQ em relação à Quaraí para o dia 24/07/2018	54
Tabela 8	Média temporal da soma da REQ em relação a São Vicente para o dia 24/07/2018.	55
Tabela 9	Média temporal da soma da REQ em relação as torres 1 e 3 para o dia 24/09/2018.	57
Tabela 10	Média temporal da soma da REQ em relação Santana do Livramento para o dia 24/09/2018.	59
Tabela 11	Média temporal da soma da REQ em relação a Dom Pedrito para o dia 24/09/2018.	61
Tabela 12	Média temporal da soma da REQ em relação a Santana do Livramento para o dia 24/09/2018.	62
Tabela 13	Média temporal da soma da REQ em relação a Quaraí para o dia 24/09/2018..	63
Tabela 14	Média temporal da soma da REQ em relação a São Vicente para o dia 24/09/2018.	63

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	15
2.1	Estimativa de vento por modelo numérico	15
2.2	Assimilação de dados por métodos sequenciais, variacionais e híbridos	17
3	METODOLOGIA	21
3.1	Modelo WRF	21
3.1.1	Processamento	21
3.1.2	Parametrizações	24
3.1.3	Equações do modelo	25
3.1.4	Discretização no tempo	27
3.2	Modelo WRF com assimilação de dados (WRFDA)	28
3.3	Assimilação de dados En4DVar	29
3.3.1	Processamento	29
3.3.2	Equações	30
3.3.3	Algoritmo de análise EnKF	30
3.3.4	Algoritmo 4DVar	31
3.3.5	O algoritmo En4DVar	32
3.4	Modelo Wind Ninja	33
3.4.1	Equações do modelo	35
3.5	Dados anemométricos	35
3.5.1	Estações meteorológicas automáticas - INMET	35
3.5.2	Torres anemométricas - Eletrosul	37
3.6	Definição de vento	38
3.7	Verificação dos resultados do modelo WRF	39
4	RESULTADOS	40
4.1	Análises sinóticas	40
4.1.1	Dia 24/07/2018 - Caso de Vento Fraco Extremo	40
4.1.2	Dia 24/09/2018 - Caso de Vento Forte Extremo	43
4.2	Previsões para os casos 1 - Vento Fraco e 2 - Vento Forte	45
4.2.1	Dia 24/07/2018 - Caso de Vento Fraco Extremo	45
4.2.2	Dia 24/09/2018 - Caso de Vento Forte Extremo	55

5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	65
5.1	Conclusão	65
5.2	Perspectivas futuras	66
	REFERÊNCIAS	67
	APÊNDICE A	
	Resultados para grade 1 (9 km)	70

1 INTRODUÇÃO

A partir da queda da produção de petróleo na década de 70, as energias renováveis voltaram a ganhar destaque. O que motiva esse interesse é a grande necessidade de fornecer energia, ponderada com a obrigação de preservar o meio ambiente. Tendo em vista, que sua degradação é acentuada pela utilização de combustíveis fósseis. Na atualidade, a energia eólica é uma das energias mais promissoras, em termos de energias renováveis. Em consequência disso, os parques eólicos ganharam espaço na paisagem de alguns países.

Nesse sentido, os estudos relacionados à previsão do tempo tornam-se bastante úteis aos parques eólicos. Tendo em vista a necessidade de prever as condições de vento almejando bom funcionamento dos equipamentos do parque, desde cuidados com o maquinário até o próprio fornecimento de energia, bem como a melhora na previsão do vento pode auxiliar economicamente.

Com o avanço dos sistemas computacionais, conseqüentemente dos modelos numéricos, a partir do século XX, pode-se obter um grande progresso na Previsão Numérica do Tempo (PNT). A partir desses grandes avanços foi possível realizar simulações atmosféricas em diversas escalas espaciais. Sendo essas escalas classificadas como macroescala, com característica global, mesoescala, regional e microescala, local (ORLANSKI, 1975). O *Weather Research and Forecasting Model* (WRF) é um modelo numérico de previsão de tempo, amplamente utilizado tanto para fins operacionais como para a pesquisa.

A Previsão Numérica do Tempo (PNT) é considerada um problema de valor inicial e de contorno (KALNAY, 2003), ou seja, dada uma estimativa do estado atual da atmosfera e condições de contorno apropriadas à superfície, o modelo pode prever o comportamento da atmosfera. Portanto, a qualidade destes prognósticos está diretamente relacionada à qualidade da condição inicial, que por sua vez, pode ser construída com o auxílio de técnicas de Assimilação de Dados (AD). Dentre elas está assimilação de dados Variacional Quadri-Dimensional baseada em *Ensemble* (En4DVar).

O objetivo geral deste trabalho é simular campos de vento em resolução, 9, 3 e 1 km, através do modelo WRF com e sem AD, que por sua vez é utilizado como entrada

para o modelo Windninja, aumentando a resolução do campo de vento simulado para menos de 200 m. Os objetivos específicos são: (i) fornecer subsídios para que o operador do sistema de geração de energia eólica possa gerenciar o sistema da melhor maneira possível; (ii) avaliar se o procedimento da AD, pela técnica En4DVar, diminui os erros dos campos de vento previsto, em comparação com a verdade terrestre, que neste estudo são os dados disponibilizados pela empresa Eletrosul, coletado pelas torres do Complexo Eólico de Cerro Chato, situado na cidade de Santana do Livramento - RS.

Esta pesquisa resultará num sistema de previsão de vento em alta resolução, gerada por modelos numéricos acoplados, agregando benefícios ambientais, sociais e econômicos para a região de interesse.

No capítulo 2 é realizada uma revisão bibliográfica sobre a estimativa de vento por modelos numéricos voltados à energia eólica e também sobre a assimilação de dados por métodos sequenciais, variacionais e híbridos. No capítulo 3 é detalhada a metodologia utilizada: especificações sobre os modelos WRF e WindNinja, dados e parâmetros utilizados na assimilação, bem como detalhes sobre os dados anemométricos. No capítulo 4 são apresentados e discutidos os resultados obtidos e no capítulo 5 são apresentadas as considerações finais.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Estimativa de vento por modelo numérico

Na segunda metade do século XX, devido ao desenvolvimento dos computadores e a melhoria na rede de observações, a previsão numérica do tempo operacional tornou-se realidade. Entretanto, no Brasil, somente a partir da década de 90, com a criação do Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC/INPE), a PNT passou a ser realizada operacionalmente. Atualmente tem havido grande desenvolvimento de energias renováveis, como por exemplo a energia eólica, e como consequência a crescente criação de parques eólicos. A figura 1 representa a evolução da capacidade instalada de energia eólica em megawatt, desde 2005 até o presente, bem como sua projeção de aumento até 2024. Em cor azul claro são ressaltadas as novas instalações e em azul escuro, o acúmulo das antigas instalações com as novas. Nota-se que, pelo previsto, chegará a 19.042,3 megawatts, em 2024.

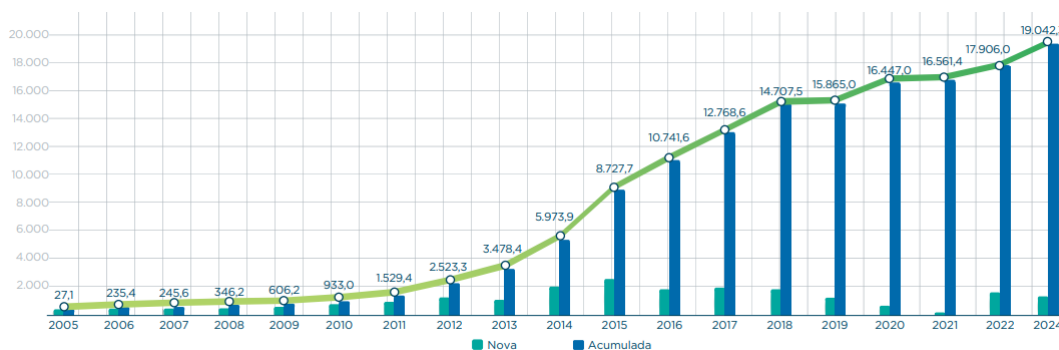


Figura 1: Evolução da capacidade instalada de energia eólica no Brasil

Fonte: ANNEL/ABEEÓLICA, 2020.

A previsão de vento é de extrema importância para a qualidade da estimativa de geração de energia eólica, bem como a diminuição dos riscos de interrupção de energia, possibilitando um melhor funcionamento, de modo geral, dos parques eólicos (FOLEY, 2010). Contribui, também, com o cuidado com o material exposto ao ar livre para coletar os dados, como no caso dos aerogeradores, torres, etc. Acima de tudo é vital para a gestão do sistema de geração de energia eólica, uma vez que o sistema deve ser desligado em situações de vento fraco e também forte, há uma velocidade mínima para que a turbina inicie a movimentação e máxima suportada pela turbina. Esses extremos são prejudiciais aos parques, pois quando atingidas essas velocidades a geração de energia é interrompida, causando perdas econômicas, a medida que as empresas geradoras não podem atender seus clientes. Também é importante destacar, que a previsão do campo de vento influencia no preço da energia no mercado financeiro (SOMAN, 2010).

Nesse sentido, as previsões de vento tornam-se uma necessidade e alguns autores seguem uma classificação quanto à técnica utilizada, com destaque no tempo de simulação, conforme mostra a tabela 1.

Tabela 1: Classificação quanto ao tempo de simulação para diferentes técnicas de previsão

Tempo	Alcance de Previsão
Curtíssimo prazo	De 0 segundos a 30 minutos à frente
Curto prazo	De 30 minutos à 6 horas à frente
Médio prazo	De 6 horas à 1 dia à frente
Longo prazo	De 1 dia à 1 semana ou mais à frente

Fonte: WANG, 2011.

Conforme Foley (2010), Wu (2007), Soman (2010) e Kariniotakis (2004), alguns métodos de previsão de vento são: Método de Persistência, Abordagens Físicas, Abordagens Estatísticas e Abordagens Híbridas.

De acordo com Wu (2007) o Método de Persistência (MP) é a forma mais simples de previsão de vento. Esse método supõe que a velocidade do vento no instante $t + x$ é igual a que era no instante t . Ou seja, supõe que há uma alta correlação entre os valores atuais e posteriores do vento. Foi desenvolvido por meteorologistas para ser comparados a fim de suplementar os modelos de PNT. Um destaque positivo desse método é que, quando comparado com os modelos de PNT para algumas previsões de curtíssimo prazo, se mostra mais eficiente. Entretanto, para previsão com período maior o método não apresenta resultados satisfatórios.

O método com a utilização de abordagens físicas, utiliza parametrizações baseadas em uma descrição física da atmosfera. Os métodos de PNT são exemplos dessa

abordagem e atuam resolvendo modelos matemáticos complexos com apropriadas condições iniciais e de fronteira. São geralmente processados em supercomputadores devido a demanda por memória computacional. Sua eficácia é destacada de médio a longo prazo e suas previsões são mais precisas quando as condições meteorológicas são mais estáveis.

Na abordagem estatística, uma grande quantidade de dados são analisados e as condições meteorológicas são desconsideradas. Os métodos que utilizam essa abordagem são fáceis de modelar e baratos, não são baseados em modelos matemáticos predefinidos. Os métodos são baseados em séries temporais e redes neurais. As técnicas incluem média móvel, modelo de média móvel autorregressiva e modelo de média móvel integrado autorregressivo.

Modelos que combinam as duas abordagens, física e estatística, conhecidos como híbridos, tem por objetivo obter um desempenho de previsão globalmente otimizado, aproveitando as vantagens de cada modelo.

Para realizar as simulações de previsão de vento são necessários recursos computacionais que tendem a melhorar a modelagem, cada vez que suas capacidades de resolução são aumentadas. Nesse sentido, foi possível desenvolver *softwares* que realizavam a previsão de vento. Alguns exemplos são, o Prediktor e SOWIE para o método físico, WPPT, Sipleólico, WPMS, GH Forecaster, Aleasoft at UPC Spain para o método estatístico, Zephyr, Previento, eWind TM, WEPROG, LocalPred and Regio-Pred, Scirocco, para o método híbrido.

Para a realização da previsão de vento, conforme é a proposta deste trabalho, com apropriadas condições iniciais para os campos meteorológicos, é necessário rever alguns métodos de assimilação de dados, que serão abordados na próxima seção.

2.2 Assimilação de dados por métodos sequenciais, variacionais e híbridos

Miller et al (1994) aplicaram ao Modelo de Lorenz o filtro de Kalman Estendido (EKF), versão do KF para problemas não-lineares. Os autores concluíram que a assimilação apresenta bons resultados para frequências de observação relativamente altas, considerando-se o EKF com primeiro e segundo momento estatístico. Ao utilizarem terceiro e quarto momento, formulação de Monte Carlo, a trajetória é muito bem corrigida pela inserção do dado, entretanto há grande aumento de custo computacional para a resolução do problema.

Huang e Yang (1996) avaliam o procedimento de assimilação com as equações de Lorenz e o método de assimilação 4D-Var. Os autores mostram que quanto maior for o ruído na condição inicial, maior deve ser número de interações durante o minimização do gradiente da função custo. Os autores concluem também, que com observações

de apenas uma das três variáveis do sistema e 40% de ruído na condição inicial, a trajetória do modelo não é corrigida pela assimilação.

Mogensen e Huang (1998) exploram a capacidade do método 3D-Var estimar parâmetros do Modelo de Lorenz e apresentam resultados a cerca de variações na janela de assimilação e ruído nos dados observados. Os autores concluem que a estimativa de parâmetros é uma aplicação promissora para a abordagem variacional.

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

Hayden et al (2011) destacam a desejável característica de rápida convergência do algoritmo 3D-Var em aplicações ao modelo de Lorenz tanto para o caso discreto como para o caso contínuo.

Law et al (2013) estudaram a performance do 3D-Var e concluíram que a metodologia de inflação de variância (por fator multiplicativo) tende a estabilizar o filtro, condicionando a convergência do algoritmo de minimização e melhorando a precisão da correção das trajetórias do escoamento.

Härter e Campos Velho (2008) emularam o EKF através de Redes Neurais Artificiais, com o objetivo de mostrar que no caso sobredeterminado (quando o número de observações é maior do que o número de graus de liberdade do modelo), a técnica de inteligência artificial é uma alternativa às demais técnicas.

A implementação original do KF é inviável em problemas de alta dimensão, tais como previsão numérica de tempo operacional. Entretanto, sua aplicação através de diversas simplificações como *ensemble Kalman filter* - EnKF (Evensen; Burgers et al; Whitaker e Hamil; Tippet et al, 1994, 1998, 2002, 2003) *ensemble transform Kalman filter* - ETKF (Bishop et al, 2001), *ensemble adjustment Kalman filter* - EAKF (Anderson, 2001), *local ensemble Kalman filter* - LEKF (Ott et al, 2002), *hybrid* EnKF-3DVar (Gao et al, 2013) é possível devido a redução da complexidade computacional destas técnicas.

Evensen (1994) apresenta um método sequencial baseado na abordagem de Monte Carlo. Esta metodologia mostra-se atrativa para tratar problemas de alta dimensão, cuja covariância dos erros demanda alta capacidade computacional, como no EKF. Segundo o autor, aplicações deste EnKF em fronteiras abertas, como aplicações a oceanos, podem ser tratadas como problemas bens postos. Os resultados mostram que os crescimento dos erros é evitado, porque não há a necessidade do

armazenamento e evolução da matriz de covariância dos erros. O método proposto pode ser aplicado a modelos oceânicos realísticos com amplo domínio em computadores atuais de alta performance ou em cluster de *Workstations*.

Em Bishop et al (2001) avalia-se um filtro de Kalman sub-ótimo, conhecido como ETKF, onde é feita uma transformação e normalização no ensemble, para obter-se a matriz de covariância dos erros de previsão menos custosa computacionalmente em comparação com o EnKF. O filtro foi usado pelo Centro Nacional de Previsão Ambiental nas missões de reconhecimento, Winter Storm de 1999 e 2000, para determinar onde as aeronaves devem implantar *dropwindsonde* a fim de melhorar as previsões de 24-72 h sobre áreas continentais dos Estados Unidos. Esta metodologia também é testada através de um modelo numérico barotrópico de previsão de vórtices ciclônicos tropicais. Comparações entre ETKF, 3DVAR e métodos híbridos mostram que é eficiente para a assimilação de dados.

O EAKF, conforme Anderson (2001) consiste em uma teoria para estimar a distribuição de probabilidade do estado de um modelo dado um conjunto de observações existentes. O EAKF, bem como o EnKF original geram previsões com erros relativamente pequenos na média dos conjuntos, o que implica em razoável nível de incerteza nas variáveis assimiladas. Nos experimentos de Anderson (2001), observa-se vantagens significativas do EAKF em comparação como 4D-VAR em modelos de baixa ordem.

Ott et al. (2002) introduzem o conceito de *localization* na formulação do filtro de Kalman por *Ensemble*, chamado LEKF. Esta aproximação baseia-se na hipótese de que, quando a superfície da Terra é dividida em regiões localizadas de tamanho moderado, os vetores das incertezas de previsão em tais regiões tendem a estar em um subespaço de dimensão muito menor do que a do completo vetor de estado atmosférico de tal região. Conjuntos de filtros de Kalman, em geral, assumem que a análise resultante da assimilação de dados encontra-se no mesmo subespaço como o erro de previsão esperado. Sob esta hipótese a dimensão deste subespaço é baixa. Isto implica que as operações com matrizes tridimensionais são relativamente baixas. Assim, a análise de dados é feita localmente de forma que se pode explorar a técnicas computação massivamente paralela a para redução de custo computacional. As análises locais são, então, utilizadas para construir estados globais para o avanço para o próximo tempo de previsão. As potencialidades do método são ilustrados através de experimentos com o modelo de Lorenz-96, que permitiu aos autores concluir que se pode obter uma análise precisa a um custo computacional menor do que com o filtro de Kalman por ensemble original, onde as observações são utilizadas de maneira não localizada.

Liu et al. (2008) e Liu et al. (2009) apresentam resultados da implementação do En4DVAR no modelo WRF. Esta técnica permite a atualização da matriz de covariân-

cia de erros de previsão (leva em conta os erros do dia), sem o cálculo explícito destes erros, conforme a derivação teórica do filtro de Kalman ou suas aplicações operacionais como em Parrish e Derber (1992); e também evita o cálculo do trabalhoso e custoso modelo adjunto e tangente linear do modelo, como no 4DVAR.

3 METODOLOGIA

3.1 Modelo WRF

3.1.1 Processamento

O *Weather Research and Forecasting* (WRF) é um modelo de previsão numérica projetado para aplicações de pesquisa atmosférica e previsão operacional. Possui núcleos dinâmicos, um sistema de assimilação de dados e suporta computação paralela. Foi desenvolvido pelo *National Center for Atmospheric Research* (NCAR) por volta da década de 90 e está atualmente em uso operacional em vários centros meteorológicos e universidades. É uma ferramenta simples de domínio público e pode ser operada em cluster ou em computadores pessoais de pequeno porte.

Os módulos de execução do modelo são WRF Preprocessing System (WPS) e o WRF que pode ser, dependendo da versão utilizada, o WRF-ARW - *Advanced Research WRF* (relacionado à pesquisa avançada) ou WRF-NMM - *Nonhydrostatic Mesoscale Model* (Modelo de mesoescala não hidrostática). Para a execução do WPS é necessário a utilização dos submódulos geogrid, ungrib e metgrid. A partir de dados geográficos e estatísticos externos, o geogrid cria dados terrestres, de modo a descrever a geografia do terreno a ser modelado. O ungrib tem a função de descompactar os arquivos meteorológicos que estão em formato GRIB e compacta para um formato intermediário. O metgrid é responsável por interpolar os dados meteorológicos horizontalmente para determinado domínio. Após a execução do `real.exe`, a saída do `metgrid.exe` será a entrada para a execução do WRF. Já o `real.exe`, além de definir as parametrizações físicas, faz a interpolação vertical sobre a área em processamento. Por último, a execução do `wrf.exe` que gera a previsão com todas as configurações determinadas anteriormente (WRF-ARW, 2019). A figura 2 mostra um esquema para compreensão da execução do modelo.

