



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS - UFAL INSTITUTO DE CIÊNCIAS
ATMOSFÉRICAS - ICAT
PÓS - GRADUAÇÃO EM METEOROLOGIA**

GUALBERTO DE HONORATO JOÃO

**AVALIAÇÃO DA CONFIABILIDADE DA PREVISÃO DE TEMPO POR
ENSEMBLE PARA A REGIÃO DE ANGOLA /ÁFRICA**

**MACEIÓ, AL
2014**

GUALBERTO DE HONORATO JOÃO

**AVALIAÇÃO DA CONFIABILIDADE DA PREVISÃO DE TEMPO POR ENSEMBLE
PARA A REGIÃO DE ANGOLA /ÁFRICA**

Dissertação submetida ao colegiado do Curso de Pós-Graduação em Meteorologia no Instituto de Ciências Atmosféricas da Universidade Federal de Alagoas - UFAL, como parte dos requisitos necessários para obtenção do título de Mestre em Meteorologia.

Orientadora : Prof^a. Dr^a. Maria Dias Luciene de Melo

Coorientador : Prof. Dr. Rosiberto Salustiano da Silva
Júnior

**MACEIÓ, AL
2014**

Catálogo na fonte
Universidade Federal de Alagoas
Biblioteca Central
Divisão de Tratamento Técnico
Bibliotecário: Roselito de Oliveira Santos

J62a João, Gualberto de Honorato.
Avaliação da confiabilidade da previsão do tempo por ensemble para a região de Angola/África. / Gualberto de Honorato João. – Maceió, 2014.
93 f. : il.

Orientadora: Maria Luciene Dias de Melo.

Co-Orientador: Rosiberto Salustiano da Silva Júnior.
Dissertação (TCC em Meteorologia) – Universidade Federal de Alagoas.
Instituto de Ciências Atmosféricas. Curso de Meteorologia. Maceió, 2014.

Bibliografia: f.92-93.

1. Weather Research and Forecasting. 2. Parametrizações. 3. *Box plots*. I. Título.

CDU: 551.5(679)



UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS
INSTITUTO DE CIÊNCIAS ATMOSFÉRICAS
COORDENAÇÃO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM METEOROLOGIA

CERTIFICADO DE APRESENTAÇÃO

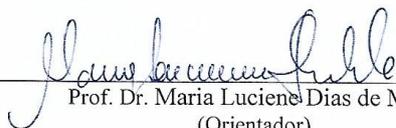
N.º de ordem: MET-UFAL-MS-118.

*“AVALIAÇÃO DA CONFIABILIDADE DA PREVISÃO DE TEMPO POR ENSEMBLE
PARA REGIÃO DE ANGOLA/ÁFRICA”*

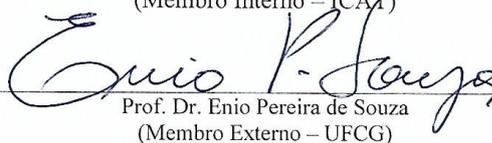
Gualberto de Honorato João

Dissertação submetida ao colegiado do Curso de Pós-Graduação em Meteorologia da Universidade Federal de Alagoas - UFAL, como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Meteorologia.

Aprovado pela Banca Examinadora composta por:


Prof. Dr. Maria Luciene Dias de Melo
(Orientador)


Prof. Dr. Ricardo Ferreira Carlos de Amorim
(Membro Interno – ICAT)


Prof. Dr. Enio Pereira de Souza
(Membro Externo – UFCG)

Dezembro/2014

A minha esposa Dina,
ao meu filho Telmo,
dedico.

AGRADECIMENTOS

A todos aqueles que contribuíram de alguma forma para a realização deste trabalho, os meus sinceros agradecimentos, em particular :

A professora Maria Luciene de Melo pela orientação;

Ao professor Rosiberto Salustiano pela co orientação;

A Universidade Federal de Alagoas, pela oportunidade dada em frequentar o curso;

Ao governo de Angola, pelo financiamento.

RESUMO

A confiabilidade da previsão de tempo por *ensemble* foi avaliada para a região de Angola, por meio de dois experimentos em que a física do modelo WRF foi perturbada. O foco deste experimento foi direcionado para avaliar a incerteza dos processos físicos do modelo, a sensibilidade das parametrizações físicas, bem como, o desempenho das previsões determinísticas. Para alcançar esse objetivo, uma matriz com 16 configurações do modelo WRF, foi criada usando diferentes combinações de esquemas físicos, sendo quatro esquemas diferentes de microfísica, dois esquemas diferentes de camada limite planetária e dois esquemas diferentes cúmulos. O modelo foi integrado por um prazo de 102 horas em dois experimentos de previsão de tempo operacional referente aos períodos; de 19/03/2013 à 23/03/2013 e de 12/04/2014 à 16/04/2014. Dados da temperatura máxima do ar, temperatura mínima do ar e precipitação acumulada de estações meteorológicas referenciadas pela *WMO*, de Luanda, Uíge, Saurimo, Luena, Huambo e Lubango, foram comparados com os resultados das simulações do modelo WRF nos respectivos pontos de grade. A confiabilidade do *ensemble* médio foi avaliada com base em duas métricas, os *box plots* modificados e a discrepância entre o RMSE e SPRD, que produziram resultados concordantes. A análise da sensibilidade às mudanças físicas foi determinada com base na influência relativa das diferentes parametrizações no Viés. Já o desempenho das previsões determinísticas foi determinado com base na análise do *ranking* o RMSE médio. Os resultados obtidos evidenciam que as previsões apresentaram incertezas que podem estar relacionadas com os esquemas de parametrizações adotados, ou condições iniciais, ou ainda pela suavização da topografia pelo modelo. Em geral o modelo apresentou temperaturas máximas e mínimas sistematicamente mais baixas que as observadas. A temperatura mínima foi melhor representada pelo *ensemble* ao contrário da temperatura máxima. A previsão *ensemble*, não conseguiu reproduzir satisfatoriamente a quantidade da precipitação ocorrida, assim como, detectar chuvas isoladas oriundas de sistemas convectivos. Nenhuma das combinações adotada se mostrou eficiente para simular todas as variáveis em todas as localidades.