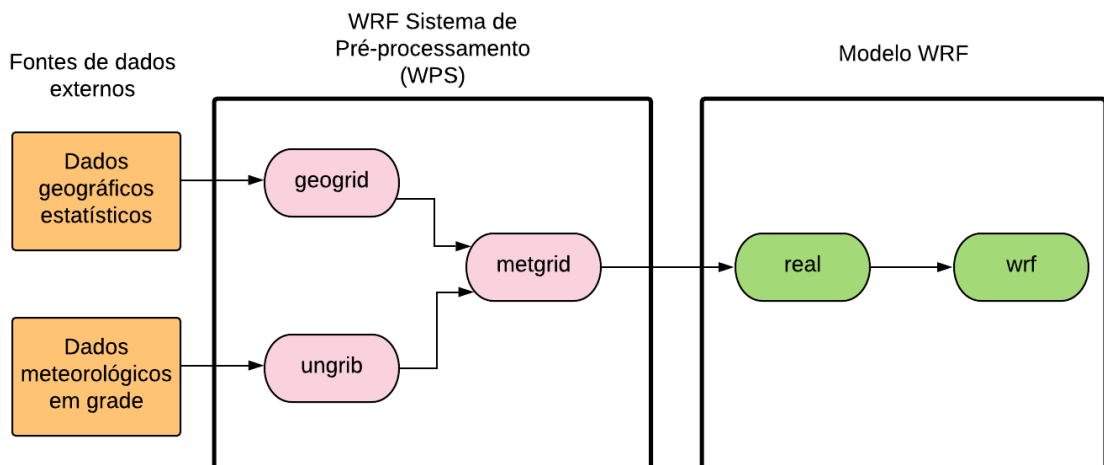


Figura 2: Fluxograma para execução do modelo WRF
Fonte: Autora, 2019.

A área de domínio é a região onde está localizado o complexo eólico de Cerro Chato na cidade de Santana do Livramento RS. Os dados simulados foram comparados com as estações do INMET que estão distribuídas nas cidades ao redor e, são elas, Alegrete, Santana do Livramento, Quaraí, São Gabriel, São Vicente e Dom Pedrito. A figura 3 mostra a região descrita.



Figura 3: WRF domínio 1 (9 km)
Fonte: Autora, 2019.

Foi construída uma malha computacional no domínio 1, com 100 x 110 pontos com uma espaçamento de 9 km, como mostra a figura 4.

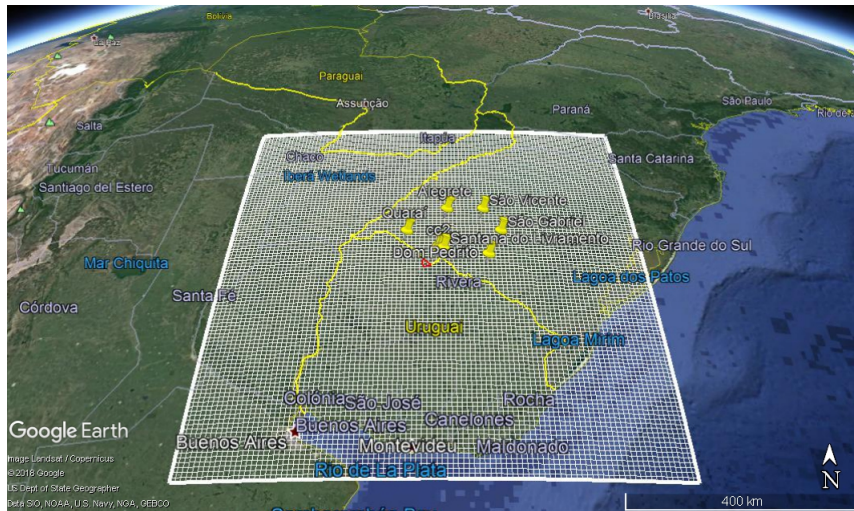


Figura 4: WRF malha computacional no domínio 1
Fonte: Autora, 2019.

Na figura 5 são apresentados os domínios 1 e 2, sendo a malha computacional do domínio 2 com 88 x 100 pontos e espaçamento de 3 km.

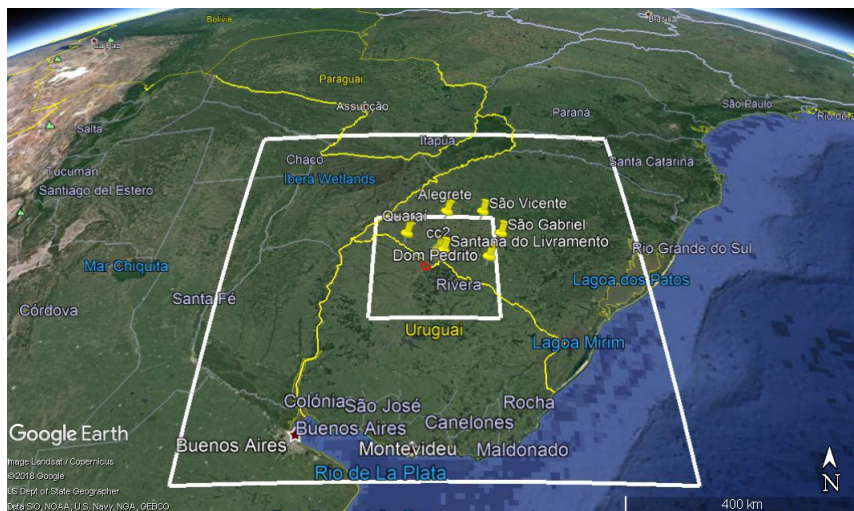


Figura 5: WRF domínio 1 (9 km) e domínio 2 (3 km)
Fonte: Autora, 2019.

A figura 6 mostra os domínios 1, 2 e 3, tendo em vista que a malha computacional do domínio 3 apresenta 76 x 88 pontos com espaçamento de 1 km.

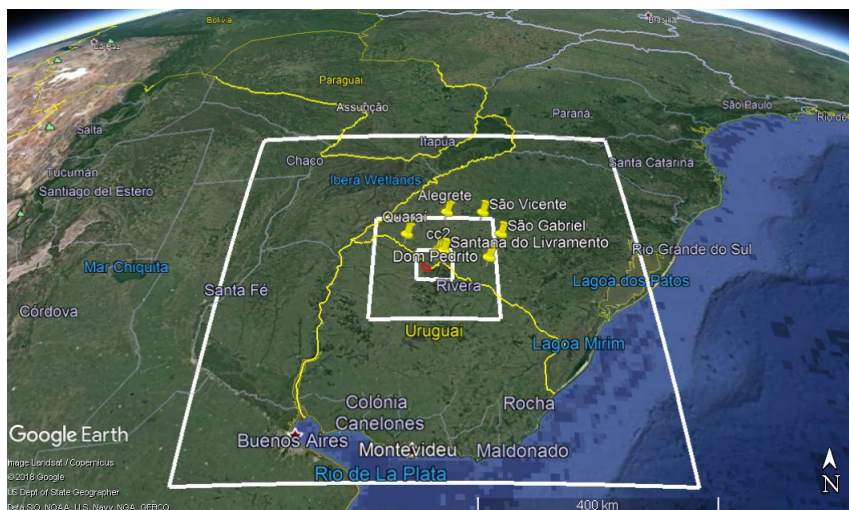


Figura 6: WRF domínio 1 (9 km), domínio 2 (3 km) e domínio 3 (1 km)
Fonte: Autora, 2019.

Para a realização das simulações foi utilizado o modelo WRF versão 4.0 com o auxílio do supercomputador Cimatec Yemoja situado no estado da Bahia. Isso foi possível através do acesso pelo Laboratório de Modelagem e Simulação Computacional (LMSC) localizado na Universidade Federal do Pampa em Bagé (RS), o qual foi realizada toda a pesquisa. O supercomputador apresenta uma estrutura com 1.716 CPU's, uma memória RAM de 132.000 GB e 17.200 cores. Foram utilizados para essas simulações 128 cores e um tempo de simulação de aproximadamente 20 minutos para o dia.

3.1.2 Parametrizações

As parametrizações físicas são necessárias para aproximar processos físicos que acontecem na atmosfera real, porém, computacionalmente (METED, 2010). As parametrizações do tipo microfísica, radiação de onda curta e longa são responsáveis pela descrição dos processos de formação das nuvens, difusão, refração e reflexão de radiação que incidem na atmosfera terrestre. Os processos de radiação de onda curta e longa ocorrem em escalas muito pequenas de tempo e sob muita influência da composição da atmosfera. Conforme a radiação direta passa pela atmosfera, a intensidade da radiação diminui, devido a absorção e espaçamento das nuvens, aerossóis e gases. Também acontece pela absorção e reflexão das nuvens, aerossóis e gases. Essa radiação refletida e absorvida também alcança a superfície na forma de radiação solar difusa (METED, 2014).

As parametrizações para os processos de radiação em modelos numéricos de mesoescala consistem em dividir a atmosfera em camadas para prever ou diagnosticar a quantidade de nuvens, gás absorvente e/ou aerossóis em cada camada. Determinando assim, a quantidade de radiação absorvida por cada camada e a quantidade

total de radiação de onda curta que chega a superfície. Também, calcula a quantidade de radiação de onda longa absorvida e e remetida a cada camada do modelo.

No que se refere a camada limite superficial, o modelo se baseia no esquema *Revised* MM5 denominado singularidade de Monin Obukhov que se refere à descrição escoamento médio e dos fluxos turbulentos em uma camada superficial. Esse esquema evita singularidades como uma camada superficial instável e uma velocidade de vento decrescente.

Na camada limite superficial, a troca de calor e umidade da superfície e atmosfera depende do tipo de superfície, terra, água, neve ou gelo, ou seja, descreve a interação entre o solo e a atmosfera (METED, 2010). O esquema utilizado neste trabalho é o *Unified Noah land-surface model* (NOAH, 2014).

Em relação a camada limite planetária, a parametrização utilizada é *Yonsei University* que é um esquema de primeira ordem a qual emprega alguns coeficientes de difusão turbulenta nos locais para calcular os fluxos turbulentos (HONG, 2006).

O Cumulus é um tipo de nuvem de convecção e a sua parametrização é responsável por resolver numericamente o processo de convecção, o qual redistribui o calor. São responsáveis por produzir as precipitações (STENSURD, 2012). Foi utilizado neste trabalho o esquema Kain Fritsch. (CHEN, 2004)

De forma resumida, a tabela 2 apresenta todos os esquemas utilizados na realização deste trabalho.

Tabela 2: Parametrizações físicas

Tipos	Esquema utilizado
Microfísica	WSM 3 <i>class simple ice</i>
Radiação de onda curta	Dudhia
Radiação de onda longa	RRTM
Camada limite superficial	<i>Revised MM5 Monin-Obukhov</i>
Modelo de superfície	<i>Unified Noah land-surface model</i>
Camada limite planetária	<i>Yonsei University (YSU)</i>
Cumulus	<i>Kain-Fritsch</i>

Fonte: Autora, 2019.

Essas parametrizações tem sido testadas e avaliadas frequentemente, mostrando um bom desempenho para a região geográfica em questão (LUCAS; GUTIÉRREZ; LUCAS, 2019, 2018, 2016).

3.1.3 Equações do modelo

O modelo WRF simula as condições da atmosfera através de um sistema de equações diferenciais parciais (EDP) acopladas, resolvidas numericamente por métodos

de diferenças finitas. As equações que representam a conservação do movimento são dadas por

$$\partial_t U + (\nabla \cdot V u) - \partial_x(p\phi) + \eta + \partial_x(p\phi_x) = F_U, \quad (1)$$

$$\partial_t V + (\nabla \cdot V v) - \partial_y(p\phi_\eta) + \partial_y(p\phi_y) = F_V, \quad (2)$$

$$\partial_t W + (\nabla \cdot V w) - g(\nabla_\eta p - \mu) = F_W, \quad (3)$$

a conservação de energia termodinâmica é representada por

$$\partial_t \Theta + (\nabla \cdot V \theta) = F_\Theta, \quad (4)$$

a conservação de massa é compreendida por

$$\partial_t \mu + (\nabla \cdot V) = 0, \quad (5)$$

a equação geopotencial,

$$\partial_t \phi + \mu^{-1}[(V \cdot \nabla \phi) - gW] = 0, \quad (6)$$

a equação diagnóstica para a pressão hidrostática (ar seco)

$$\partial_\eta \phi = -\alpha \mu, \quad (7)$$

e a equação diagnóstica para a pressão total (ar seco + vapor de água)

$$p = p_0 (R_d \theta / p_0 \alpha)^\gamma \quad (8)$$

onde u , v e w e corresponde as componentes do vento, nas direções x , y e z , respectivamente, θ é a temperatura potencial, $\phi = gz$ é o geopotencial, p é a pressão, $\alpha = 1/p$ é o inverso da densidade, $\gamma = C_p/C_v$, R_d é constante do gás para ar seco, p_0 é a pressão de referência, $V = \mu v = (U, V, W)$, $\Omega = \mu \dot{\eta}$ e $\Theta = \mu \theta$. F_U , F_V , F_W e F_Θ representam os termos referentes a física do modelo, mistura turbulenta, projeções esféricas e rotação da Terra.

Porém, o sistema realmente utilizado pelo WRF possui termos que consideram a força de Coriolis, que altera o efeito gravitacional, projeção cartográfica e umidade do ar. Também possuem variáveis de perturbação que diminuem erros de truncamento e arredondamento através do cálculo do gradiente de pressão horizontal e vertical, respectivamente. A denotação dessas variáveis é a' e representam desvios em torno do estado médio (\bar{a}), em suposto equilíbrio hidrostático. Sendo assim, a nova repre-

sentação para uma variável qualquer é $a = \bar{a} + a'$, sendo essa a média de Reynolds. As equações em suas novas formas ficam como

$$\begin{aligned} \partial_t U + m[\partial_x(Uu) + \partial_y(Vu)] + \partial_\eta(\Omega u) + (\mu_d \alpha \partial_x p' + \mu_d \alpha' \partial_x \bar{p}) \\ + \left(\frac{\alpha}{\alpha_d}\right) (\mu_d \partial_x \phi' + \partial_\eta p' \partial_x \phi - \mu_d' \partial_x \phi) = F_U \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \partial_t V + m[\partial_x(Uv) + \partial_y(Vv)] + \partial_\eta(\Omega v) + (\mu) d \alpha \partial_y p' + \mu_d \alpha' \partial_y \bar{p}) \\ + \left(\frac{\alpha}{\alpha_d}\right) (\mu_d \partial_y \phi' + \partial_\eta p' \partial_y \phi - \mu_d' \partial_y \phi) = F_V \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \partial_t W + m[\partial_x(Uw) + \partial_y(Vw)] + \partial_\eta(\Omega w) \\ - m^{-1} g \left(\frac{\alpha}{\alpha_d}\right) [\partial_\eta p' - \bar{\mu}_d (q_v + q_c + q_r)] + m^{-1} \mu_d' g = F_W \end{aligned} \quad (11)$$

$$\partial_t \Theta + m^2 [\partial_x(U\Theta) + \partial_y(V\Theta)] + m \partial_\eta(\Omega \Theta) = F_\Theta \quad (12)$$

$$\partial_t \mu_d' + [m^2 [\partial_x U + \partial_y V] + m \partial_\eta \Omega] = 0 \quad (13)$$

$$\partial_t \mu_d' \phi' + \mu_d^{-1} [m^2 (U \phi_x + V \phi_y) + m \Omega \partial_\eta - g W] = 0 \quad (14)$$

$$\partial_\eta \phi' = -\bar{\mu}_d \alpha_d' - \alpha_d \mu_d' \quad (15)$$

$$\partial_t Q_m + m^2 [\partial_x(Uq_m) + \partial_y(Vq_m)] + m \partial_\eta(\Omega q_m) = F_{Q_m} \quad (16)$$

onde $U = \mu_d u / m$, $V = \mu_d v / m$, $W = \mu_d$, $\Omega = \mu_d \dot{\eta} / m$ e $m = \frac{\Delta x, \Delta y}{\text{distância na terra}}$. Como a equação de estado apresenta expoente, não pode-se reescrevê-la na forma de perturbação. Portanto, sua equação segue como a equação 8. (SKAMAROCK, 2005)

3.1.4 Discretização no tempo

Quando as equações do modelo são resolvidas, sua solução é apresentada na forma de ondas. São dois tipos, as ondas lentas, que reproduzem os fenômenos meteorológicos em questão, e as chamadas ondas rápidas, que envolvem as ondas sonoras. Para a meteorologia, as ondas sonoras não são interessantes, por isso, é necessário resolvê-las a fim de manter a estabilidade da solução. Para a resolução das ondas acústicas é preciso um Δt muito pequeno, o qual seria inviável, devido

ao alto custo computacional para a previsão. Então, as ondas acústicas são resolvidas separadamente através de várias técnicas desenvolvidas, onde é utilizado um Δt apropriado.

A técnica que o modelo WRF utiliza é um esquema de integração por passos de tempo, denominado *forward-backward* para o modo horizontal e, no modo vertical, um esquema implícito utilizando o Δt para as ondas rápidas. A solução dessas ondas é aplicada como uma correção do método Runge-Kutta de 3ª ordem (RK3) que é utilizado para resolver as ondas lentas. Esse método integra as equações diferenciais usando um preditor-corretor denominado Adams–Bashforth–Moulton de 3ª ordem. As variáveis prognósticas são definidas como $\Phi = (U, V, W, \Theta, \phi', \mu', Q_m)$ e as equações do modelo dadas por $\Phi = R(\Phi)$. Para o modelo avançar de $\Phi(t)$ a $\Phi(t + \Delta t)$, são necessários três passos, como segue

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

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

$$\Phi^{t+\Delta t} = \Phi^t + \Delta tR(\Phi^{**}) \quad (19)$$

onde Δt é o passo utilizado para as ondas lentas aplicado às equações de 9 a 16 e Φ_t representa os termos derivados no tempo e $R(\Phi)$ os termos restantes. (SKAMAROCK, 2005)

3.2 Modelo WRF com assimilação de dados (WRFDA)

A assimilação de dados é a técnica que combina as observações com um produto de previsões numéricas e suas estatísticas de erro. Neste trabalho, as variáveis assimiladas foram as componentes do vento (U, V e W), perturbação geopotencial (PH), temperatura potencial de perturbação (T), massa de ar seco por perturbação na coluna (MU) e proporção de mistura de vapor de água (QVAPOR). As previsões iniciais podem ser o *first guess* (chute inicial) ou ainda, o *background*. A combinação referida tem por objetivo fornecer uma estimativa apropriada do estado atmosférico, denominada análise. Nas próximas seções será apresentado a técnica utilizada neste trabalho, bem como suas equações.

3.3 Assimilação de dados En4DVar

3.3.1 Processamento

A assimilação de dados pela técnica En4DVar tem por objetivo gerar a melhor condição inicial possível para um sistema de previsão, atualizando os "erros do dia", sem o cálculo explícito da matriz de covariância dos erros de previsão.

Para o processamento do modelo WRF com assimilação (WRF-En4DVar) é necessário um conjunto (*ensemble*) de previsões. Esse conjunto contém 10 previsões para cada hora, com diferentes parametrizações. As parametrizações fixas foram utilizadas como visto na seção 3.1.2, porém para montar esse conjunto de previsões apenas variou-se a parametrização de cumulus. A janela de assimilação do En4DVar se dá a partir da hora de análise utiliza-se as previsões de 3 horas antes e 3 horas depois. Neste trabalho, a hora de análise é as 00:00, portanto, os *ensembles* são a partir das 21:00 até 03:00. Todos os horários em UTC. Os passos para o processamento são:

Passo 1: Calcular média e variância para cada hora, ou seja, para cada conjunto obtém-se uma média e uma variância. Essa média é o denominado chute inicial (*first guess*).

Passo 2: Calcular as perturbações a partir das previsões do modelo WRF sem assimilação que foram utilizadas para criar o *first guess*. Essa perturbações são calculadas randomicamente.

Passo 3: Gerar o arquivo de entrada para a localização vertical. É necessário para o modelo definir a altitude.

Iniciando o WRFDA ao modo híbrido.

Passo 4: Processar o OBSPROC, tendo em vista que utiliza-se os dados de observações de altitude e de superfície no formato *little_r*. A janela de assimilação do método En4DVar é 3 horas antes da análise e 3 horas depois. Entretanto, para o OBSPROC em relação a esse método inicia-se na data de análise do OBSPROC que é três horas depois. Neste caso, a data análise do modelo En4DVar é 00 hora porém, para o OBSPROC é as 3 horas, seguindo a mesma ideia de processar 3 horas antes e 3 horas depois da análise. Resulta em 7 arquivos de dados de observação iniciando na data de análise do método En4DVar e terminando 6 horas depois.