Palavras-Chave : Pesquisa e previsão de tempo. Parametrizações. *Box Plots*.

ABSTRACT

The reliability of ensemble weather forecast was evaluated for the region of Angola, through two experiments where the physics of WRF model was disturbed. The focus of this experiment was directed to evaluate the uncertainty of the physical model process, the sensitivity of physical parameterization, as well as the performance of deterministic forecasts. To achieve this goal, an array with 16 settings of WRF model was created using different physical layout combinations, where four different schemes microphysics, two different schemes of planetary boundary layer and two different schemes of cumulus parameterization. The model was integrated for a period of 102 hours over two operational weather forecast experiments for the periods; of 03/19/2013 to 23/03/2013 and 12/04/2014 to 16/04/2014. Data of maximum temperature, minimum air temperature and accumulated precipitation weather stations referenced by WMO, Luanda, Uige, Saurimo, Luena, Huambo and Lubango, were compared with the results of the WRF model simulations in the respective grid points. The reliability of the ensemble mean was evaluated based on two metrics, the modified box plots and the discrepancy between the RMSE and SPRD, which produced consistent results. The sensitivity analysis ace physical changes was determined based on the relative influence of different parameterizations in bias. But the performance of deterministic forecasts was based on the average RMSE ranking analysis. The results show that the predictions presented uncertainty that may be related or the parameterization schemes adopted, initial conditions, or by smoothing the topography of the template. In general, the model showed maximum and minimum temperatures consistently lower than observed. The minimum temperature was best represented by the ensemble than the maximum temperature. The ensemble forecast, unable to satisfactorily reproduce the amount of the precipitation occurred, as well as detect isolated rains coming from convective systems. None of the combinations adopted was efficient to simulate all variables in all locations.

Keywords: Weather Research and Forecasting. Parametrizações. *Box plots*.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1	- Fluxograma do sistema do modelo WRF versão 3.4	23
Figura 2	- Ilustração do sistema de coordenada vertical η	24
Figura 3	- Grade horizontal e vertical do sistema ARW	26
Figura 4	- Exemplos de grades aninhadas suportadas pelo WRF	26
Figura 5	- Distribuição espacial das estações estudadas	29
Figura 6	- Exemplo da situação sinótica reinante nos períodos estudados	30
Figura 7	- Ilustração dos domínios do modelo WRF utilizado	32
Figura 8	- Exemplo do box plot proposto por TUKEY	34
Figura 9	- Exemplo do <i>box plot</i> modificado do EVS	35
Figura 10	- <i>Box plots</i> da temperatura máxima de Luanda para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	39
Figura 11	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD</i> da temperatura máxima de Luanda para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	40
Figura 12	- <i>Box plots</i> da temperatura máxima do Uíge para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	42
Figura 13	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD</i> da temperatura máxima do Uíge para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	42
Figura 14	- <i>Box plots</i> da temperatura máxima de Saurimo para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	45
Figura 15	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD</i> da temperatura máxima de Saurimo para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	45
Figura 16	- <i>Box plots</i> da temperatura máxima do Luena para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	46
Figura 17	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD</i> da temperatura máxima do Luena para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	47
Figura 18	- <i>Box plots</i> da temperatura máxima do Huambo para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	48
Figura 19	- Figura 19. Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD</i> da temperatura máxima do Huambo para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	48
Figura 20	- <i>Box plots</i> da temperatura máxima do Lubango para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	49
Figura 21	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD</i> da temperatura máxima do Lubango	50

	para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	
Figura 22	- Resumo da confiabilidade da temperatura máxima por estação	51
Figura 23	- <i>Box plots</i> da temperatura mínima de Luanda para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	52
Figura 24	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD da</i> temperatura mínima de Luanda para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	52
Figura 25	- <i>Box plots</i> da temperatura mínima do Uíge para (a) experimento 1 e (b) experimento 2.....	53
Figura 26	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD da</i> temperatura mínima do Uíge para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	53
Figura 27	- <i>Box plots</i> da temperatura mínima de Saurimo para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	55
Figura 28	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD da</i> temperatura mínima de Saurimo para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	55
Figura 29	- <i>Box plots</i> da temperatura mínima de Luena para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	57
Figura 30	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD da</i> temperatura mínima de Luena para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	57
Figura 31	- <i>Box plots</i> da temperatura mínima do Huambo para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	58
Figura 32	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD da</i> temperatura mínima do Huambo para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	59
Figura 33	- <i>Box plots</i> da temperatura mínima do Lubango para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	60
Figura 34	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD da</i> temperatura mínima do Lubango para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	60
Figura 35	- Resumo da confiabilidade da temperatura mínima por estação	61
Figura 36	- <i>Box plots</i> da precipitação acumulada de Luanda para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	62
Figura 37	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD da</i> precipitação acumulada de Luanda para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	62
Figura 38	- <i>Box plots</i> da precipitação acumulada do Uíge para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	63
Figura 39	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD da</i> precipitação acumulada do Uíge para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	64
Figura 40	- <i>Box plots</i> da precipitação acumulada de Saurimo para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	65
Figura 41	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD da</i> precipitação acumulada de Saurimo para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	65

Figura 42	- <i>Box plots</i> da precipitação acumulada de Luena para (a) experimento 1 e (b) experimento2	67
Figura 43	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD</i> da precipitação acumulada de Luena para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	67
Figura 44	- <i>Box plots</i> da precipitação acumulada do Huambo para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	68
Figura 45	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD</i> da precipitação acumulada do Huambo para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	68
Figura 46	- <i>Box plots</i> da precipitação acumulada do Lubango para (a) experimento 1 e (b) experimento2	70
Figura 47	- Comparação entre o <i>RMSE</i> e <i>SPRD</i> da precipitação acumulada do Lubango para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	70
Figura 48	- Resumo da confiabilidade da precipitação acumulada por estação	71
Figura 49	- Distribuição do viés da temperatura máxima dos membros do ensemble em todos prazos de previsão para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	75
Figura 50	- Distribuição do viés da temperatura mínima dos membros do ensemble em todos prazos de previsão para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	77
Figura 51	- Distribuição do viés da precipitação acumulada dos membros do ensemble em todos prazos de previsão para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	78

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	- Identificação das estações meteorológicas selecionadas	29
Tabela 2	- Membros do ensemble	33
Tabela 3	- Tabela de contingência para verificação da ocorrência ou não da previsão de precipitação	38
Tabela 4	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da temperatura máxima de Luanda para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	40
Tabela 5	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da temperatura máxima do Uíge para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	43
Tabela 6	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da temperatura máxima de Saurimo para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	45
Tabela 7	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da temperatura máxima do Luena para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	47
Tabela 8	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da temperatura máxima do Huambo para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	48
Tabela 9	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da temperatura máxima do Lubango para (a) experimento 1 e (b) experimento2	50
Tabela 10	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da temperatura mínima de Luanda para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	52
Tabela 11	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da temperatura mínima do Uíge para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	54
Tabela 12	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da temperatura mínima de Saurimo para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	55
Tabela 13	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da temperatura mínima do Luena para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	57
Tabela 14	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da temperatura mínima do Huambo para (a) experimento 1 e (b) experimento 2	59
Tabela 15	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da temperatura mínima do Lubango para (a) experimento 1 e (b) experimento2	60
Tabela 16	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da precipitação acumulada de Luanda para (a) experimento 1 e (b) experimento2	63
Tabela 17	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da precipitação acumulada do Uíge para (a) experimento 1 e (b) experimento2	64
Tabela 18	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da precipitação acumulada de Saurimo para (a) experimento 1 e (b) experimento2	66
Tabela 19	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da precipitação acumulada do Luena para (a) experimento 1 e (b) experimento2	67
Tabela 20	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da precipitação acumulada do Huambo	69

	para (a) experimento 1 e (b) experimento2	
Tabela 21	- Valores do Viés, RMSE e SPRD da precipitação acumulada do Lubango para (a) experimento 1 e (b) experimento2	70
Tabela 22	- Índices estatísticos POD e FAR (a) experimento 1 e (b) experimento 2 ..	72
Tabela 23	- Ranking do Viés médio da temperatura máxima dos membros do ensemble de (a) experimento 1 e (b) experimento 2	74
Tabela 24	- Ranking do Viés médio da temperatura mínima dos membros do ensemble de (a) experimento 1 e (b) experimento 2.....	76
Tabela 25	- Ranking do Viés médio da precipitação acumulada dos membros do ensemble de (a) experimento 1 e (b) experimento 2	79
Tabela 26	- Ranking do RMSE da temperatura máxima dos membros do ensemble por estação (experimento 1)	83
Tabela 27	- Ranking do RMSE da temperatura máxima dos membros do ensemble por estação (experimento 2)	84
Tabela 28	- Ranking do RMSE da temperatura mínima dos membros do ensemble por estação (Experimento 1)	85
Tabela 29	- Ranking do RMSE da temperatura mínima dos membros do ensemble por estação (experimento 2)	86
Tabela 30	- Ranking do RMSE da precipitação acumulada dos membros do ensemble por estação (experimento1)	87
Tabela 31	- Ranking do RMSE da precipitação acumulada dos membros do ensemble por estação (experimento 2)	88

LISTA DE ABREVIACOES E SIGLAS

ACM2	Asymmetrical Convective Model version 2
ARW	Advanced Research WRF
CP	Cumulus Parametrization
EM	Ensemble Medio
EMA	Estaco Meteorologica Automtica
EVS	Ensemble Verification System
FAR	Razo de Falso Alarme
GFS	Global Forecast System
GrADS	Grid Analysis and Display System
ICAT	Instituto de Cincias Atmosfricas
INAMET	Instituto Nacional de Meteorologia e Geofsica
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
ITCZ	Inter Tropical convergency Zone
MP	Microphysics Parametrization
PBL	Planetary Boundary Layer
PNT	Previso Nmerica de Tempo
RMSE	Root Mean Square Error
SPRD	Spread
UFAL	Universidade Federal de Alagoas
UTC	Universal Time Coordinated
WPS	WRF Processing System
WRF	Weather Research and Forecasting
WSM3	WRF Single Moment 3 class
WSM6	WRF Single Moment 6 class
WMO	World Meteorological Organization

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Justificativa	15
1.2	Objetivos.....	16
1.2.1	Gerais	16
1.2.2	Específicos	16
2	REVISÃO DE LITERATURA	17
2.1	Previsão por Ensemble	17
2.2	Avaliação da Confiabilidade da Previsão por Ensemble	18
3	MATERIA E MÉTODOS	22
3.1	Material	22
3.1.1	Modelo Atmosférico de Mesoescala WRF	22
3.1.1.1	Descrição do Modelo WRF	22
3.1.1.2	Coordenada Vertical	23
3.1.1.3	Equações Governantes	24
3.1.1.4	Discretização Temporal	25
3.1.1.5	Discretização Espacial	25
3.1.1.6	Aninhamento de Grades	26
3.1.1.7	Opções Físicas do Modelo	26
3.1.1.8	Integração do Modelo WRF	27
3.1.2	Área de Estudo e Características Geoclimáticas	28
3.1.3	Período de Estudo e Variáveis Meteorológicas de Estudadas	29
3.1.4	Recursos Computacionais	30
3.1.5	Processamento do Modelo WRF e Dados de Controle das Previsões	31
3.2	Métodos	32
3.2.1	Criação dos Membros do Ensemble	33
3.2.2	Avaliação das Previsões	34
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	35
4.1	Avaliação das Previsões Ensemble	39
4.1.1	Temperatura Máxima	39
4.1.1.1	Luanda	39
4.1.1.2	Uíge	42
4.1.1.3	Saurimo	44
4.1.1.4	Luena	46