Passo 5: Gerar os erros de *background*. Esses erros são calculados a partir da média da diferença ao longo do tempo das previsões de 24 horas menos as previsões de 12 horas. O resultado é uma matriz de erros de *background*, um arquivo binário.

Então, com as perturbações, o *first guess*, as observações e erros de *background* processa-se o modelo WRF com assimilação En4DVar. O resultado é chamado de análise que, juntamente com as condições de contorno são atualizadas. A partir disso, a saída do modelo WRF com assimilação En4DVar torna-se um arquivo de entrada

(wrfinput) para processar o modelo WRF novamente e obtém-se a previsão assimilada. A figura 7 mostra o processamento:

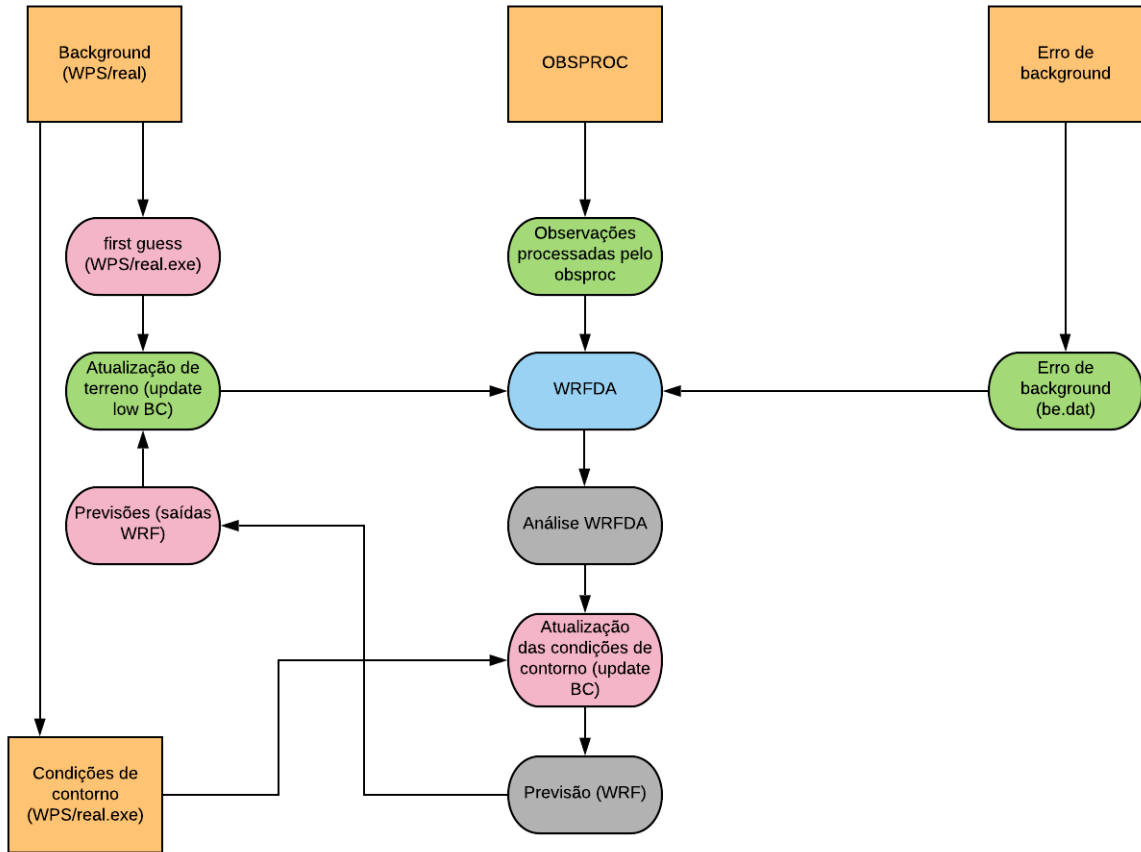


Figura 7: Fluxograma WRFDA
Fonte: Autora, 2019.

3.3.2 Equações

De acordo com Liu (2008) e como a própria denominação sugere, o método En4DVar é formulado a partir de uma combinação entre as principais características do EnKF e 4DVar.

3.3.3 Algoritmo de análise EnKF

O EnKF é um tipo de filtro de Kalman e tem intuito de estimar a covariância de erro de previsão. Considerando que existem N membros no conjunto, tem-se erro de *background*, B , estimado pela equação 20,

$$X'_b = \frac{1}{\sqrt{N-1}}(x_{b1} - \bar{x}_b, x_{b2} - \bar{x}_b, \dots, x_{bN} - \bar{x}_b) \quad (20)$$

onde x representa o vetor de estado, ou seja, para a assimilação baseada em *ensemble*, existe uma matriz a qual cada coluna representa um vetor de estado. A covariância

do erro de *background* B é calculada, aproximadamente por

$$B \approx X'_b X'^T_b \quad (21)$$

A equação completa do EnKF é dada por

$$X_a = X_b + BH^T (HBH^T + O)^{-1} (y - HX_b) \quad (22)$$

onde X_a representa análise, X_b é *background*, O é a covariância do erro de observação, y é vetor observação, T é a matriz transposta, H é o operador de observação e H é o operador tangente linear de observação.

Para a implementação desse método, as equações 20 e 21 transformam-se em

$$HX'_b \approx \frac{1}{\sqrt{N-1}} (Hx_{b1} - \overline{Hx_b}, Hx_{b2} - \overline{Hx_b}, \dots, Hx_{bN} - \overline{Hx_b}) \quad (23)$$

$$BH^T \approx X'_b (HX'_b)^T \quad (24)$$

$$HBH^T \approx HX'_b (HX'_b)^T \quad (25)$$

3.3.4 Algoritmo 4DVar

Iniciando com a matriz de condicionamento U e, definindo como

$$B = UU^T \quad (26)$$

obtém-se

$$x_a = x_b + Uw \quad (27)$$

onde w é a variável de controle. Para o cálculo das inovações em diferentes tempos, é necessário incluir o modelo de previsão M e vetores de observação em diferentes tempos, como mostra a equação (9), abaixo:

$$d_i = HM(x_b) - y_i \quad (28)$$

A função custo se torna, então

$$J(w) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \sum_{i=0}^I (HMUw + d_i)^T O^{-1} (HMUw + d_i) \quad (29)$$

onde I é o número total de níveis de tempo em que as observações estão disponíveis e M é modelo tangente linear. O gradiente da função custo em relação às variáveis de controle é dado por

$$\nabla_w J = w + \sum_{i=0}^I U^T M^T H^T O^{-1} (H M U_w + d_i) \quad (30)$$

com M^T denominado modelo adjunto.

3.3.5 O algoritmo En4DVar

Foi empregado por Lorenc (2003), no algoritmo variacional 4DVar, uma perturbação ao conjunto de previsão, o qual foi calculado na equação 20 para condicionar a variável de controle da variação, ou seja, controla para que os erros de arredondamento não se propaguem de forma significativa, dada por

$$x_a = x_b + X_b' w \quad (31)$$

A inovação é recalculada como

$$d = H(x_b) - y \quad (32)$$

a função torna-se

$$J(w) = \frac{1}{2} w^T w + \sum_{i=0}^I \frac{1}{2} (H X_b' w + d)^T O^{-1} (H X_b' w + d) \quad (33)$$

onde w é a variável de controle e d é uma inovação, ou seja, a diferença entre o background e a observação no espaço das observações.

O modelo avançado é incluído se, o *background* de observação não ocorrer ao mesmo tempo que a observação e, como consequência, o somatório é adicionado à função custo. Se esse esquema for aplicado ao 4DVar, será utilizado uma covariância de erro de *background*, dependente do fluxo de início da janela de assimilação e evoluirá dentro da janela de assimilação 4DVar, caso o modelo tangente linear e o modelo adjunto estiverem disponíveis.

Para formular o esquema En4DVar estende-se a equação 33, adicionando uma perturbação de *background* para condicionar as variáveis de controle no 4DVar. Então, a função custo do modelo En4DVar é dada por

$$J(w) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \sum_{i=0}^I (H M X_b' w + d_i)^T O^{-1} (H M X_b' w + d_i) \quad (34)$$

Com isso, o gradiente da função custo torna-se

$$\nabla_w J = w + \sum_{i=0}^I X_b'^T M^T H^T O^{-1} (H M X_b' w + d_i) \quad (35)$$

Para formular ainda mais o esquema En4DVar foi adotada a ideia do EnKF e foi inserida uma perturbação no espaço das observações. Como na equação (4), o erro

de *background* pode ser transformado em espaço de observação dado por

$$HMX'_b \approx \frac{1}{\sqrt{N-1}}(HMx_{b1} - HM\bar{x}_b, HMx_{b2} - HM\bar{x}_b, \dots, HMx_{bN} - HM\bar{x}_b) \quad (36)$$

Portanto, o gradiente da função custo torna-se

$$\nabla_w J = w + \sum_{i=0}^I (HMX'_b)^T O^{-1} (HMX'_b w + d_i) \quad (37)$$

3.4 Modelo Wind Ninja

O modelo Wind Ninja é um modelo atmosférico diagnóstico que calcula os campos de vento em alta resolução para terrenos complexos. Sua aplicação inicial foi direcionada a incêndios florestais, porém, também pode ser relacionada a outras aplicações que envolvam previsão de vento. Uns destaques de seu desempenho é que seu tempo de simulação é curto, tem uma baixa exigência computacional, sendo executado perfeitamente em computadores de pequeno porte, bem como oferece um sistema de fácil compreensão técnica. O Wind Ninja não é um modelo prognóstico, ou seja, não realiza o prognóstico do campo de vento. (WAGENBRENNER, 2019) Os dados de entrada para o modelo Wind Ninja são os dados de saída do modelo WRF já com a previsão. Neste trabalho utilizou-se a saída do modelo WRF já com a técnica de assimilação empregada para a entrada no modelo Wind Ninja. A figura 8 mostra a interface do modelo.

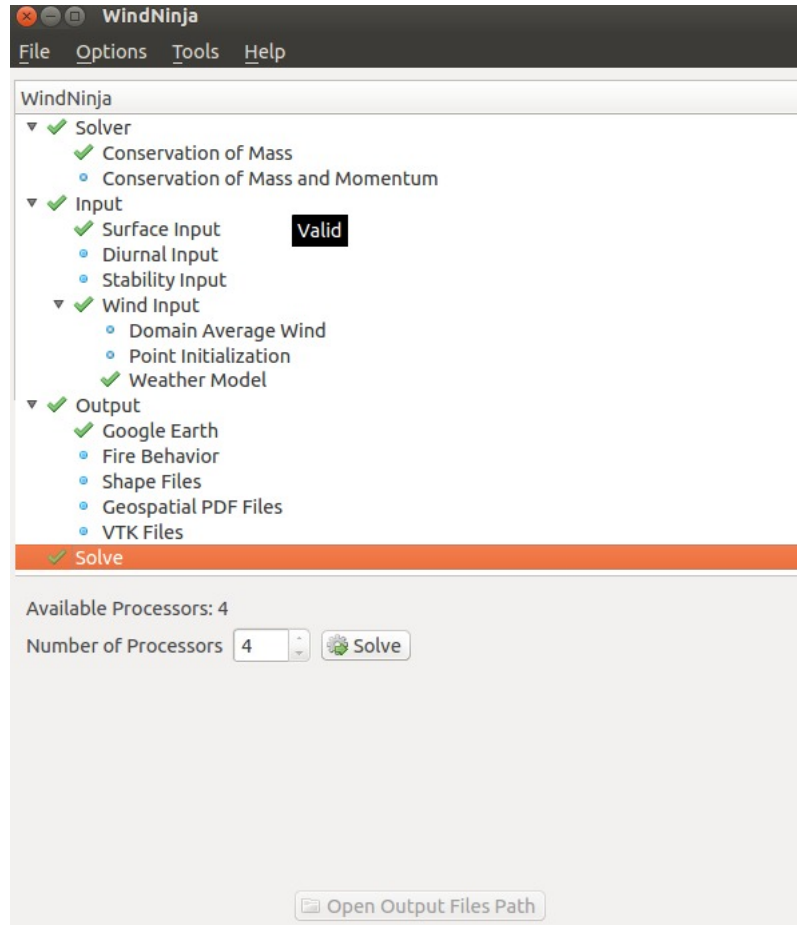


Figura 8: Interface do modelo Wind Ninja
Fonte: Autora, 2020.

A figura 9 mostra os vetores de campo de vento na área onde está instalada a torre 2 do complexo eólico de Cerro Chato em alta resolução (100m), através do modelo Wind Ninja.

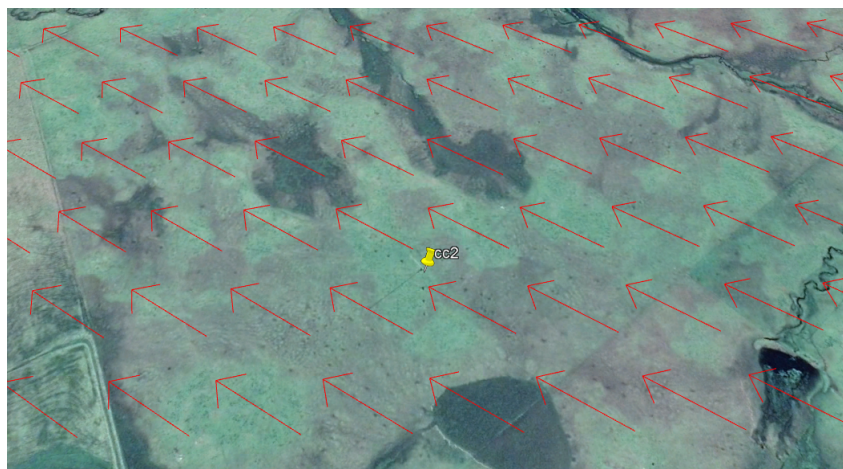


Figura 9: Vetores no modelo Wind Ninja
Fonte: Autora, 2020.

3.4.1 Equações do modelo

Conforme Wagenbrenner (2019) e Forthofer (2014), a dinâmica de fluidos computacional é resolvida baseado no OpenFOAM - *Open Field Operation And Manipulation* que, em português, significa “Operação e manipulação em ambiente aberto”, soluciona conservação de massa e momentum. Esse *software* utilizado no modelo é gratuito e aberto, permitindo que o WindNinja permaneça sendo um código *open source*. O modelo supõe que o fluxo seja estável, viscoso, turbulento e estratificado de forma neutra, e, também, a força de Coriolis é ignorada. Emprega o solucionador simpleFoam, uma implementação semi-implícita para as equações de pressão, para aproximar soluções às equações de Navier-Stokes com média de Reynolds de estado estacionário. Então, as equações são:

$$\frac{\partial \bar{u}_i}{\partial x_i} = 0 \quad (38)$$

$$\frac{\partial(\bar{u}_j \bar{u}_i)}{\partial x_j} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial \bar{p}}{\partial x_i} + \frac{\partial}{\partial x_j} \left(v \left[\frac{\partial \bar{u}_i}{\partial x_j} + \frac{\partial \bar{u}_j}{\partial x_i} \right] \right) + \frac{\partial}{\partial x_j} (-\rho \overline{u'_i u'_j}) \quad (39)$$

onde \bar{u}_i e \bar{u}_j são componentes de velocidade com média de tempo nas direções i e j , u'_i e u'_j são as componentes de velocidade instantâneas nas direções i e j , p é pressão, ρ é densidade e v representa viscosidade.

Para introduzir uma viscosidade turbulenta (v_t), utilizado para modelar a contribuição das componentes de velocidade instantâneas, a equação segue como

$$\frac{\partial \bar{u}_j \bar{u}_i}{\partial x_j} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial \bar{p}}{\partial x_i} + \frac{\partial}{\partial x_j} \left((v + v_t) \left[\frac{\partial \bar{u}_i}{\partial x_j} + \frac{\partial \bar{u}_j}{\partial x_i} \right] \right) \quad (40)$$

3.5 Dados anemométricos

Foram utilizados dois tipos de dados anemométricos para serem comparados com as simulações. Os dados das estações do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) da região em estudo e os dados medidos através das torres anemométricas, que estão instaladas no parque eólico de Cerro Chato, fornecidos pela empresa Eletrosul.

3.5.1 Estações meteorológicas automáticas - INMET

As estações meteorológicas automáticas (EMA) do INMET são projetadas para coletar dados de minuto a minuto de informações meteorológicas, como temperatura, umidade, pressão atmosférica, velocidade e direção de ventos, precipitação e radiação. Esses dados são integralizados, a cada hora, via satélite ou telefone móvel e enviados à sede do INMET na cidade de Brasília. Esse conjunto de dados é validado mediante um controle de qualidade e armazenado em um banco de dados, o qual é de acesso livre. A figura 10 mostra uma EMA em funcionamento.



Figura 10: Estação Meteorológica Automática
Fonte: INMET, 2019.

A composição de uma EMA é dada pelos sensores, mastro com caixa *data-logger* que é responsável pelo armazenamento dos dados, painel solar, pára-raios e o cercado. A figura 11 mostra com detalhes a EMA, onde a esquerda está instalado o pluviômetro, ao centro a antena de comunicação via satélite e à direita o *data-logger* com sensor de temperatura anexo ao mastro.



Figura 11: Detalhes de uma EMA
Fonte: INMET, 2019.

Para a comparação com os dados simulados foram consideradas as variáveis, temperatura e pressão atmosférica instantânea do ar, direção e velocidade do vento. As medições realizadas pelas torres são realizadas de forma analógica no caso da temperatura e a amostragem é registrada a cada 5 segundos. O valor instantâneo que consta nos relatórios meteorológicos são a média de um minuto, ou seja, 12 valores de amostragem.

As medidas de vento e pressão são medições na forma digital. No caso eólico, a amostragem é realizada a cada 0,25 segundos e a cada 3 segundos é realizada uma média. Essas médias são chamadas de médias de curto prazo e são enviadas a cada segundo. Esses valores são variáveis de entrada para calcular as médias de 10 minutos e as velocidades de rajadas. Seus sensores têm resolução de 4 Hz.

Com relação à pressão, a amostragem é a cada 5 segundos e o valor registrado nos relatórios é a média de um minuto.

3.5.2 Torres anemométricas - Eletrosul

A Eletrosul, empresa responsável pelo parque eólico estudado neste trabalho, forneceu os dados anemométricos das torres que estão instaladas nesse parque. No Rio Grande do Sul (RS) há várias torres anemométricas com diferentes alturas. A figura 12 apresenta as alturas específicas e o número de torres no RS.

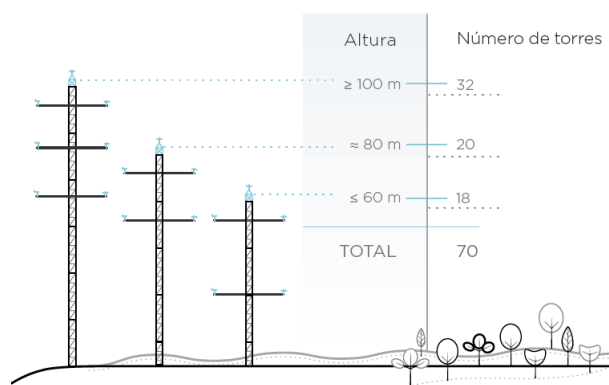


Figura 12: Alturas das torres anemométricas
Fonte: Atlas eólico, 2014.

As torres, especificamente dessa área, têm uma estrutura de 108 m de altura. Dentre essa estrutura, no topo, há um anemômetro. Em 1,5 m abaixo do topo, há um medidor direção do vento e em 20 m abaixo do topo há outro anemômetro. Em 41 m abaixo do topo, está instalado mais um anemômetro e em 1,5 m abaixo do último, está instalado outro medidor de direção de vento. A figura 13 ilustra essa estrutura.



Figura 13: Estrutura de uma torre anemométrica
Fonte: Atlas eólico, 2014.

A figura 14 mostra de perto os anemômetros a esquerda e de direção a direita.



Figura 14: Medidores
Fonte: Atlas eólico, 2014.

3.6 Definição de vento

Uma diferença de pressão entre duas regiões, ocasionada pelas variações de temperatura, acarreta no deslocamento do ar de uma região de maior pressão para outra de menor pressão no sentido horizontal. A esse fenômeno dá-se o nome de vento, conforme definição da Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC). Ou seja, o vento é o ar em movimento decorrente da diferença de pressão ocasionada pela variação de temperatura entre áreas.