4.1.1.5	Huambo	47
4.1.1.6	Lubango	49
4.1.1.7	Resumo da Temperatura Máxima	50
4.1.2	Temperatura Mínima	51
4.1.2.1	Luanda	51
4.1.2.2	Uíge	53
4.1.2.3	Saurimo	54
4.1.2.4	Luena	56
4.1.2.5	Huambo	58
4.1.2.6	Lubango	59
4.1.2.7	Resumo da Temperatura Mínima	61
4.1.3	Precipitação Acumulada	61
4.1.3.1	Luanda	61
4.1.3.2	Uíge	63
4.1.3.3	Saurimo	65
4.1.3.4	Luena	66
4.1.3.5	Huambo	68
4.1.3.6	Lubango	69
4.1.3.7	Resumo da Precipitação Acumulada.....	71
4.1.3.8	Índices Estatísticos da Precipitação acumulada	71
4.2	Sensibilidade das Parametrizações Físicas	72
4.2.1	Temperatura Máxima	72
4.2.2	Temperatura Mínima	76
4.2.3	Precipitação Acumulada	79
4.3	Avaliação do Desempenho dos Membros do Ensemble	80
4.3.1	Temperatura Máxima	80
4.3.2	Temperatura Mínima	80
4.3.3	Precipitação Acumulada	81
5	CONCLUSÕES	89
6	RECOMENDAÇÕES	91
	REFERÊNCIAS	92

1 INTRODUÇÃO

A previsão do tempo sempre foi uma tarefa de grande importância para a humanidade, devido a dependência de inúmeras atividades as condições climáticas. A previsão do tempo, é hoje uma área onde a alta tecnologia está sendo aplicada diariamente com o uso de modelos numéricos como a principal ferramenta, que combina a física da atmosfera e oceanos, assim como, matemática e computação e, tem proporcionado maior eficácia nos resultados.

Existem diversos modelos numéricos de previsão do tempo, o modelo WRF desenvolvido por várias instituições de pesquisas dos EUA, é atualmente a ferramenta de topo em matéria de simulação atmosférica (TOMÉ, 2004).

1.1 Justificativa

Para prever o tempo os modelos numéricos são iniciados a partir de uma análise do estado da atmosfera com base nas observações feitas em todo mundo. Os modelos calculam a evolução do tempo a partir desse estado inicial mas, como a atmosfera não consegue ser completamente observada quer em termos de cobertura espacial quer em termos precisão das observações, torna que o comportamento futuro da atmosfera não pode ser conhecido com exatidão devido a sua natureza caótica (LORENZ, 1963).

A atmosfera como um sistema caótico as previsões com base em um modelo único (determinista) geralmente têm um grau elevado de incerteza, porque pequenos erros nas condições iniciais podem crescer rapidamente, levando a grandes erros na previsão (BUIZZA et al., 2005). Os primeiros estudos de Lorenz (1969), sugerem que erros das condições iniciais podem crescer muito rápido em diferentes escalas, não importa quão pequeno os erros são. Além disso, os erros também vêm de cada componente da previsão numérica de tempo que incluem o sistema de observação, sistema de assimilação de dados e previsão modelo (processos dinâmicos, computação, parametrização física). As duas fontes de erros (erros iniciais e erros de modelo), limitam a habilidade e previsibilidade de uma previsão determinista.

A previsão *ensemble*, surge como uma forma prática de estimar a incerteza da previsão determinística com base em múltiplas previsões perturbadas em que a incerteza da previsão é representada pelo espalhamento da diversidade dos membros do conjunto. A confiabilidade da previsão está associada a magnitude do espalhamento, e em condições ideais valores alto

de espalhamento estão associados a baixa confiabilidade das previsões e vice versa (BUIZZA, 1997). A confiabilidade pode ser ainda avaliada pela discrepância entre o RMSE do *ensemble* e o SPRD, para uma previsão confiável a discrepância entre os dois deve ser baixa, grandes diferenças indicam inconsistência estatística (BUIZZA, 2005).

A presente proposta de pesquisa, como parte das exigências do ICAT-UFAL para obtenção do grau de Mestre, foi desenvolvida para servir como um contributo em capacitar o INAMET em gerar localmente previsão numérica de meso-escala, avaliando confiabilidade da previsão por *ensemble* multi-física com base no espalhamento, fazendo uso do modelo WRF (*Weather Reserch Forecast*) na previsão de tempo operacional para a região de Angola/África.

1.2 Objectivos

1.2.1 Gerais

Avaliar a confiabilidade da previsão de tempo por *ensemble* para a região de Angola/África.

1.2.2 Específicos

- Analisar o espalhamento como medida de avaliação da confiabilidade da previsão
de tempo por *ensemble*;
- Analisar a discrepância entre o RMSE e SPRD como medida de confiabilidade da
previsão de tempo por *ensemble*;
- Analisar a concordância entre os box plots e a discrepância entre o RMSE e SPRD na avaliação da confiabilidade da previsão de tempo por *ensemble*;
- Avaliar a sensibilidade das parametrizações físicas do modelo WRF na
previsão
de tempo para a região de Angola;
- Avaliar o desempenho dos membros do *ensemble*.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Previsão por *ensemble*

A compreensão da natureza caótica da atmosfera devido ao seu comportamento irregular, coube ao cientista Lorenz (1963), ao notar a sensibilidade dos sistemas de equações semelhantes as que governam os movimentos atmosféricos em relação as condições iniciais durante o processo de integração das mesmas. O cientista, notou que condições iniciais diferentes podem gerar resultados diferentes estabelecendo assim, uma relação de sensibilidade entre esses dois parâmetros. O comportamento caótico da atmosfera não possibilita que o conhecimento futuro da atmosfera seja conhecido com exatidão, devido a impossibilidade em observar-se a atmosfera em termos de cobertura espacial e de precisão das observações.

Desde o postulado de Lorenz (1963), a previsão numérica da atmosfera de forma determinística, passou a ser amplamente discutida, com realce de dois importantes aspectos: que os modelos não conseguem reproduzir a diversidade de fenômenos que influenciam a evolução das condições da atmosfera e por outro lado os erros ligados as observações utilizados na geração das condições iniciais.

Uma previsão numérica individual (determinística) gera um prognóstico específico a partir de uma configuração específica do modelo (a distância entre pontos de malha, as condições iniciais, a física, etc.) que produzem seus próprios erros sistemáticos. Pode-se medir a sensibilidade dos prognósticos frente a incerteza das condições iniciais, da configuração do modelo e outras, e isto abre uma possibilidade de se avaliar a incerteza das previsões com base em um conjunto de previsões (COMET, 2010). De acordo com Holton (2004), em geral, a média conjunto proporciona uma melhor previsão que a previsão individual dos membros do conjunto, porque a média conjunto tende a filtrar aspectos mais incertos da previsão. Coutinho (1999), em sua dissertação de mestrado concorda que as incertezas associadas às condições iniciais da atmosfera diminuem a confiabilidade da previsão determinística, sugerindo o uso de métodos probabilísticos para descrição adequada do comportamento caótico da atmosfera.

Em se tratando de modelos regionais, no experimento SAMEX'98, Hou (et al., 2001), afirmam que existe igualmente incertezas provenientes das condições iniciais fornecidas pelo

modelo global para as condições de fronteiras laterais do modelo. Aliado as incertezas na condição inicial, existem os erros associados às incertezas dos modelos, ou seja, erros devido a reduzida habilidade em representar computacionalmente a totalidade das equações que governam a atmosfera. Modelos numéricos inadequados são inevitáveis, pois ainda não é possível representar numericamente as leis físicas da atmosfera em sua totalidade. Além disto, processos físicos que ocorrem em escalas espaciais menores do que as escalas de truncamento dos modelos podem ter sido parametrizados com aproximações inadequadas.

Leith (1974), distingue dois tipos de erros de modelo. O primeiro deriva dos modelos operarem inevitavelmente com uma resolução menor do que a atmosfera real, ocupando um espaço de fase de dimensão muito menor. Apesar de ser significativo, este erro tem sido abordado e melhorado ao longo da história da PNT através de progressivos aumentos da resolução dos modelos. O segundo tipo de erro dos modelos deriva do facto de que certos processos físicos operam em escalas menores da resolução dos modelos são representados de forma incorreta. Em particular, esses processos físicos geralmente são representados de forma relativamente simples em função de variáveis explicitamente resolvidas, conhecidos como parametrização.

Diferentes metodologias têm sido aplicadas na construção de sistemas de previsão por *ensemble* de curto prazo combinadas com o emprego de modelos de alta resolução. No entanto, diversas questões permanecem em aberto principalmente quanto à melhor forma de incluir tanto as incertezas das condições iniciais quanto as incertezas dos erros dos modelos, (FONSECA, 2010).

Stensrud et al., (2000), afirmaram que historicamente o trabalho sobre o problema das incertezas das previsões numéricas tem se concentrado na incerteza das condições iniciais e, sugerem em seu experimento que a variação da física do modelo é um método razoável e potencialmente poderoso para formação de membros de um ensemble, porque existem muitas incertezas nas parametrizações físicas utilizadas em qualquer modelo. Por outro lado, mesmo que a contribuição da física dos modelos para as incertezas sejam principalmente devido às representações imperfeitas dos processos atmosféricos, estas incertezas podem também ser dependentes da resolução dos modelos.

2.2 Avaliação da previsão por *ensemble*

A avaliação do desempenho dos modelos numéricos é uma etapa importante, para as instituições que efetuam previsão de tempo. Do ponto de vista de utilidade prática de um modelo, a avaliação da sua prestação frente as observações é a etapa mais decisiva de qualquer processo de validação (HOLTON, 2004).

Para avaliação da qualidade das previsões a ciência dispõe de uma grande variedade de processos de verificação. O desempenho dos sistemas de previsão *ensemble* são avaliados com base em três atributos: confiabilidade estatística (ou consistência), resolução e discriminação. A confiabilidade estatística implica que uma amostra de previsões seja estatisticamente indistinguível da amostra de observações correspondentes. A confiabilidade pode muitas vezes ser melhorada por meio de técnicas de pós-processamento estatístico, mas, ela por si só, não dá garantia da utilidade de um sistema de previsão (JOLLIFFE e STEPHENSON, 2003).

O desempenho das previsões variam tanto espacialmente como temporalmente, resultado do estado das condições iniciais e erros do modelo, que variam em função da evolução do escoamento atmosférico. Previsões meteorológicas probabilísticas derivadas de previsão numérica do tempo *ensemble* fornecem informações cruciais sobre a incerteza da previsão esperada. Tem sido teorizado que espalhamento deve fornecer uma medida de incerteza da previsão de modo que eventos com alto espalhamento correspondem a altos erros de previsão e vice versa (WHITAKER E LOUGHE, 1998). Segundo Barker (1991), o espalhamento dos membros do *ensemble*, pode fornecer uma medida de incerteza da previsão, teoricamente, quanto maior o espalhamento dos membros do *ensemble*, maior é o intervalo de soluções possíveis da atmosfera e menor é o nível de confiabilidade de uma previsão e vice versa.