Em relação ao vento médio, conforme a configuração dos anemômetros das estações do INMET é calculada a média dos últimos 10 minutos antes do fechamento da hora. Para o complexo eólico de Cerro Chato, torres da Eletrosul, o anemômetro é configurado para calcular a média de cada 10 minutos.

A classificação de vento forte e fraco se dá segundo a ENERCON, empresa responsável pela fabricação dos aerogeradores. De acordo com o manual os aerogeradores presentes no complexo eólico de Cerro Chato são do tipo E82 E2. Para que as pás comecem a girar é necessário vento a partir de 2 m/s, bem como, vento forte é considerado entre 28 a 34 m/s. (ENERCON, 2015)

3.7 Verificação dos resultados do modelo WRF

A verificação das previsões é feita através das seguintes métricas: viés, Raiz do Erro Quadrático (REQ) e Média da Raiz do Erro Quadrático, conforme as equações 41, 42 e 43, respectivamente.

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

$$Viés = P - O \quad (41)$$

A REQ é uma medida de erro na mesma magnitude dos valores dos pares das variáveis, sendo que a previsão é perfeita no caso em que a REQ é igual a zero.

$$REQ = \sqrt{(P - O)^2} \quad (42)$$

A média temporal da soma REQ é uma medida que calcula a magnitude total do período em questão. Então, como na REQ, quanto mais próxima de zero, melhor está a previsão.

$$\overline{REQ} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sqrt{(P_n - O_n)^2} \quad (43)$$

onde, P é o valor previsto, O é o valor observado, N é representa o número total horas e n o número de horas.

4 RESULTADOS

Neste capítulo, faz-se a análise sinótica para os dias de vento forte e fraco, estudados neste trabalho. A análise sinótica serve para situar o leitor quanto aos sistemas de grande escala determinantes para a condição de tempo nos casos estudados. Entretanto, a previsão em alta resolução é um desafio maior, cujo resultado será apresentado nas seções seguintes.

4.1 Análises sinóticas

4.1.1 Dia 24/07/2018 - Caso de Vento Fraco Extremo

Na imagem de satélite, figura 15, destacam-se nuvens altas no norte do país, associadas a Zona de Convergência Intertropical, determinante para o regime de chuva nessa região. O Mato Grosso do Sul e a região sul país estão cobertos por nuvens de topo baixo, exceto o oceano adjacente a costa leste do sul do Brasil, que está sob influência de um sistema deslocado para o Oceano Atlântico. Este sistema também gera instabilidade no litoral do sudeste. Nas demais áreas praticamente não se observa cobertura de nuvens.

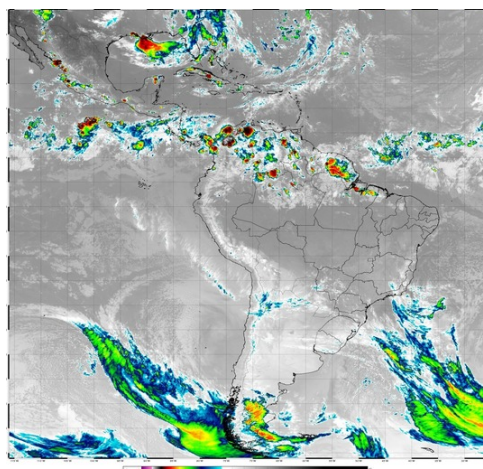


Figura 15: Imagem de satélite para o dia 24/07/2018
Fonte: CPTEC/INPE, 2020.

Na composição do INPE-CPTEC-GPT, das 00 UTC no nível de 250 hPa, figura 16, destaca-se a circulação anticiclônica sobre grande parte da Região Norte, centrada sobre o sul do estado do Amazonas, com difluência ao norte do estado, associada a atividade convectiva observada na imagem de satélite. Observa-se também, um cavado pronunciada, que se estende do Pará até a região de Sergipe do Brasil. Entretanto, a região do domínio simulado neste trabalho, está sob influência do ramo norte do Jato Polar, que começa do Pacífico, passa entre o centro do Chile e Uruguai e contorna o cavado posicionado no Oceano Atlântico, próximo a costa sul do continente, que está associado ao sistema Frontal no sul do Brasil

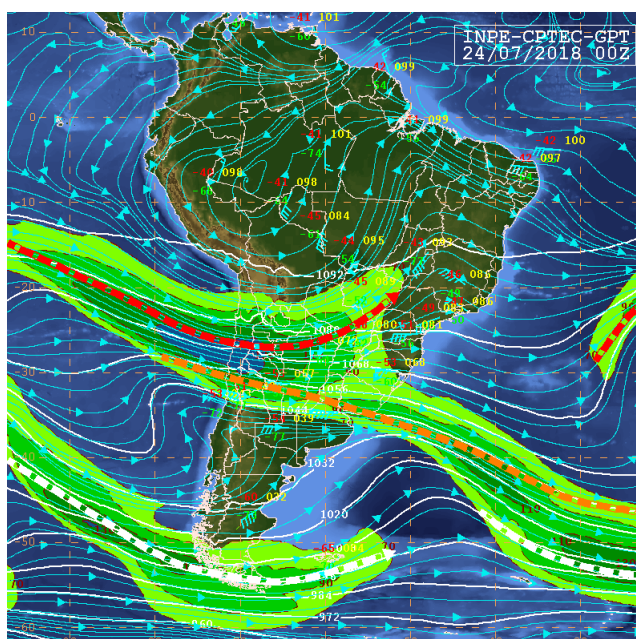


Figura 16: Análise sinótica a 250 hPa para o dia 24/07/2018
Fonte: CPTEC/INPE, 2020.

No nível de 500 hPa, figura 17, observa-se o predomínio de uma ampla circulação anticiclônica sobre a faixa central do continente, gerando o movimento subsidente e compressão adiabática. Este sistema implica em entranhamento do ar seco dos altos níveis da atmosfera para os níveis mais baixos, mantendo a atmosfera estável nesta região. A região de maior instabilidade baroclínica concentra-se sobre o oceano Atlântico, a leste do eixo do cavado, associado ao sistema frontal em superfície.

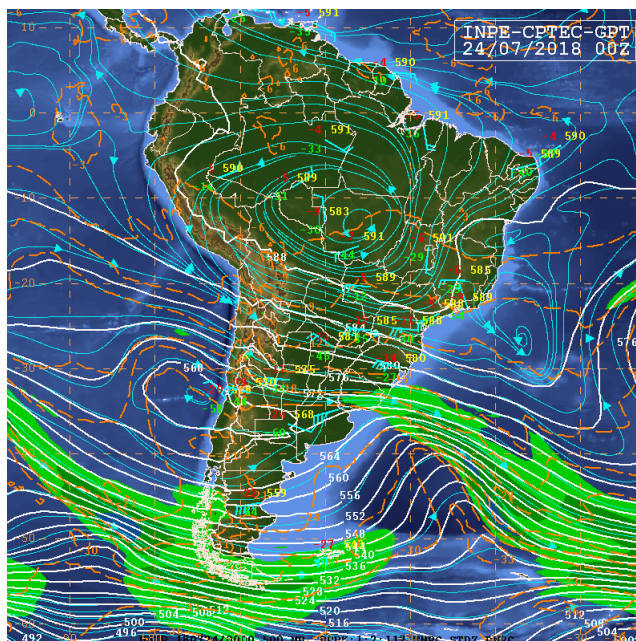


Figura 17: Análise sinótica a 500 hPa
Fonte: CPTEC/INPE, 2020.

Na carta de superfície, figura 18, observa-se uma frente estacionária entre a Bolívia, Mato Grosso do Sul e Santa Catarina, estendendo-se como frente fria entre o leste de Santa Catarina e o Oceano Atlântico adjacente, até uma baixa pressão de 1008 hPa, em torno de 49° S e 36° O. Todavia, o sistema de alta pressão pós-frontal, com valor de 1032 hPa, sobre o centro da Argentina, é determinante para que o dia 24/07/2018, seja um dia frio de inverno, com estabilidade atmosférica e vento relativamente fraco.

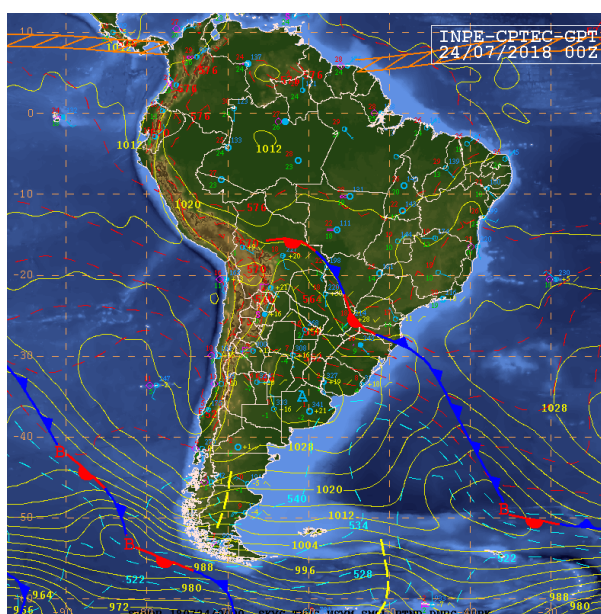


Figura 18: Análise sinótica de superfície para o dia 24/07/2018
Fonte: CPTEC/INPE, 2020.

4.1.2 Dia 24/09/2018 - Caso de Vento Forte Extremo

Considerado um dia de vento forte. Na composição do INPE-CPTEC-GPT, das 00 UTC no nível de 250 hPa, figura 19, observa-se destacada difluência no Norte do Brasil, que combinada com a situação termodinâmica, favorece a convecção, principalmente a partir da tarde sobre Acre, Roraima, parte do Amazonas, Mato Grosso e Pará, enquanto no Nordeste do Brasil há forte circulação ciclônica, configuração favorável a precipitação no litoral da Bahia, Sergipe, Alagoas, Pernambuco, Paraíba e Rio Grande do Norte.

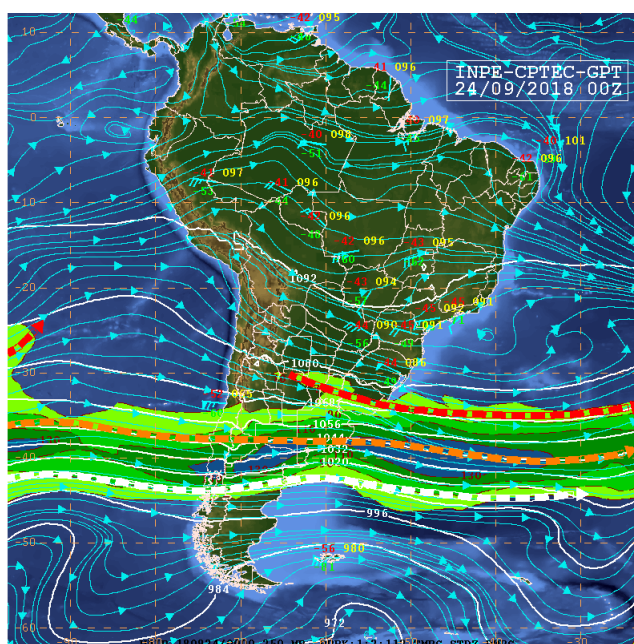


Figura 19: Análise sinótica a 250 hPa para o dia 24/09/2018
Fonte: CPTEC/INPE, 2020.

Em 500 hPa, figura 20, destaca-se sobre o centro-leste do Brasil, um sistema de circulação anticiclônica bastante profunda, pois se estende até a superfície. Esse sistema impede a formação de nebulosidade e precipitação.

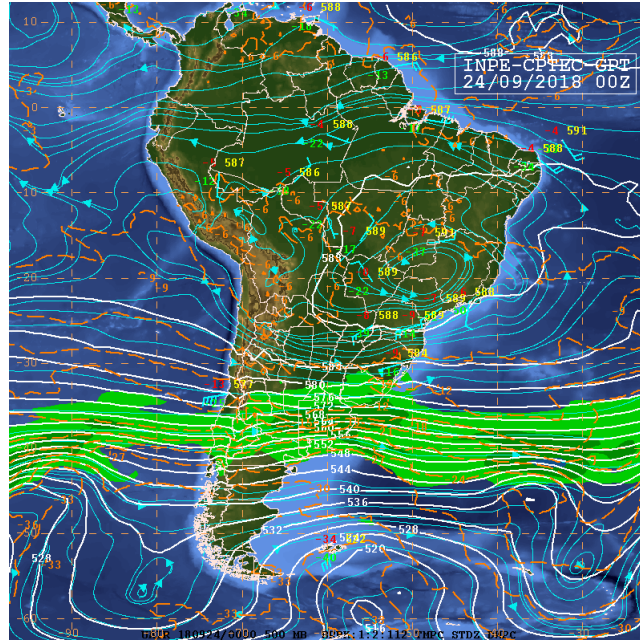


Figura 20: Análise sinótica a 500 hPa para o dia 24/09/2018
 Fonte: CPTEC/INPE, 2020.

Na carta de superfície, figura 21, observa-se um sistema frontal entre o norte da Argentina, Uruguai e Oceano Atlântico adjacente, associado a um centro de baixa pressão no valor de 992 hPa em aproximadamente 46° S e 35° O. Observa-se uma frente oclusa no Atlântico, associada a um centro de baixa pressão no valor de 992 hPa em torno de 55° S e 50° O. Essa configuração gera instabilidade e umidade no Rio Grande do Sul.

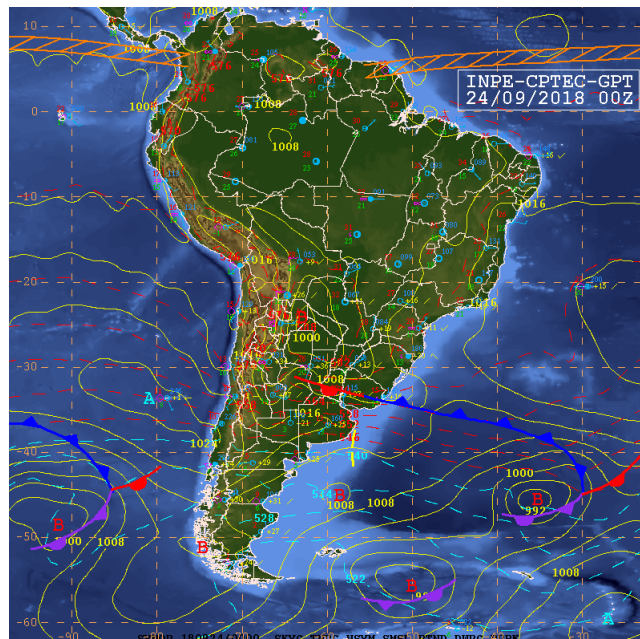


Figura 21: Análise sinótica de superfície para o dia 24/09/2018
 Fonte: CPTEC/INPE, 2020.

4.2 Previsões para os casos 1 - Vento Fraco e 2 - Vento Forte

Nesta seção, apresentam-se os resultados das estimativas da evolução temporal dos campos de vento (direção e velocidade), estimados pelo WRF (modelo atmosférico prognóstico sem assimilação), WRF-En4DVar (modelo atmosférico prognóstico com assimilação híbrida) e WN (modelo atmosférico diagnóstico).

Tanto para o Caso-1 (Vento Extremamente Fraco - 24/07/2018), como para o Caso-2 (Vento Extremamente Forte - 24/09/2018), fez-se dois experimentos. No Experimento 1 (EXP-1), compara-se a Velocidade e Direção do Vento e calculou-se Viés e REQ para o WRF, WRF-En4DVar e WN com observações das Torres da Eletrosul. No Caso de Vento Forte, a verdade terrestre são as Torres 1 e 2 e no caso de Vento Fraco a verdade são as Torres 1 e 3, tendo em vista que não há registros na Torre 2 para esse dia.

No Experimento 2 (EXP-2), comparou-se a Velocidade e Direção do Vento e calcula-se Viés e REQ para o WRF e WRF-En4DVar. Neste experimento, a verdade terrestre são as observações registradas nas Estações Automáticas do INMET, localizadas nas cidades de Santana do Livramento, Dom Pedrito, Quaraí e São Vicente, todas situadas ao redor do Complexo Eólico de Cerro Chato. Uma particularidade, na apresentação dos resultados neste experimento, é que o domínio da grade de mais alta resolução (Grade 3 - 1 km) abrange apenas Santana do Livramento. Portanto, no EXP-2, os resultados do modelo WRF (com e sem assimilação) referem-se a Grade 2 (3 km), exceção feita a cidade de Santana do Livramento, cujos resultados são apresentados para as grades 2 (3 km) e 3 (1km).

É importante destacar, que aos sensores, nas torres da Eletrosul, estão localizados a 108 m de altura em relação à superfície e os sensores nas estações do INMET a 10 m acima da superfície do solo. Portanto, os campos estimados pelos modelos foram interpolados para efeitos de comparação e cálculo das métricas estatísticas.

O padrão adotado pelos gráficos de comportamento das variáveis são: observações em linha verde, En4DVar em linha vermelha, WN em linha roxa e WRF em linha amarela. Para análise de erro em verde o WRF-En4DVar, vermelho o WRF e roxo o WN. Esse padrão é mantido ao longo do texto.

4.2.1 Dia 24/07/2018 - Caso de Vento Fraco Extremo

4.2.1.1 Verificação com Torres da Eletrosul como Verdade Terrestre

Nas figuras 22a-d, é grafada a evolução temporal de Direção e Velocidade do Vento para as Torres 1 e 2 da Eletrosul e dos modelos numéricos. Observa-se que as estimativas do WRF, tanto com, como sem assimilação, acompanham o comportamento do vento observado. Estes resultados evidenciam a evolução da qualidade dos modelos numéricos de previsão do tempo, pois o Vetor Vento em baixos níveis da atmosfera,

especificamente na camada limite planetária, são aproximados por parametrizações diversas, sendo portanto, difíceis de prever. Este resultado mostra também, que o *background* tem peso muito maior na previsão do que a observação, dado a quantidade e qualidade do dado observado. O WN por sua vez, acompanha a tendência de evolução, em ambas as variáveis e torres, mas apresenta *spikes* em função do aumento de resolução, que costuma melhorar a previsão em simulações sobre terrenos complexos (SKAMAROCK, 2005).

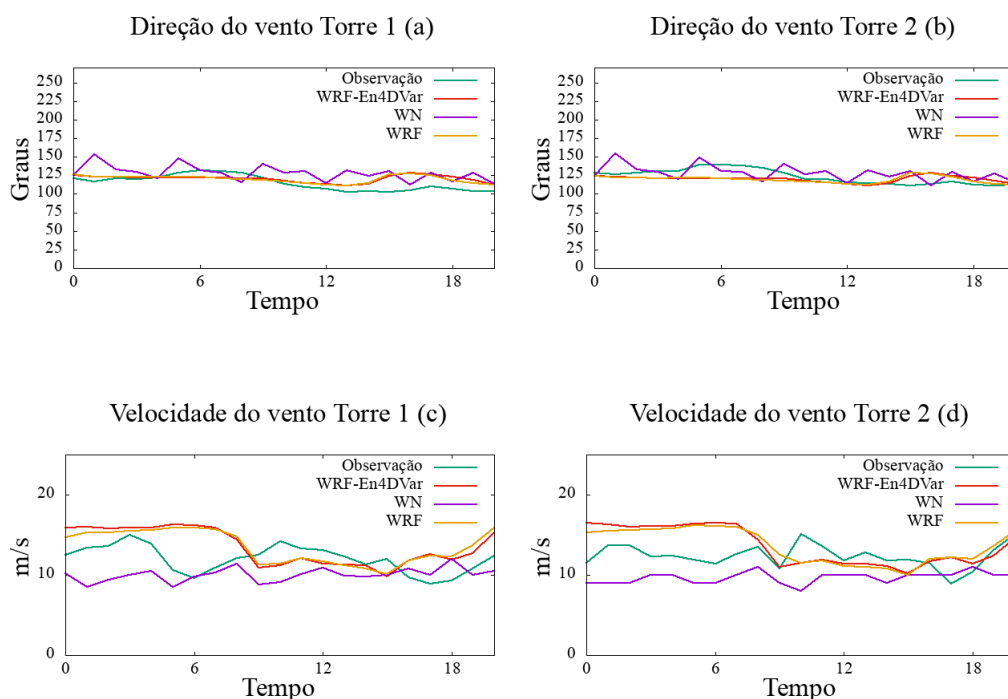


Figura 22: Direção e velocidade em relação à Eletrosul Torres 1 e 2 para o dia 24/07/2018

Fonte: Autora, 2020.