Da mesma forma Buizza (1997), sugere que estimativa da confiabilidade ou da incerteza de uma previsão a partir do cálculo do seu espalhamento é uma importante informação que pode resultar da previsão *ensemble*. O valor do espalhamento pode ser definido como sendo a raiz quadrática das diferenças entre os membros do conjunto em relação a previsão de controle ou ao *ensemble* médio. O espalhamento pode ser plotado para cada ponto de grade do modelo ou ainda de forma espacial sobre uma região de interesse e a confiabilidade da previsão está associada a magnitude do espalhamento em que valores alto de espalhamento indicam baixa confiabilidade e valores baixos maior confiabilidade. Outros

fatores, a localização geográfica, a variação sazonal, os prazos de previsão, podem condicionar o espalhamento o que torna que nenhuma medida clássica do espalhamento pode ser considerada perfeita.

Ainda, Holton (2004), a propagação de membros do conjunto deve fornecer uma importante indicação da precisão provável do *ensemble* médio. Se houver um grande espalhamento entre os membros do conjunto, nem todos os membros podem estar corretos, e a confiabilidade da previsão deve ser julgada como baixa. No entanto, quando há concordância entre maioria dos membros do conjunto, a confiabilidade da previsão deve ser elevada (desde que o modelo de previsão seja imparcial). Em resumo, o sistema de previsão conjunto não só pode melhorar a confiabilidade da previsão, mas também pode fornecer informações sobre o grau de confiabilidade de uma previsão específica.

O espalhamento é dependente do fluxo e varia de acordo com diferentes parâmetros. Ele geralmente aumenta com o prazo de previsão, mas pode haver casos em que o espalhamento diminui ao longo do período de integração do modelo. Isso pode acontecer quando os primeiros dias são caracterizados por sistemas sinóticos fortes com estruturas complexas, mas são seguidos por sistemas de alta pressão em grande escala (SILVEIRA et al., 2011).

Outra medida que tem sido utilizada para avaliar a confiabilidade da previsão ensemble, tem sido a associação entre o espalhamento (SPRD) e o RMSE (root mean square error). Segundo Buizza et al (1997), a discrepância entre o RMSE do conjunto e a propagação média do conjunto é uma boa medida da confiabilidade estatística de um sistema de previsão ensemble. Para um sistema de previsão ensemble confiável, esta discrepância deve ser baixa, grande diferença entre os dois pode ser um indicativo de inconsistência estatística. Em outras palavras em geral numa previsão ensemble ideal o espalhamento e o RMSE devem ter o mesmo tamanho ao longo do prazo de previsão. Contudo, Fonseca (2010), considera a discrepância excessiva entre o RMSE e o SPRD também pode estar associada a um espalhamento muito baixo ou a presença de erros sistemáticos do modelo.

No experimento *comparasion of the ECMWF, MSC, and NECP global ensemble prediction systems*, Buizza et al (2005), demonstram a partida no aumento RMSE do conjunto médio e o espalhamento na previsão 500 hPa de altura geopotencial sobre 20-80° N, mas, na maioria das previsões o espalhamento tem sido menor devido a fatores ligados a imperfeições dos modelos ou parametrizações físicas e outros aspetos. Resultado consistente com o de Buizza, et al. (2005), foi encontrado por Ashrit, et al. (2013), na previsão da altura

geopotencial de 500 hPa sobre a região de monção na Índia de 2012, onde notaram que o crescimento do RMSE e do SPRD baixo não revelaram mudanças do tempo ao longo dos prazos de previsão denotando consistência estatística, tendo o mesmo se verificado na previsão do vento zonal e meridional no nível de 850 hPa sobre a mesma região.

Outro aspecto importante na avaliação da previsão por *ensemble* está relacionado com a interpretação dos resultados. Normalmente a previsão por *ensemble* gera um enorme conjunto de dados e, segundo Potter (2010), a interpretação dos dados resultantes do conjunto é uma parte essencial do processo científico de previsão de tempo. No entanto, discernir o significado dos dados observando somente os valores numéricos é uma tarefa complexa. A estatística descritiva é uma maneira rápida e concisa para extrair as características importantes de um conjunto de dados, resumindo a distribuição através de um pequeno conjunto de parâmetros.

Segundo Lima (2011), existe uma variedade de métricas estatísticas para a avaliação do desempenho dos modelos numéricos na simulação dos padrões atmosféricos, contudo uma escolha cuidadosa de um número reduzido de métricas pode fornecer informações sobre as principais qualidade e deficiências do modelo em avaliação.

Métodos exploratórios gráficos são cada vez mais utilizados para examinar a correspondência entre as previsões e as observações. Os *box plots* propostos por Tukey (1977), *apud* Potter (2010), que consistem numa técnica padrão que apresenta o resumo de cinco quartis (valores máximos e mínimos, quartis superiores e inferiores e mediana), constituem uma dessas ferramentas. Atualmente, inúmeras variantes de *box plots* têm sido utilizadas, por exemplo, Brown (2010), sugere em seu trabalho *Ensemble Verification System (EVS)*, o uso de *box plots* modificados estruturados em decis.

Os *box plots* são utilizados para avaliar dois aspectos importantes entre as previsões e as observações, nomeadamente a existência de espalhamento apropriado nas previsões e a existência de Viés no conjunto (COMET, 2010).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Material