Nas figuras a seguir pretende-se destacar padrões nos resultados, ao invés de fazer uma descrição literal dos gráficos. Observa-se na figura 23 a), que tanto na Torre 1 como na Torre 2 o modelo WRF e WRF-En4DVar subestimam a direção do vento na primeira metade do período de integração e superestimam no restante do período, enquanto o WN superestima em praticamente todo o período de integração. Quanto a velocidade do vento, acontece o contrário nas duas torres, ou seja, os WRF com e sem assimilação superestima a velocidade do vento na primeira metade do domínio e quase não tem viés na segunda metade, enquanto o WN primeiramente subestima na primeira metade e na sequência mostra viés positivo ou nulo.

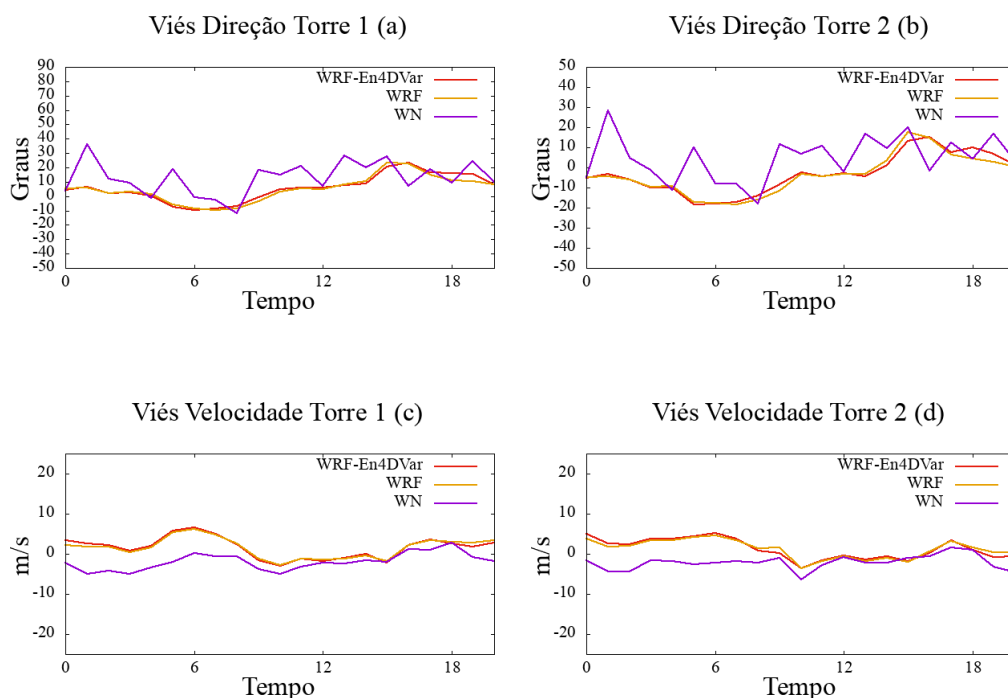


Figura 23: Viés em relação à direção e velocidade do vento comparados à Eletrosul Torres 1 e 2 para o dia 24/07/2018.

Fonte: Autora, 2020.

Grafa-se, figura 24, a REQ nas 24 horas de previsão. Na Torre 1 24 - a, as primeiras 4 horas de integração mostram REQ inferior a 5 graus com tendência de aumento para os 2 modelos. Na Torre 2, (24 - b) a REQ da direção do vento oscila entre 5 e 20 (WRF com e sem assimilação) e entre 5 e 30 graus na estimativa do WN. Destaca-se que os modelos estimaram REQ de velocidade do vento inferior a 5 m/s em quase todo o domínio (24 c e d).

É importante destacar, que a assimilação não ocorre necessariamente nos pontos de grade interpolados para o ponto das estações. Esta assimilação pode ter ocorrido em pontos distantes da torre, sendo que os resultados refletem a influência da assimilação, causada pelo conjunto acoplado de equações diferenciais parciais. Observa-se também, que os *spikes* mostrados na estimativa do WN, podem ter sido causados pela interpolação da grade de 1 km para 100m.

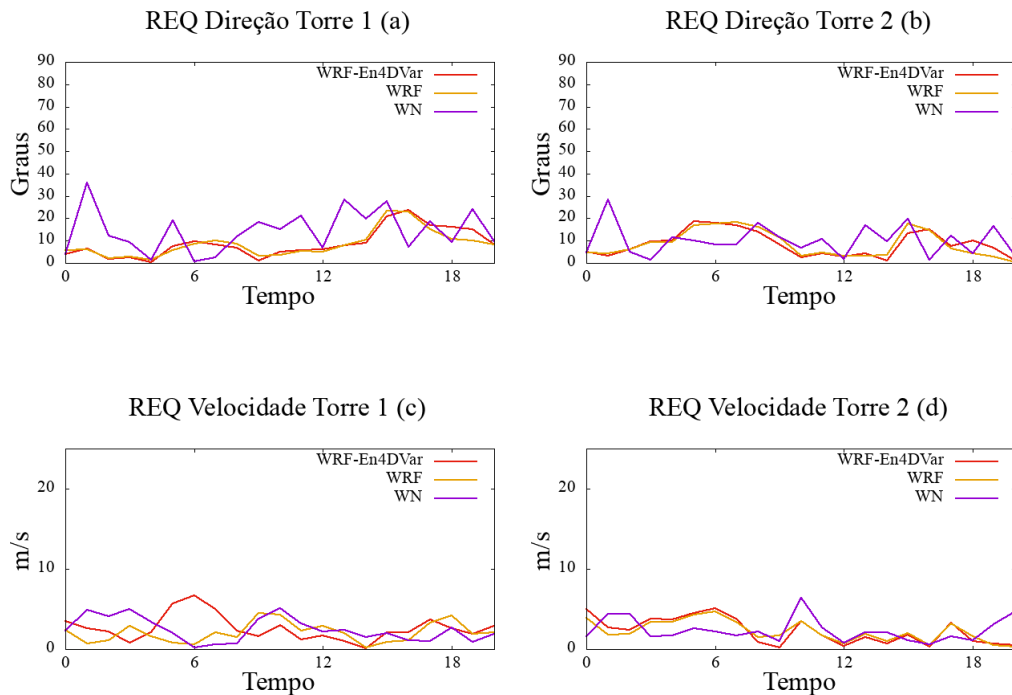


Figura 24: REQ em relação à direção e velocidade do vento comparados à Eletrosul Torre 1 e 2 para o dia 24/07/2018.

Fonte: Autora, 2020.

A tabela 3 mostra a média da soma da REQ ao longo do período de integração. Essa comparação que envolve todos os pontos, no tempo, evidencia que o procedimento de assimilação com WN melhorou a estimativa de velocidade de vento na Torre 1 e o modelo sem assimilação na Torre 2. Em relação à direção o modelo sem assimilação melhorou os resultados.

Tabela 3: Média temporal da soma da REQ para as torres 1 e 2 referente ao dia 24/07/2018.

Torres	Direção	Velocidade
Torre 1 - WRF-En4DVar	8,72	2,60
Torre 2 - WRF-En4DVar	8,54	2,25
Torre 1 - WRF	8,44	2,48
Torre 2 - WRF	8,51	2,22
Torre 1 - WN	14,47	2,42
Torre 2 - WN	10,02	2,36

Fonte: Autora, 2020.

4.2.1.2 Verificações com Estações Automáticas do INMET como Verdade Terrestre

Nas figuras 25 a-f observa-se os resultados para a cidade de Santana do Livramento para a grade de 1 km¹. Verifica-se, que o modelo, tanto sem, como com assimilação capta a tendência de evolução das variáveis direção e velocidade do vento. Como o esperado, os erros aumentam à medida que aumenta o horizonte de previsão.

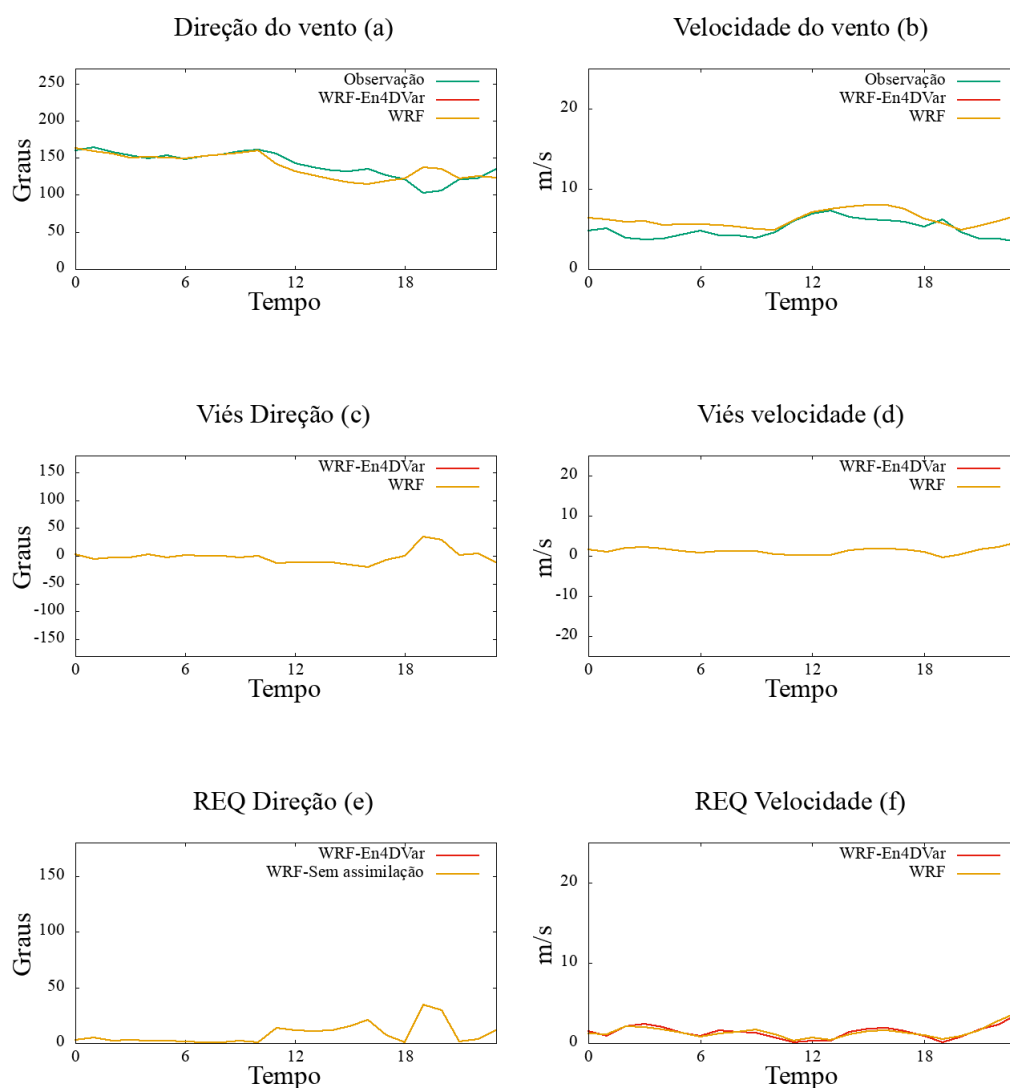


Figura 25: Direção e velocidade do vento comparado à Estação do INMET em Santana do Livramento grade 3 (1 km) para o dia 24/07/2018.

Fonte: Autora, 2020.

Na tabela 4 o WRF-En4DVar apresenta soma do REQ um pouco menor do que o WRF, mesmo com essa metodologia, onde se interpola a variável do espaço do modelo para o espaço físico, sendo que os pontos interpolados não são necessariamente regiões onde ocorreu assimilação.

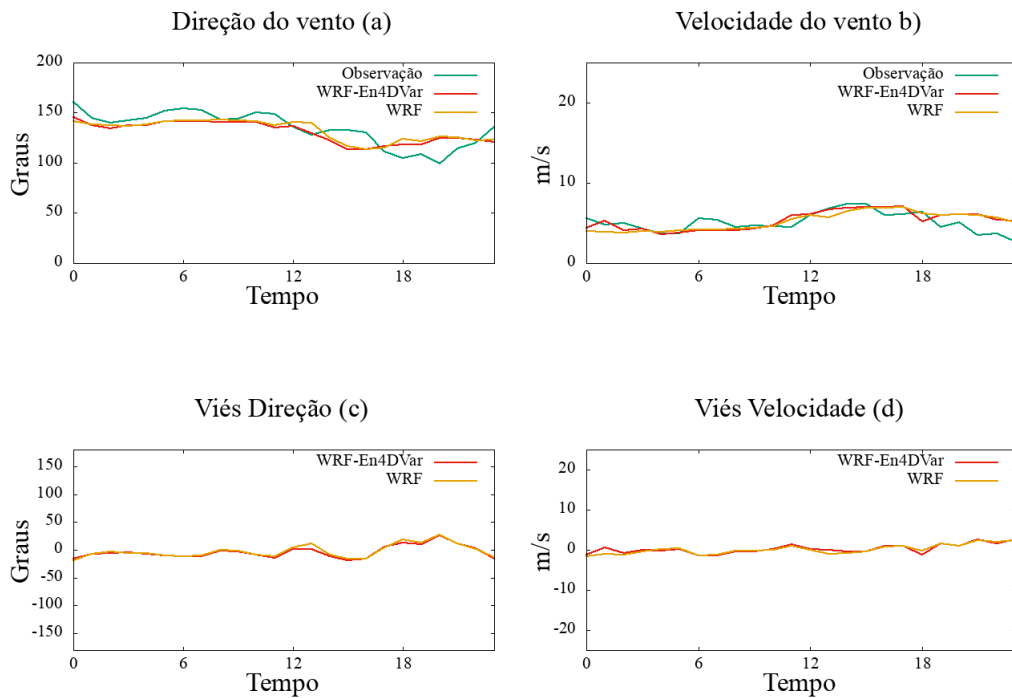
¹única cidade cujos resultados são apresentados para duas grades (3 e 1km)

Tabela 4: Média temporal da soma da REQ para Santana do Livramento grade 3 para o dia 24/07/2018

Modelo	Direção	Velocidade
WRF-En4DVar	8,16	1,28
WRF	8,67	1,32

Fonte: Autora, 2020.

A partir da figura 26 mostra-se os resultados para a grade 2 (3 km). Nas figuras 26 a) e b), resultados para a cidade de Dom Pedrito, nota-se que o modelo WRF e WRF-En4DVar apresentam boa previsibilidade em ambas as variáveis, confirmados pelas figuras e) e f). Em c) e d) o modelo tende a superestimar a observação mais ao final da simulação.



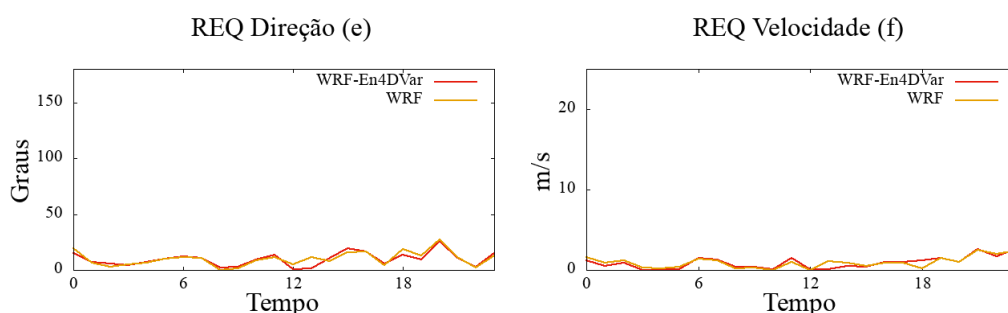


Figura 26: Direção e velocidade do vento Dom Pedrito grade 2 (3 km) para o dia 24/07/2018

Fonte: Autora, 2020.

A tabela 5 mostra que, também para a cidade de Dom Pedrito, o procedimento de assimilação resultou numa leve melhora da previsão.

Tabela 5: Média temporal da REQ em relação a Dom Pedrito para o dia 24/07/2018

Modelo	Direção	Velocidade
WRF-En4DVar	9,71	0,90
WRF	10,04	0,94

Fonte: Autora, 2020.

Nas figuras 27 a) e b), analisa-se a previsibilidade em relação à estação de Santana do Livramento, na grade 2 (3 km). Novamente o modelo reproduz a tendência observada, com o viés de superestimar a verdade terrestre, conforme 27 c) e d). As figuras 27 e) e f) mostram que o REQ manteve-se, em média, em torno de 10 graus para direção do vento e inferior a 2 m/s para velocidade do vento.

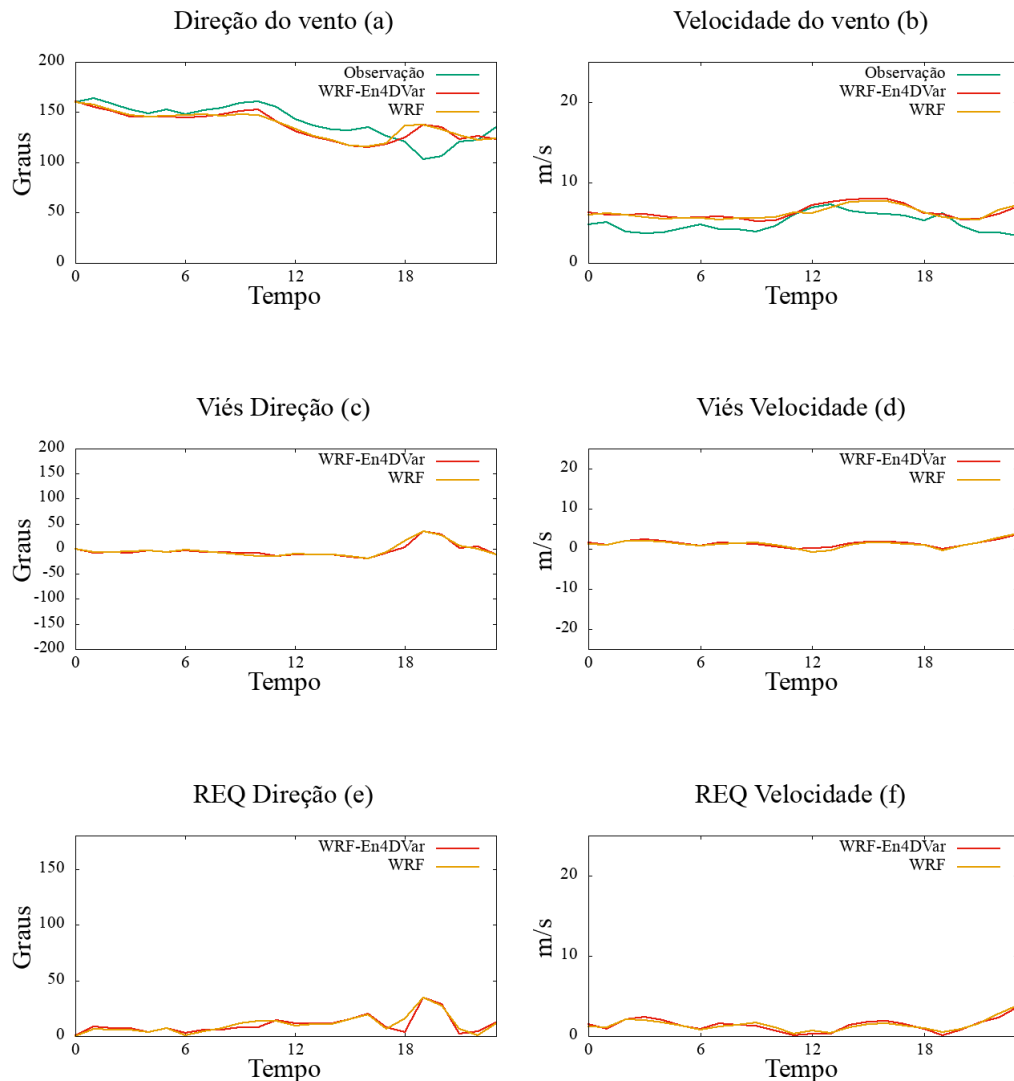


Figura 27: Direção e velocidade do vento Santana do Livramento grade 2 (3 km) para o dia 24/07/2018

Fonte: Autora, 2020.

A tabela 6 mostra que o procedimento de assimilação melhorou a previsão e que a grade com resolução de 1 km, resultou em soma do REQ menor do que a grade de 3 km. Ou seja, tanto a assimilação como a maior resolução, implicam em melhora na previsão.