3.1.1 Modelo atmosférico de mesoescala WRF

3.1.1.1 Descrição do modelo WRF

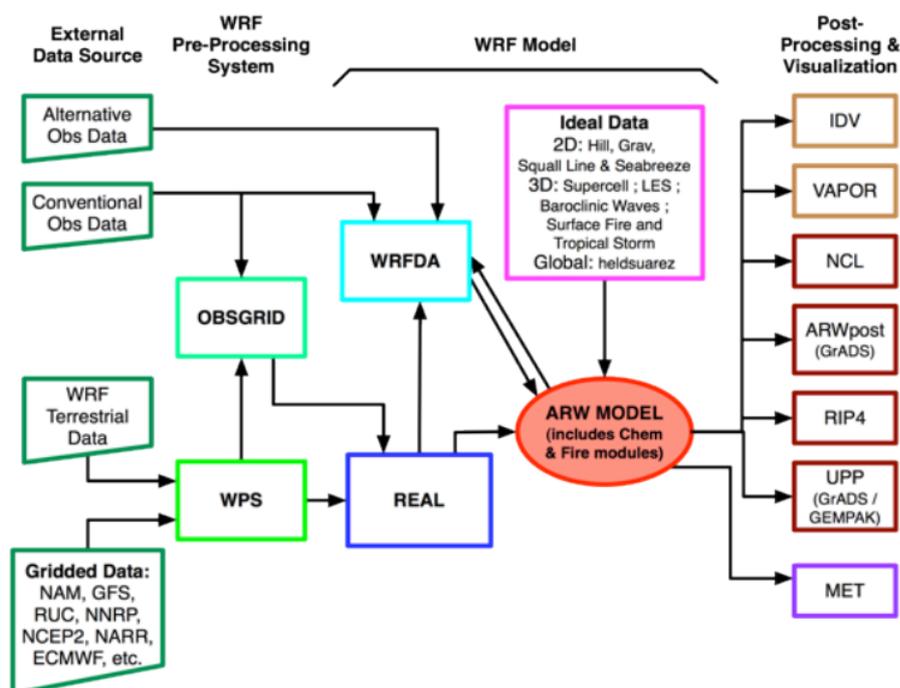
O modelo atmosférico WRF (*Weather Research and Forecast*) é um sistema de modelação numérica da atmosfera orientado para a pesquisa dos fenómenos atmosféricos de micro-escala e de meso-escala, e para a previsão do tempo operacional de meso-escala. O seu desenvolvimento contínuo é fruto da colaboração entre centros de investigação e agências governamentais dos EUA e conta ainda com a colaboração de cientistas de várias universidades (SKAMAROCK et al, 2008).

O WRF é uma ferramenta de topo em matéria de simulação atmosférica, possui um código flexível, eficiente em vários ambientes computacionais desde super computadores a computadores portáteis. O modelo está qualificado tanto para situações atmosféricas idealizadas como para situações reais, em escalas horizontais que podem ir desde alguns metros até milhares de quilómetros. A investigação das parametrizações, a simulação idealizada de fenómenos (ondas gravíticas, ondas baroclínicas, convecção, etc), a simulação real do tempo passado, a assimilação de dados de observação para fins de análise regional, a previsão do tempo real, e o ensino ilustram as performances do modelo WRF (SKAMAROCK et al, 2008).

A versão do WRF-ARW 3.5, lançada em abril de 2013, cujo o fluxograma de funcionamento está ilustrado na Figura 1, foi a utilizada neste trabalho e, é de domínio público disponível no site <http://www.mmm.ucar.edu/wrf/users/>, onde o modelo está documentado e são dados exemplos de aplicação prática e tutoriais atualizados. As instruções para o download do código fonte dos vários blocos do sistema de modelação e do software necessário podem ser aí encontrados.

O código fonte do WRF foi escrito em fortran com rotinas em C, pearl e shell. Uma interface gráfica (GUI) em linguagem Java designada por WRF Portal foi desenvolvida para facilitar configuração do modelo, disponível no site <http://www.wrfportal.org>.

Figura 1 – Fluxograma de funcionamento do modelo WRF versão 3.5



Fonte : NCAR, 2013.

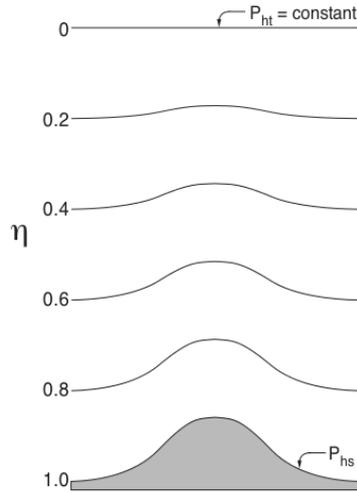
3.1.1.2 Coordenada vertical

As equações do WRF são formuladas com base na coordenada vertical η , onde cada nível vertical é definido por um valor discreto da coordenada η determinada em relação à componente hidrostática de pressão, proporcional à massa da coluna de ar que se estende desde o nível dado até a fronteira superior do modelo, dividida pela massa em toda a coluna. Próximo ao solo, as superfícies η seguem a topografia do terreno, enquanto que, na atmosfera superior, tendem a aproximar-se das superfícies isobáricas conforme ilustra a Figura 2 e, é dado por :

$$\eta = \frac{(p_h - p_{ht})}{(p_{hs} - p_{ht})} \quad (1)$$

onde p_h é a componente hidrostática da pressão, p_{ht} o valor da pressão hidrostática no topo da atmosfera e p_{hs} a pressão na superfície (SKAMAROCK et al, 2008).

Figura 2 – Ilustração do sistema de coordenada vertical η



Fonte: Skamarock et al, 2008.

3.1.1.3 Equações Governantes

Para calcular as grandezas meteorológicas necessárias para a previsão do tempo, o modelo WRF baseia-se num sistema de equações diferenciais parciais que regem o comportamento hidro-termodinâmico dos processos físicos que ocorrem na atmosfera. Essas equações não podem ser resolvidas analiticamente mas sim, por aproximação como um conjunto de equações diferenciais algébricas para os valores das tendências de diversas variáveis de campo em um número finito de pontos no espaço. O sistema de equações do WRF, incorpora o efeito tridimensional da força de Coriolis, a umidade do ar e a projeção cartográfica, apresenta as variáveis na forma de perturbações para reduzir os erros de truncamento no cálculo do gradiente horizontal de pressão, bem como de arredondamento no cálculo do gradiente vertical de pressão (SKAMAROCK et al, 2008). As equações finais são definidas na forma diferencial:

$$\partial_t U + m_x[\partial_x(Uu) + \partial_y(Vu)] + \partial_n(\Omega u) + m_x/m_y [\mu_d \alpha \partial_x p + (\alpha/\alpha_d) \partial_n p \partial_x \phi] = F_U \quad (2)$$