Nas figuras 28 a)-d) são grafados os resultados para a cidade de Quaraí. Nesta cidade, destaca-se a precisão da previsão do direção do vento pelo WRF-En4DVar, especialmente nas primeiras 10 horas de integração, o que se reflete na tabela 7, que também mostra o excelente resultado da previsão de velocidade do vento, com erros inferiores a 2 m/s.

Tabela 6: Média temporal da soma da REQ em relação a Santana do Livramento para o dia 24/07/2018

Modelo	Direção	Velocidade
WRF-En4DVar	10,02	1,36
WRF	10,34	1,37

Fonte: Autora, 2020.

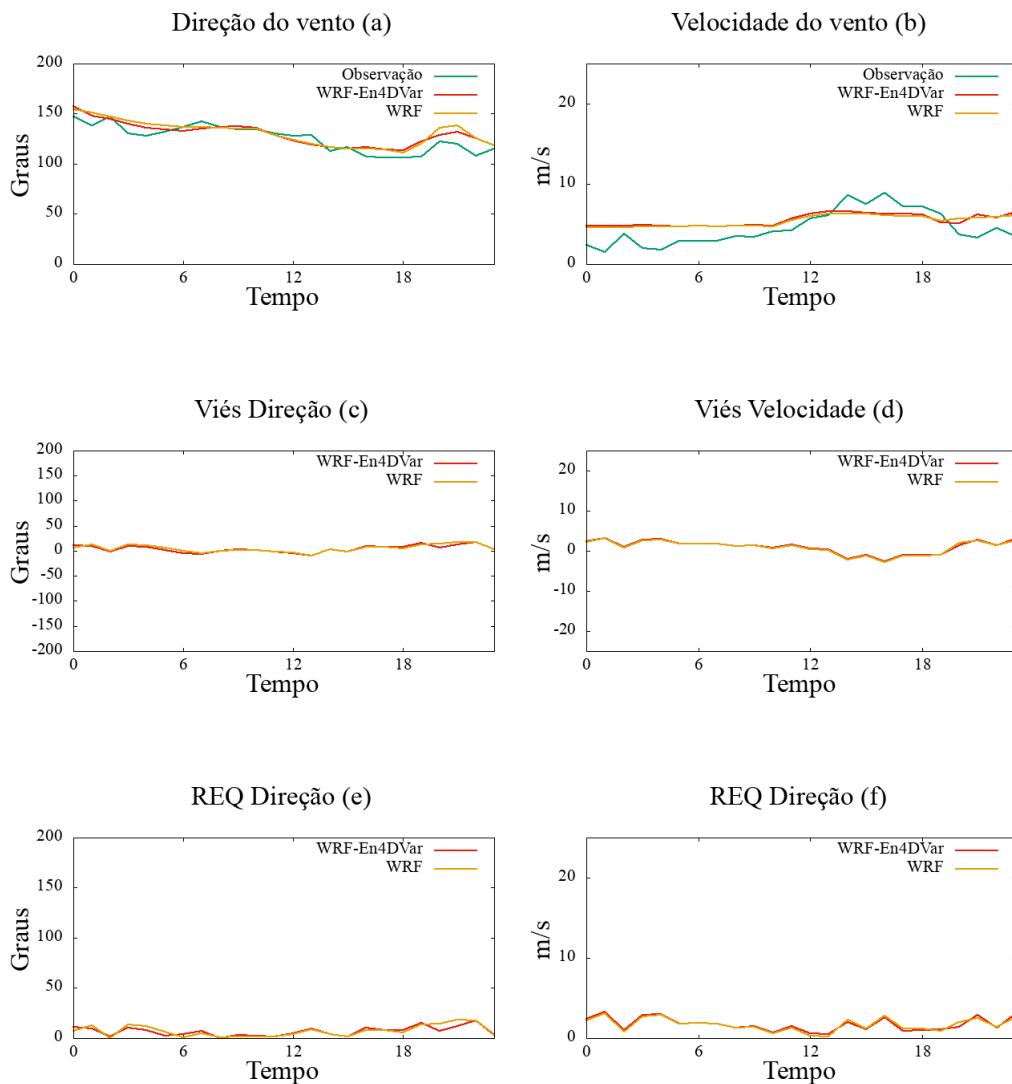


Figura 28: Direção e velocidade do vento Quaraí grade 2 (3 km) para o dia 24/07/2018
Fonte: Autora, 2020.

A princípio, os resultados obtidos para a estação do INMET localizada em São Vicente, 29 a) e d), são bastante semelhante e as demais cidades, ou seja, o modelo captou a tendência do vento, tanto em direção como em velocidade e o WRF-En4DVar

Tabela 7: Média temporal da soma da REQ em relação à Quaraí para o dia 24/07/2018

Modelo	Direção	Velocidade
WRF-En4DVar	6,76	1,72
WRF	20,05	1,65

Fonte: Autora, 2020.

resultou em melhor previsibilidade do que o WRF.

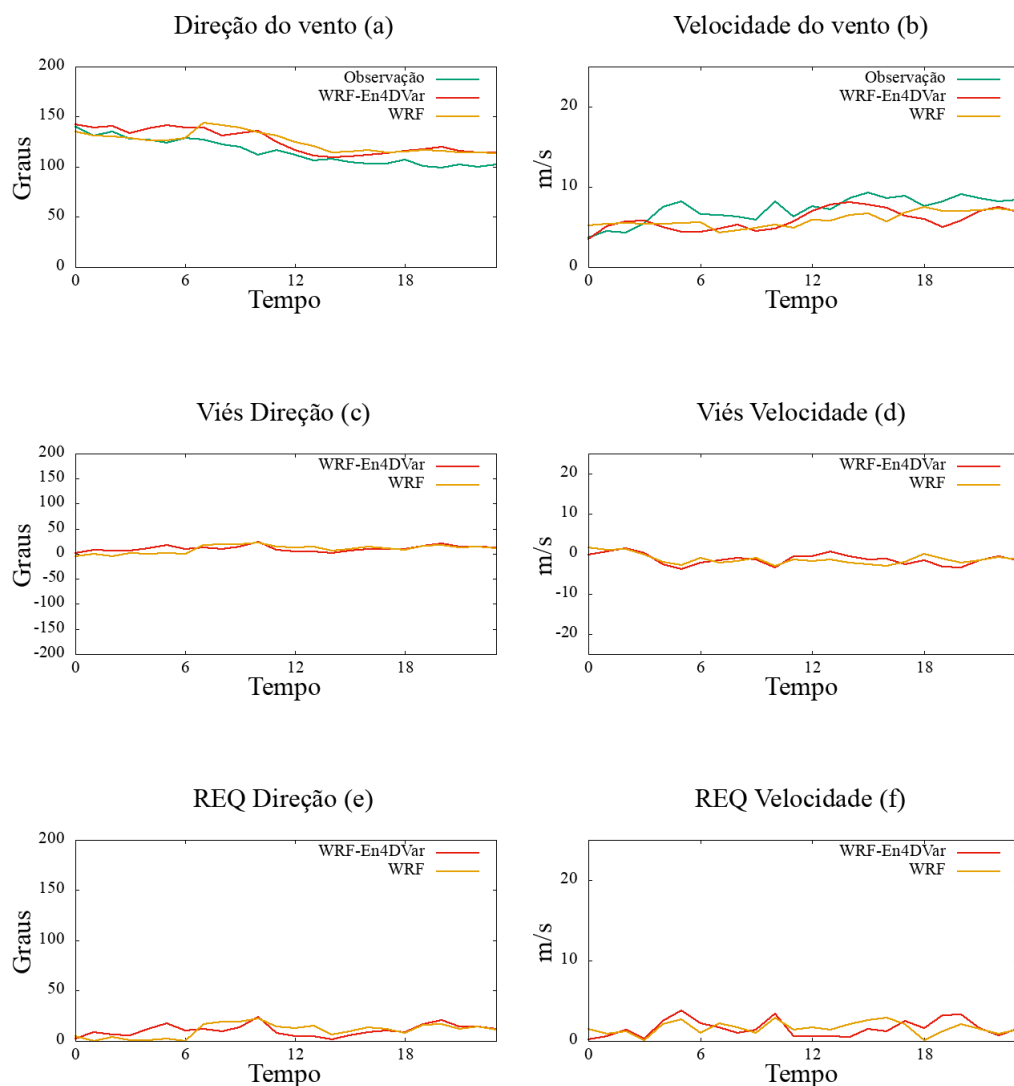


Figura 29: Direção e velocidade do vento São Vicente grade 2 (3 km) para o dia 24/07/2018

Fonte: Autora, 2020.

Na tabela 8 quantifica-se o quanto o WRF-En4DVar foi melhor do que o WRF.

Tabela 8: Média temporal da soma da REQ em relação a São Vicente para o dia 24/07/2018.

Modelo	Direção	Velocidade
WRF-En4DVar	10,58	1,58
WRF	10,59	1,62

Fonte: Autora, 2020.

Os resultados da estimativa de vento por modelo, no caso de vento extremamente fraco, mostram que a assimilação e o Wind Ninja melhoram os resultados da previsão de vento, tanto de direção como velocidade do vento.

4.2.2 Dia 24/09/2018 - Caso de Vento Forte Extremo

4.2.2.1 Verificações com Torres Eletrosul como Verdade Terrestre

Nesta seção, os experimentos feitos para o Caso de Vento Extremo Fraco, são refeitos para o Caso de Vento Extremo Forte. É importante considerar, que a alta resolução para o domínio apresentado, mostra que todo o domínio de integração sofre considerável influência da fronteira, onde a diferença finita é resolvida com erro de mais alta ordem do que o interior do domínio. Também destaca-se, que ondas rápidas, as quais não são solução do conjunto de equações e surgem devido ao desequilíbrio dos campos de massa e velocidade na condição inicial do modelo, não foram filtradas. O fato de não se filtrar esse ruído, mostra o verdadeiro impacto da assimilação nos experimentos, mas se introduz oscilações espúrias nas primeiras horas de integração do modelo. Na prática operacional, estas ondas espúrias devem ser filtradas por métodos, tais como, Filtro Digital.

Nas figuras 30 a-d, grafa-se a direção e velocidade do vento para as Torres 1 e 3 do Complexo Eólico de Cerro Chato. Observa-se que, como no caso anterior, os modelos acompanham a tendência da verdade terrestre, mas o WRF-En4DVar apresenta REQ de quase 150 graus tanto para a Torre 1 como para a Torre 3 (figuras 32 a) e b)). Esse erro ocorre porque o modelo com assimilação superestima a direção do vento nas primeiras 6 horas de integração, conforme figura 31 a) e b)). No restante do período de integração da direção do vento e em todo o período de integração da velocidade do vento, as soluções do WRF e do WRF-En4DVar são muito próximas, mostrando que o *background* predomina sobre a observação no vetor inovação. Destaca-se, que a matriz de covariância dos erros de observação, conhecida como erros do dia, é atualizada nos métodos quadridimensionais, refletindo uma melhora em relação a métodos tridimensionais. Quanto ao Wind Ninja, os *spikes* são menores do que no

caso de vento fraco em ambas as variáveis em ambas as torres.

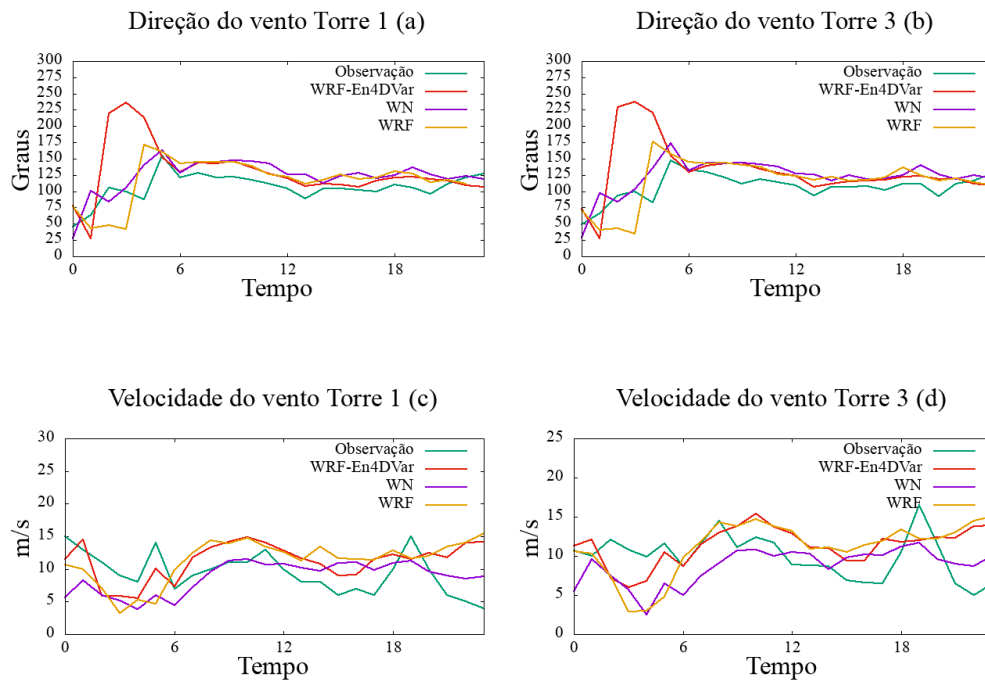


Figura 30: Direção e velocidade do vento Torre 1 e 3, respectivamente para o dia 24/09/2018.

Fonte: Autora, 2020.

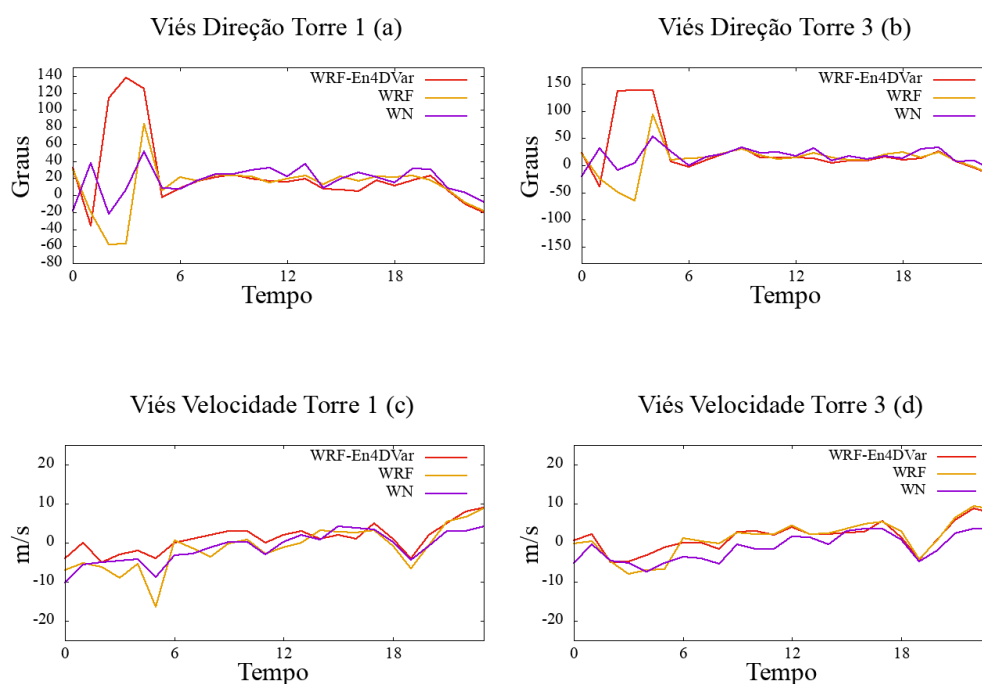


Figura 31: Viés em relação à direção e velocidade do vento Torre 1 e 3, respectivamente para o dia 24/09/2018.

Fonte: Autora, 2020.

A tabela 9 reflete os altos erros nas primeiras horas de integração do WRF-En4DVar na variável Direção do Vento. Entretanto, tanto a assimilação como o aumento de resolução do WN, melhoraram em aproximadamente 25% a previsão de velocidade do vento em ambas as torres.

Tabela 9: Média temporal da soma da REQ em relação as torres 1 e 3 para o dia 24/09/2018.

Torres	Direção	Velocidade
Torre 1 - WRF-En4DVar	24,54	3,38
Torre 3 - WRF-En4DVar	30,10	3,09
Torre 1 - WRF	24,55	4,39
Torre 3 - WRF	23,16	3,78
Torre 1 - WN	21,28	3,28
Torre 3 - WN	19,36	3,15

Fonte: Autora, 2020.

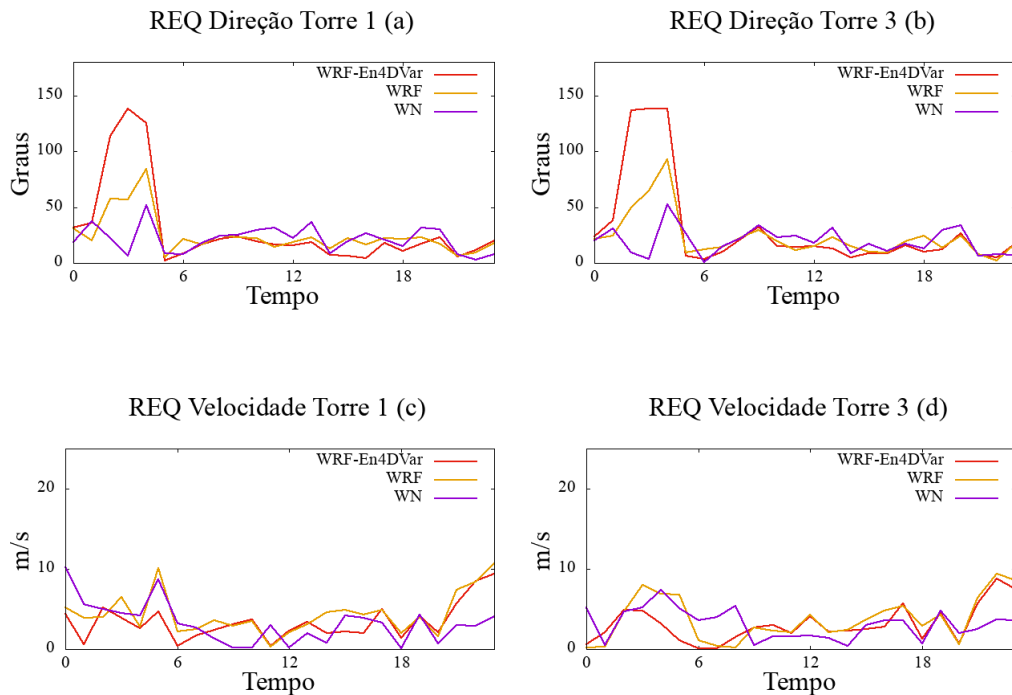


Figura 32: REQ em relação à direção e velocidade do vento Torre 1 e 3, respectivamente para o dia 24/09/2018.

Fonte: Autora, 2020.

4.2.2.2 Verificação com Estações Automáticas do INMET como Verdade Terrestre

Nesta seção faz-se a verificação das previsões, tendo as estações do INMET situadas no Parque Eólico de Cerro Chato, como referência.

As figuras 33 a) e b) representam os campos de direção e velocidade do vento para a estação do INMET situada na cidade de Santana do Livramento para a grade 3 (1km). Este resultado é bastante similar ao obtido no ponto das Torres 1 e 3 da Eletrosul. Ou seja, a direção foi superestimada nas primeiras hora de previsão e no demais período os modelos seguem a observação, porém com erro consideráveis nos picos de velocidade do vento (superiores a 10 m/s), conforme grafado nas Figuras 33 c) a f).

A tabela 10 mostra que a assimilação piorou a previsão, tanto de velocidade como direção do vento na grade de mais alta resolução na cidade de Santana do Livramento.

As figuras 34 a-f apresentam os resultados para Dom Pedrito grade 2 (3km). Em a) e b) pode-se observar que após as 6 horas os modelos acompanham a observação. Em c) e d) mostram-se a superestimação do modelo entre 3 a 6 horas, bem como em

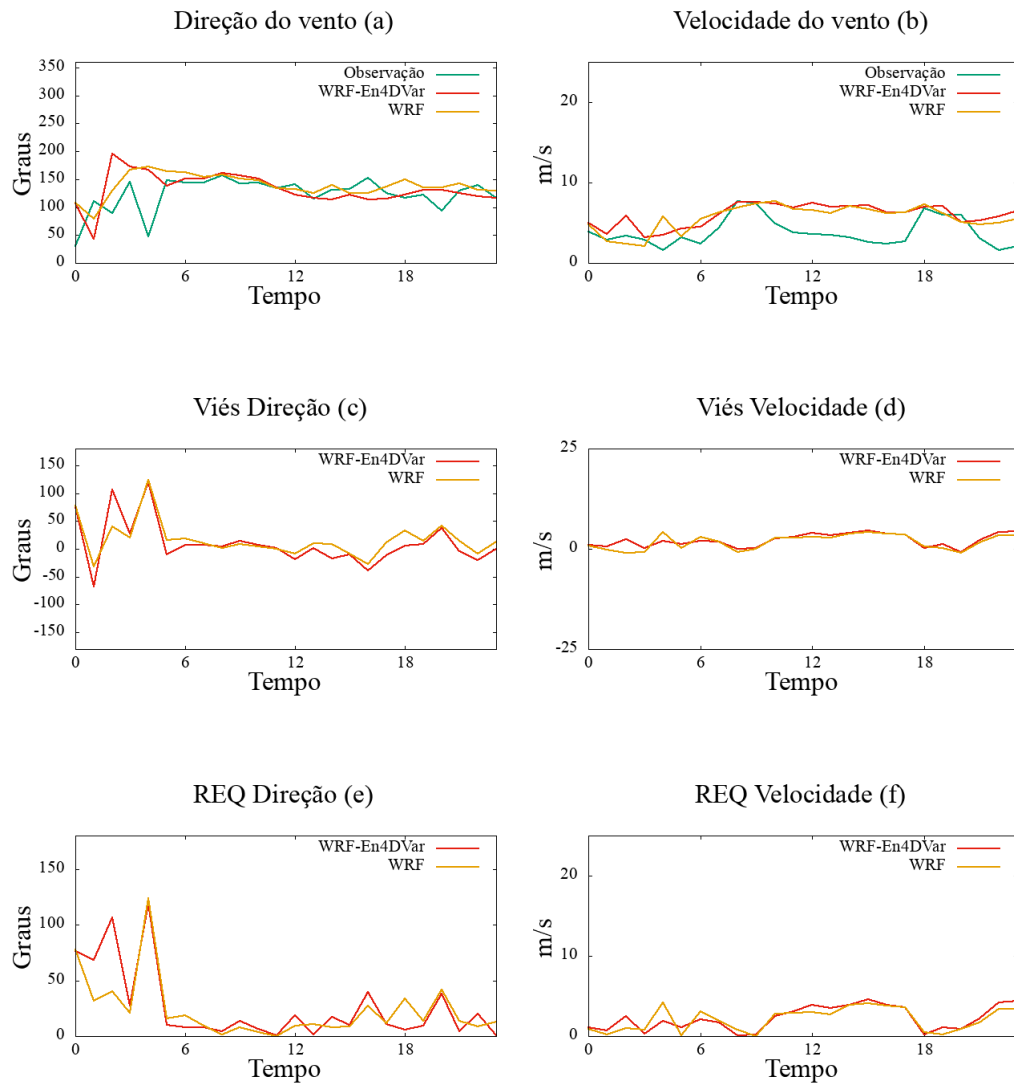


Figura 33: Direção e velocidade do vento Santana do Livramento grade 3 (1 km) para o dia 24/09/2018.

Fonte: Autora, 2020.

Tabela 10: Média temporal da soma da REQ em relação Santana do Livramento para o dia 24/09/2018.

Modelo	Direção	Velocidade
WRF-En4DVar	26,01	2,22
WRF	23,07	2,07

Fonte: Autora, 2020.

torno de 3 horas e entre 10 e 20 horas, respectivamente. Em e) a REQ apresenta-se maior no início da simulação e, em f) nota-se o modelo está próximo à observação.

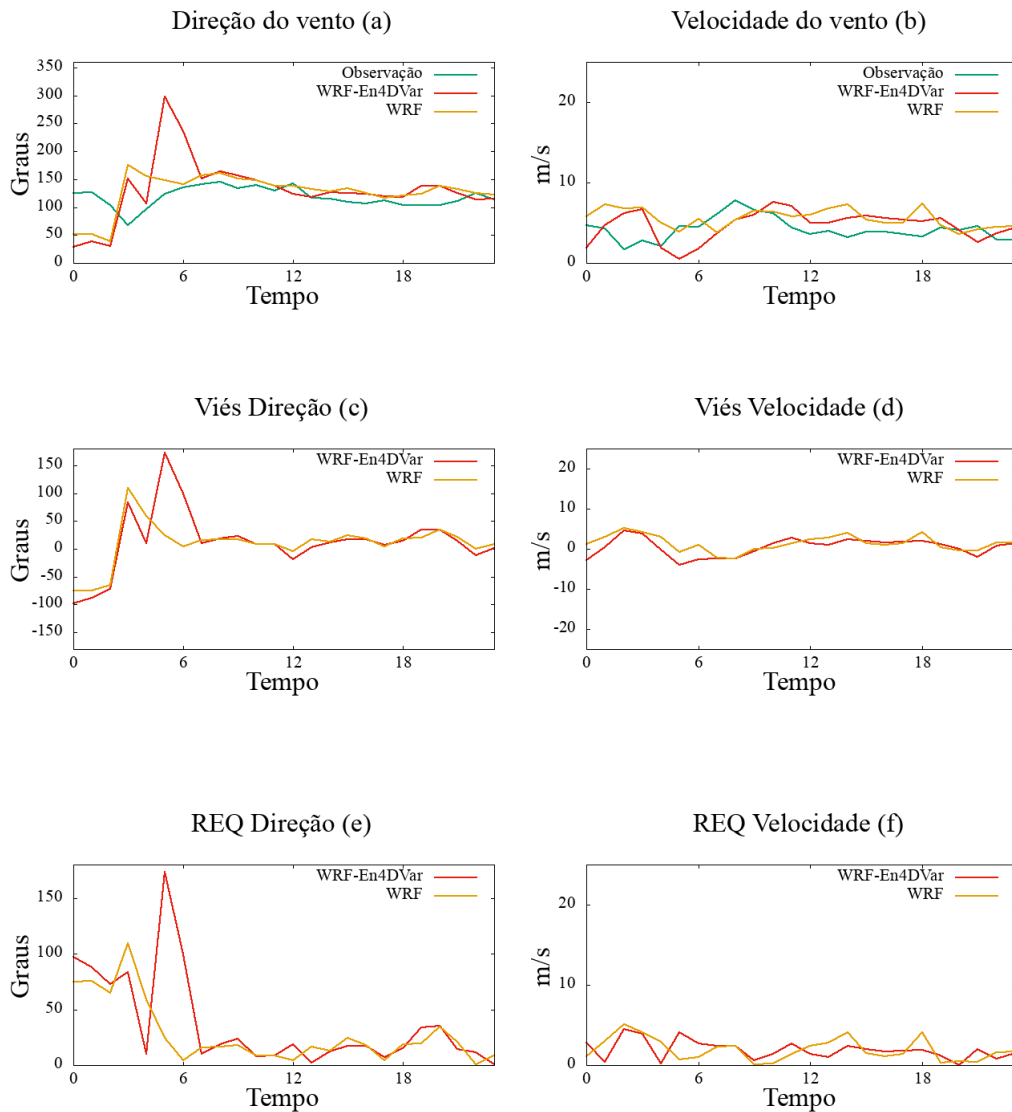


Figura 34: Direção e velocidade do vento Dom Pedrito grade 2 (3 km) para o dia 24/09/2018.

Fonte: Autora, 2020.

Segundo a tabela 11 assimilação degrada e previsão de direção do vento no caso de extremos fortes e praticamente não altera a previsão de velocidade em relação a integração sem assimilação.

Os resultados para Santana do Livramento com Grade 2 (3km) (figura 35 a) - f)), são mais precisos do que com a Grade 3 (1km). No caso, o aumento de resolução, não resultou em melhor previsão, porque interpolar sem resolver processos físicos de menor escala, gera ruído. Nesta grade de menor resolução, os erros de velocidade forma de pouco mais de 2 m/s e de direção do vento pouco maiores de 20 graus, 12. A assimilação não degradou a previsão neste caso de vento forte.

Tabela 11: Média temporal da soma da REQ em relação a Dom Pedrito para o dia 24/09/2018.

Modelo	Direção	Velocidade
WRF-En4DVar	36,64	1,90
WRF	27,70	1,91

Fonte: Autora, 2020.

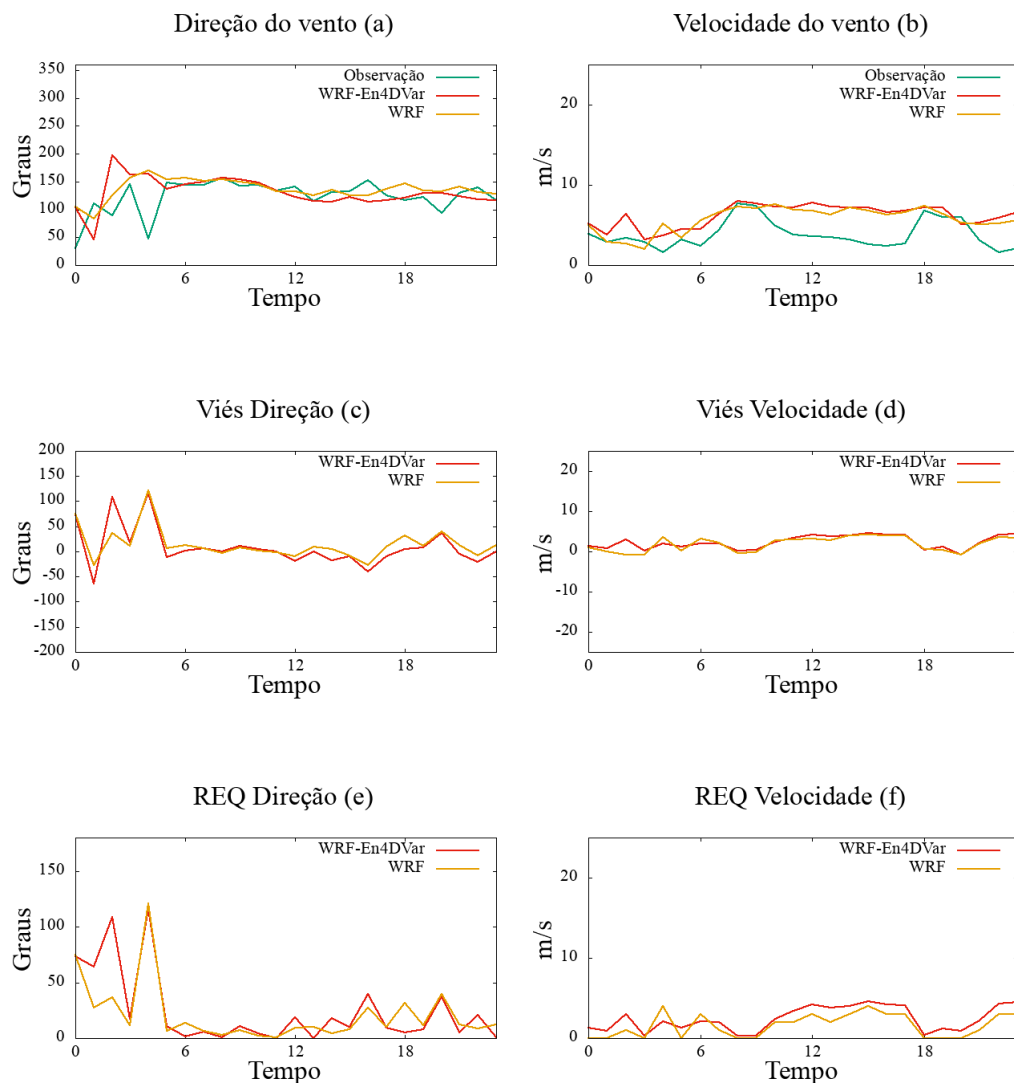


Figura 35: Direção e velocidade do vento Santana do Livramento grade 2 (3 km) para o dia 24/09/2018.

Fonte: Autora, 2020.

As figuras 36 a) - f) representam os resultados para a estação situada na cidade de Quaraí. Estas figuras mostram a boa previsibilidade do modelo em ambas as variáveis,

Tabela 12: Média temporal da soma da REQ em relação a Santana do Livramento para o dia 24/09/2018.

Modelo	Direção	Velocidade
WRF-En4DVar	24,46	2,39
WRF	20,64	2,12

Fonte: Autora, 2020.

com erros de direção de 22,36 graus para o WRF e 25,61 para o WRF-En4DVar. Os erros de velocidade são inferiores a 2 m/s e o viés foi predominantemente positiva, mas oscilou bastante nas primeiras 6 horas de integração.

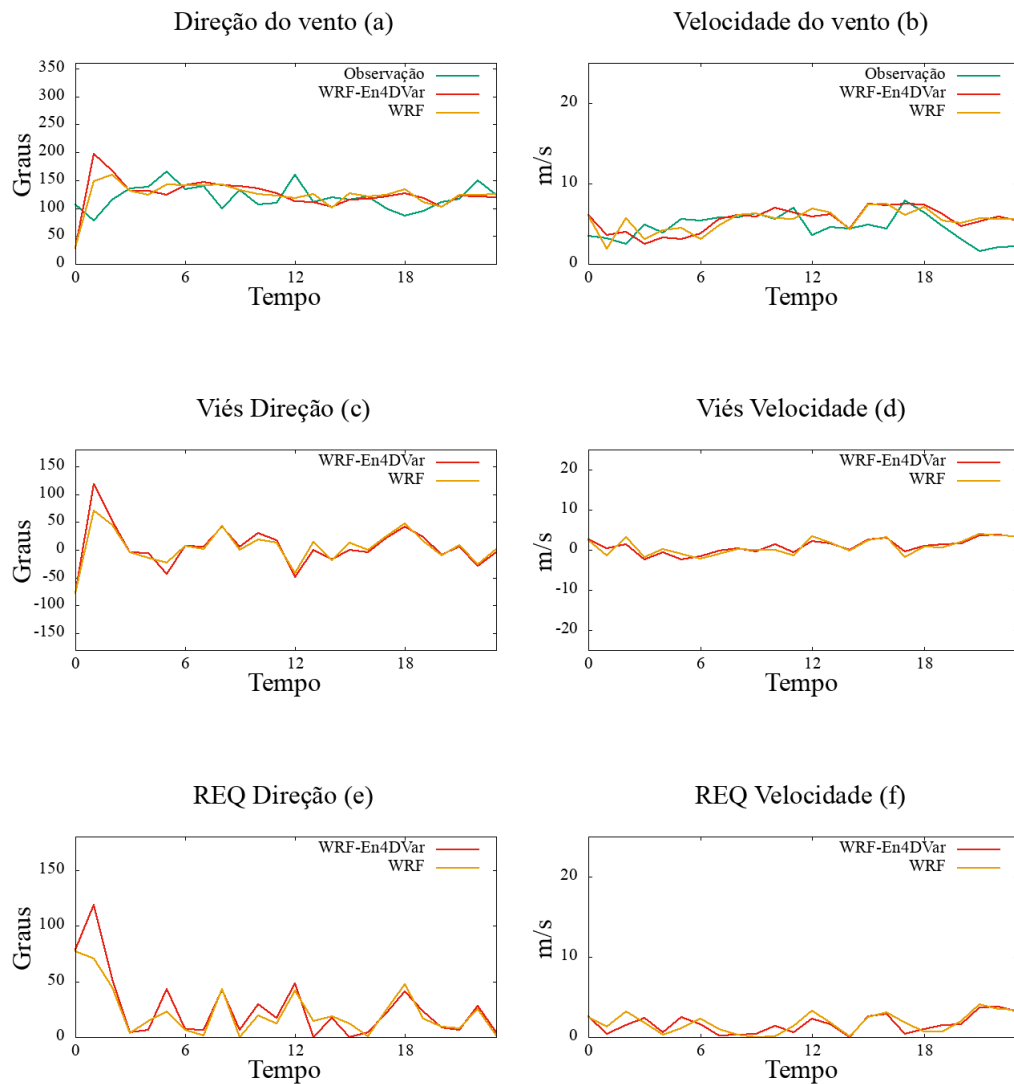


Figura 36: Direção e velocidade do vento Quaraí grade 2 (3 km) para o dia 24/09/2018. Fonte: Autora, 2020.

A tabela 13 evidencia que a assimilação não melhorou a previsão de direção do vento, mas foi mais preciso na previsão de velocidade.

Tabela 13: Média temporal da soma da REQ em relação a Quaraí para o dia 24/09/2018..

Modelo	Direção	Velocidade
WRF-En4DVar	25,61	1,63
WRF	22,36	1,75

Fonte: Autora, 2020.

Nessa condição de vento Extremo Forte, a estimativa para a cidade de São Vicente, foi o pior resultado entre todas as cidade do Complexo Eólico (figuras 49 a-f). Nesse caso o modelo não captou a tendência e teve erros de velocidade que chegam a 10 m/s. Isso pode ter ocorrido devido a estação estar muito próxima a fronteira da grade do modelo.

A tabela 14 mostra que a assimilação melhorou a estimativa de velocidade do vento, mas a estimativa de direção não tem diferença significativa em relação a estimativa sem procedimento de assimilação.

Tabela 14: Média temporal da soma da REQ em relação a São Vicente para o dia 24/09/2018.

Modelo	Direção	Velocidade
WRF-En4DVar	66,99	2,06
WRF	66,46	2,83

Fonte: Autora, 2020.

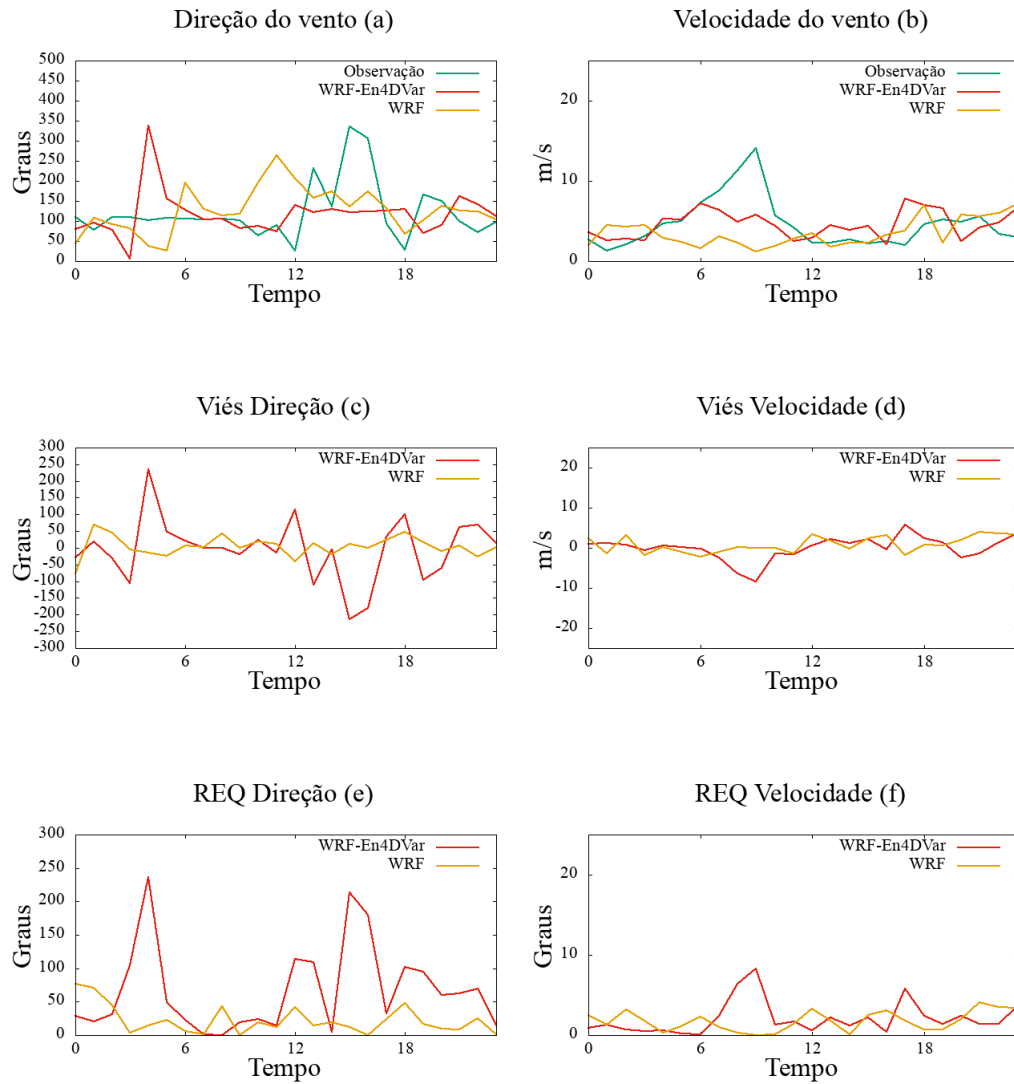


Figura 37: Direção e velocidade do vento São Vicente grade 2 (3 km) para o dia 24/09/2018.

Fonte: Autora, 2020.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

5.1 Conclusão

Neste trabalho foram simulados os campos de vento para o dia 24/07/2018 (Caso de Vento Extremamente Fraco, no Complexo Eólico de Cerro Chato) e dia 24/09/2018 (Caso de Vento Vento Extremamente Forte, também no Complexo Eólico de Cerro Chato). As ferramentas computacionais utilizadas são o modelo WRF sem assimilação de dados atmosféricos e com assimilação Quadridimensional Híbrida (WRF-En4DVar), além do modelo diagnóstico Wind Ninja na resolução de 100 m. O modelo WRF é integrado nas resoluções 9 km, 3km, e 1km e o Wind Ninja na resolução 100 m.

Faz-se dois experimentos, EXP-1 e EXP-2. No EXP-1 a verdade terrestre são as Torres 1, 2 e 3 da Eletrosul, localizadas Complexo Eólico de Cerro Chato. No EXP-2, considera-se verdade terrestre os dados registrados nas estações automáticas do INMET, localizadas nas cidades de Santana do Livramento, Dom Pedrito, Quaraí e São Vicente, todas ao redor do Complexo de Cerro Chato.

É importante destacar que aos sensores, nas torres da Eletrosul, estão localizados a 108 m de altura em relação à superfície e os sensores nas estações do INMET a 10 m acima da superfície do solo. Portanto, os campos estimados pelos modelos foram interpolados para efeitos de comparação e cálculo das métricas estatísticas.

Com base nos resultados, verifica-se que os modelos captam a tendência de direção e velocidade do vento nos dois experimentos no local das torres e nas cidades onde se localizam as estações meteorológicas automáticas. Os resultados obtidos mostram precisão de direção do vento com soma do REQ geralmente inferior a 20 graus e de velocidade geralmente inferior a 2 m/s. Exceção constatada na cidade de São Vicente, por estar muito próxima a fronteira do domínio.

Nesses resultados é importante considerar duas peculiaridades dos experimentos: (1) a alta resolução do modelo WRF forçou os autores, devido a dificuldade computacionais, a usar um domínio relativamente pequeno, o que faz que com o interior do domínio sofra bastante influência das fronteiras, onde as derivadas tem erros de maior

ordem e (2) a assimilação dos dados de satélite, radar e outras estações do INMET que estão no domínio de integração não estão nos pontos onde foram calculados as estatísticas. Portanto, os pontos onde se verificou os resultados, não são pontos de grade onde se fez assimilação e sim ponto sob influência do sistema de assimilação pelo efeito do modelo ser um sistema acoplado de equações diferenciais parciais.

Portanto, conclui-se que as principais contribuições deste trabalho são:

- montou-se um laboratório de assimilação de dados atmosféricos com os métodos híbridos, que representam o estado da arte em assimilação de dados e talvez seja único no país;
- os resultados mostram que o modelo pode ser uma ferramenta para auxiliar o gerenciamento do sistema de energia, pois os modelos acompanham as tendências observadas, sendo que os resultados indicam que melhoram a precisão da previsão. Por óbvio, necessita-se de uma estatística com um maior número de casos para afirmar generalização deste resultado;
- o modelo Wind Ninja é uma ferramenta complementar no aperfeiçoamento da previsão do campo de vento;
- as previsões numéricas são importantes ferramentas na tomada de decisão de desligar o sistema em situações de vento extremamente forte e extremamente fraco.

5.2 Perspectivas futuras

Para trabalhos futuros sugere-se:

- 1) estudar uma maior número de casos;
- 2) aplicar o modelo Wind Ninja em terrenos mais complexos, observando seu desempenho nessas áreas;
- 3) variar as parametrizações, realizando testes com intuito de tentar aproximar ainda mais a simulação à realidade;
- 4) Criar *ensembles* de forma aleatória, utilizando o recurso randômico fornecido pelo modelo WRF-En4DVar, variando o número de *ensembles*.

REFERÊNCIAS

ANDERSON, J. An ensemble adjustment Kalman filter for data assimilation. **Monthly Weather Review**, v.129, p.2884-2903, 2001.

BISHOP, C.; ETHERTON, B.; MAJUMDAR, S. Adaptive sampling with ensemble transform Kalman filter. Part I: Theoretical Aspects. **Monthly Weather Review**, v.129, p.420-436, 2001.

BURGERS, G.; JAN VAN LEEUWEN, P.; EVENSEN, G. Analysis scheme in the ensemble Kalman filter. **Monthly weather review**, v. 126, n. 6, p. 1719-1724, 1998.

COUNCIL, GWEC. Global Wind Energy. ABEEólica-Associação Brasileira de Energia Eólica (2018). **Análise do marco regulatório para a geração eólica no Brasil**.

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

FOLEY, A. M.; LEAHY, P. G.; MCKEOGH, E. J. Wind power forecasting and prediction methods. In: **2010 9th International Conference on Environment and Electrical Engineering**. IEEE, 2010. p. 61-64.

FORTHOFFER, J. M.; BUTLER, B. W.; WAGENBRENNER, N. S. A comparison of three approaches for simulating fine-scale surface winds in support of wildland fire management. Part I. Model formulation and comparison against measurements. **International Journal of Wildland Fire**, v. 23, n. 7, p. 969-981, 2014.

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.

GAUTHIER, P. Chaos and quadri-dimensional data assimilation: a study based on

the Lorenz model. **Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography**, v. 44, n. 1, p. 2-17, 1992.

HÄRTER, F.; CAMPOS VELHO, H. New approach to applying neural network in non-linear dynamic model. **Applied Mathematical Modelling**, v.32, n.12, p.2621-2633, 2008.

HUANG, X.; YANG, X. **Variational data assimilation with the Lorenz model**. HIRLAM 3 Project, Swed. Meteorolog. and Hydrolog. Inst., 1996.

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

KARINIOTAKIS, Georges et al. The state of the art in short-term prediction of wind power-from an offshore perspective. In: **Proceedings of**. 2004. p. 20-21.

LAW, Kody JH; SHUKLA, Abhishek; STUART, Andrew M. Analysis of the 3DVAR filter for the partially observed Lorenz'63 model. **arXiv preprint arXiv:1212.4923**, 2012.

LIU, C.; XIAO, Q.; WANG, B. An ensemble-based four-dimensional variational data assimilation scheme. Part I: Technical formulation and preliminary test. **Monthly Weather Review**, v. 136, n. 9, p. 3363-3373, 2008.

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

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

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

MIYOSHI, T., 2005. **Ensemble Kalman Filter Experiments with a Primitive-Equation Global Model**. Doctoral dissertation, University of Maryland, College Park, 197 pp.

MOGENSEN, K.; HUANG, X.-Y. **Variational parameter estimation with the Lorenz**

model. Danish Meteorological Institute, 1998.

ORLANSKI, I. A rational subdivision of scales for atmospheric processes. **Bulletin of the American Meteorological Society**, 1975.

OTT, E.; HUNT, B.; SZUNYOGH, I.; ZIMIN, A.; KOSTELICH, A.; CORAZZA, M.; KALNAY, E.; PATIL, D.; YORKE, E. Exploiting local low dimensionality of the atmospheric dynamics for efficient Kalman filtering. <http://arxiv.org/abs/physics/0203058>, 2002.

HAYDEN, K.; OLSON, Eric; TITI, Edriss S. Discrete data assimilation in the Lorenz and 2D Navier-Stokes equations. HAYDEN, Kevin; OLSON, Eric; TITI, Edriss S. Discrete data assimilation in the Lorenz and 2D Navier-Stokes equations. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, v. 240, n. 18, p. 1416-1425, 2011., v. 240, n. 18, p. 1416-1425, 2011.

SKAMAROCK, W. C. et al. **A description of the advanced research WRF version 2.** National Center For Atmospheric Research Boulder Co Mesoscale and Microscale Meteorology Div, 2005.

SOMAN, S. S.; ZAREIPOUR, H.; MALIK, O.; MANDAL, P. A review of wind power and wind speed forecasting methods with different time horizons. In: **NORTH AMERICAN POWER SYMPOSIUM 2010** IEEE, 2010.

TIPPETT, M. K. et al. Ensemble square root filters. **Monthly Weather Review**, v. 131, n. 7, p. 1485-1490, 2003.

WRF-ARW (2019), **Wrf-arw online tutorial**, @BOOKLET.

WAGENBRENNER, Natalie S. et al. Development and Evaluation of a Reynolds-Averaged Navier-Stokes Solver in WindNinja for Operational Wildland Fire Applications. **Atmosphere**, v. 10, n. 11, p. 672, 2019.

WANG, L.; HSIUNG, C. Dynamic stability improvement of an integrated grid-connected offshore wind farm and marine-current farm using a STATCOM. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 26, n. 2, p. 690-698, 2010.

WHITAKER, J. S.; HAMILL, Thomas M. Ensemble data assimilation without perturbed observations. **Monthly Weather Review**, v. 130, n. 7, p. 1913-1924, 2002.

WU, Y.; HONG, J. A literature review of wind forecasting technology in the world. In: **2007 IEEE Lausanne Power Tech.** IEEE, 2007. p. 504-509.

APÊNDICE A RESULTADOS PARA GRADE 1 (9 KM)

Alguns gráficos para a grade 1 de 9 km referente ao dia 24/09/2018.

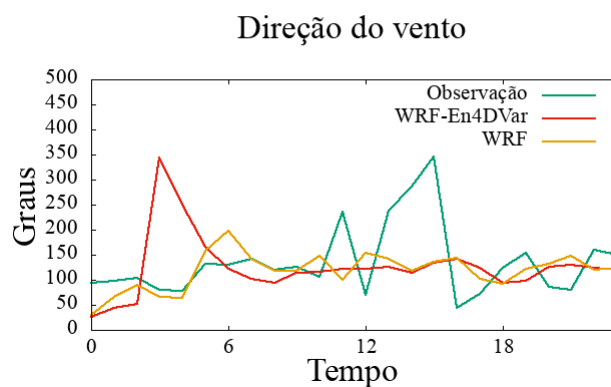


Figura 38: Direção do vento Alegrete grade 1 (9 km)
Fonte: Autora, 2020.

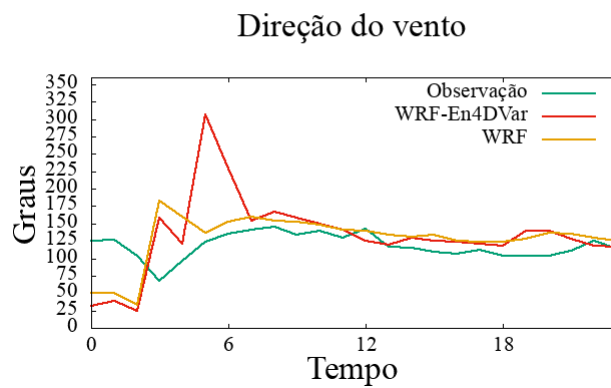


Figura 39: Direção do vento Dom Pedrito grade 1 (9 km)
Fonte: Autora, 2020.

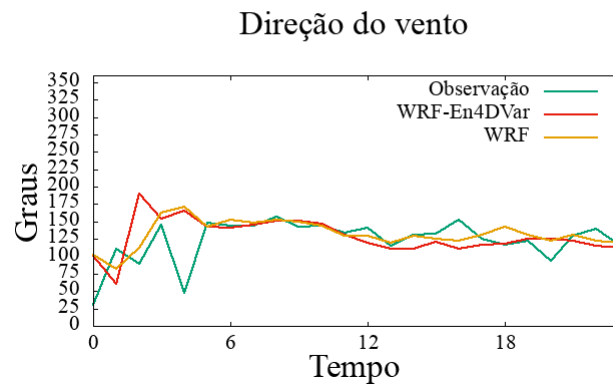


Figura 40: Direção do vento Santana do Livramento grade 1 (9 km)
Fonte: Autora, 2020.

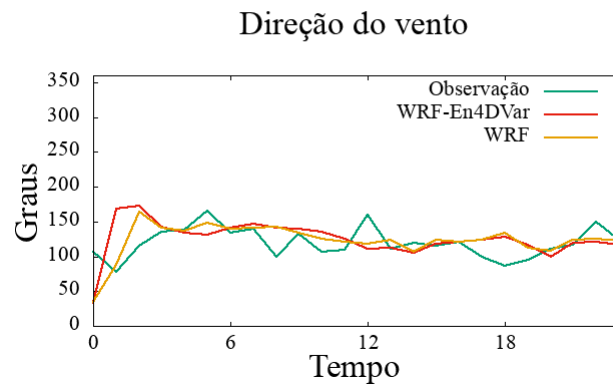


Figura 41: Direção do vento Quaraí grade 1 (9 km)
Fonte: Autora, 2020.

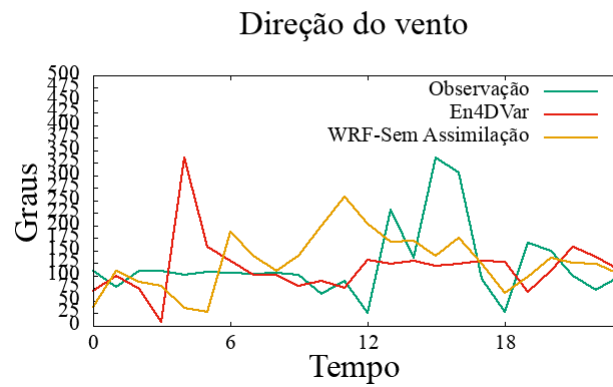


Figura 42: Direção do vento São Vicente grade 1 (9 km)
Fonte: Autora, 2020.

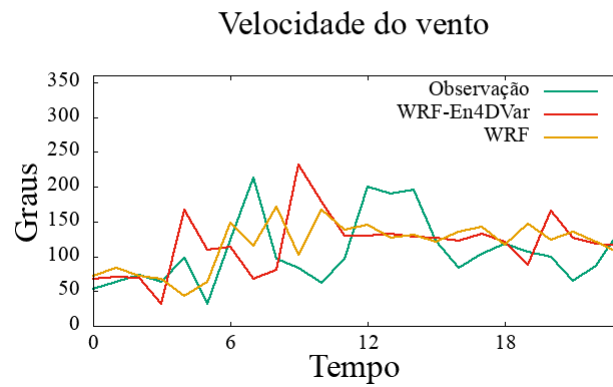


Figura 43: Direção do vento São Gabriel grade 1 (9 km)
Fonte: Autora, 2020.

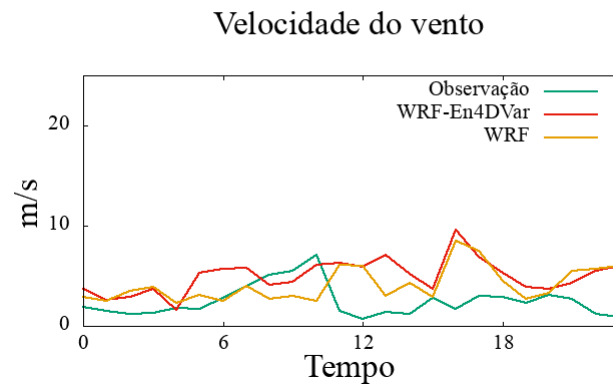


Figura 44: Velocidade do vento Alegrete grade 1 (9 km)
Fonte: Autora, 2020.

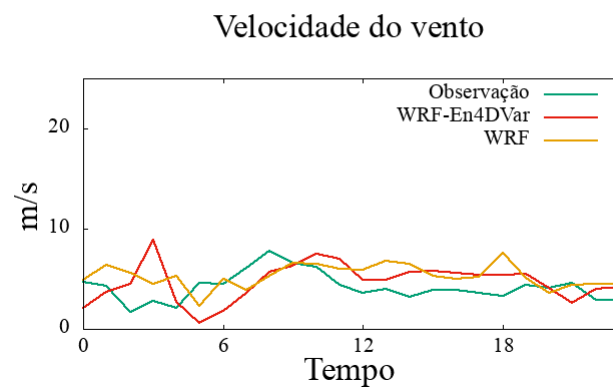


Figura 45: Velocidade do vento Dom Pedrito grade 1 (9 km)
Fonte: Autora, 2020.

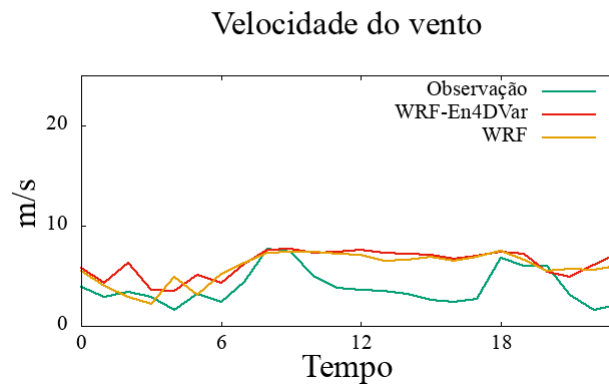


Figura 46: Velocidade do vento Santana do Livramento grade 1 (9 km)
Fonte: Autora, 2020.

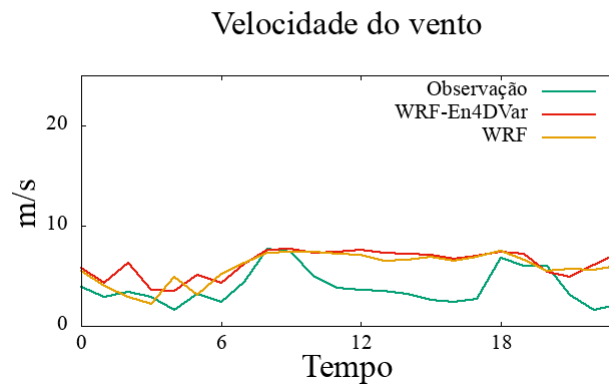


Figura 47: Velocidade do vento Quaraí grade 1 (9 km)
Fonte: Autora, 2020.

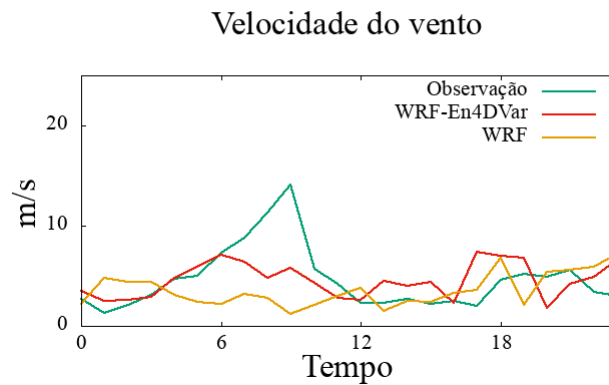


Figura 48: Velocidade do vento São Vicente grade 1 (9 km)
Fonte: Autora, 2020.

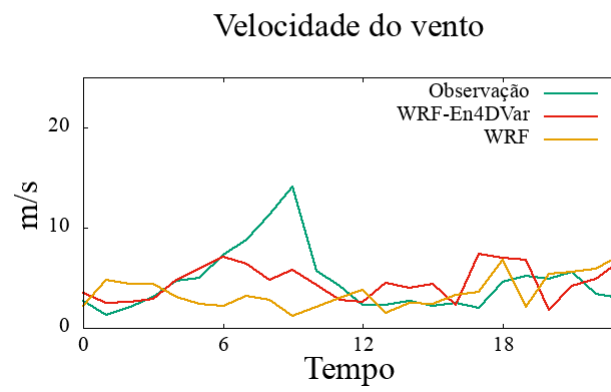


Figura 49: Velocidade do vento São Gabriel grade 1 (9 km)
Fonte: Autora, 2020.

Estimativa do Campo de Vento em Alta Resolução com Assimilação Híbrida por En4DVAR para Estimativa Energia Eólica – Nívea Maria Barreto Nunes Oleques