$$\partial_t V + m_y[\partial_x(Uv) + \partial_y(Vv)] + (m_x/m_y) \partial_n(\Omega v) + m_x/m_y [\mu_d \alpha \partial_y p + (\alpha/\alpha_d) \partial_n p \partial_y \phi] = F_V \quad (3)$$

$$\partial_t W + (m_x m_y / m_y)[\partial_x(Uw) + \partial_y(Vw)] + \partial_n(\Omega w) - m_y^{-1} g [(\alpha/\alpha_d) \partial_n p - \mu_d] = F_W \quad (4)$$

$$\partial_t \theta + m_x m_y [\partial_x(U\theta) + \partial_y(V\theta)] + m_y \partial_n(\Omega \theta) = F_\theta \quad (5)$$

$$\partial_t \mu_d + m_x m_y [U_x + V_y] + m_y \partial_n(\Omega) = 0 \quad (6)$$

$$\partial_t \phi + \mu_d^{-1} [m_x m_y (U \partial_x \phi + V \partial_y \phi) + m_y \Omega \partial_n \phi] - m_y g W = 0 \quad (7)$$

$$\partial_t Q_m + m_x m_y \partial_x (U q_m) + \partial (V q_m) + m_y \partial_y (\Omega q_m) = F_{qm} \quad (8)$$

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

$$p = p_0 (R_d \theta_m / p_0 \alpha_d)^\gamma \quad (10)$$

As equações 2, 3 e 4, representam a conservação da quantidade de movimento. A conservação da energia termodinâmica é representada pela equação 5, enquanto que as equações 6, 7 e 8 representam respectivamente a da conservação da massa, do geopotencial e do estado termodinâmico.

Os termos FU, FV, FW e F Θ representam respectivamente, o termo forçante decorrente da física do modelo, mistura turbulenta, projeção esférica e rotação da Terra.

A notação e o significado físico das variáveis que figuram nas equações do modelo WRF acima mencionadas seguem a notação usual da física e são descritas em detalhes por (SKAMAROCK et al., 2008). As equações 9 e 10 representam o balanço hidrostático e o estado termodinâmico respectivamente.

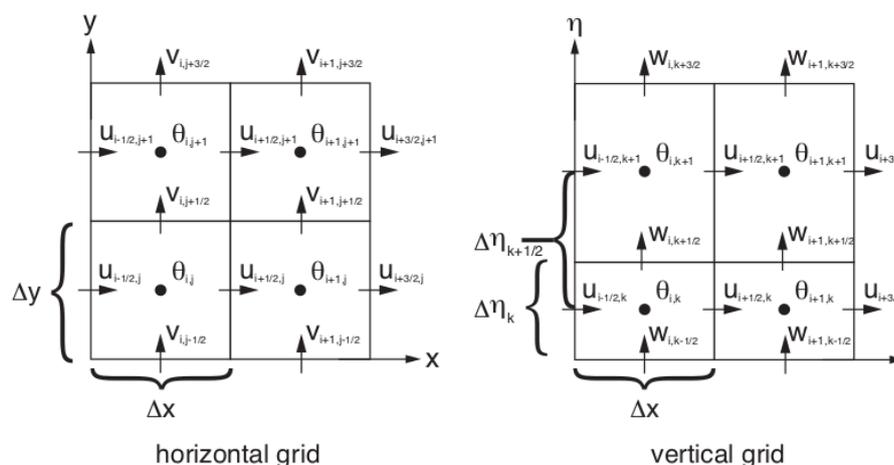
3.1.1.4 Discretização Temporal

O WRF apresenta um esquema de integração temporal que resolve as ondas longas pelo do método Runge-Kutta de 3ª ordem (RK3). As ondas acústicas horizontais são integradas com um esquema *forward-backward*, enquanto as ondas verticais e as oscilações flutuantes são integradas com um esquema vertical implícito utilizando o mesmo passo de tempo das ondas acústicas horizontais (SKAMAROCK et al., 2008).

3.1.1.5 Discretização Espacial

A discretização espacial do WRF é feita com uso de grade do tipo C de Arakawa. Neste tipo de grade, as variáveis termodinâmicas e de umidade são definidas no centro dos pontos de grade, enquanto as componentes do vento u , v e w , são definidas nos pontos conforme ilustra a Figura 3, (SKAMAROCK et al., 2008).

Figura 3 - Grade horizontal e vertical do sistema ARW

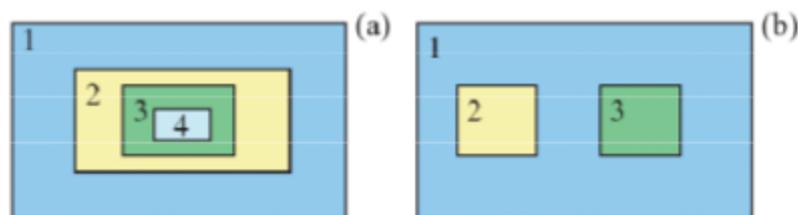


Fonte: Skamarock et al., 2008.

3.1.1.6 Aninhamento de Grades

O WRF permite fazer o aninhamento de grades, para fins de análises mais detalhadas de determinadas regiões de interesse. A Figura 4, ilustra exemplos possíveis de aninhamento de grades no WRF (SKAMAROCK et al., 2008).

Figura 4 – Exemplos de grades aninhadas suportadas pelo WRF



Fonte: (SKAMAROCK et al., 2008).

3.1.1.7 Opções Físicas do modelo WRF

Em modelagem numérica da atmosfera o termo parametrização, é usado para representar alguma variável em termos de outros parâmetros conhecidos. Durante o processo de integração de um modelo, os processos físicos (ou químicos) cuja escala característica de tempo e comprimento são menores do que aquelas representadas pela resolução do modelo devem ser simulados através de funções de outros parâmetros representados pelo modelo, especialmente quando seus efeitos médios na área e no tempo são não desprezíveis. Assim,

sendo o procedimento de representação de processos em função de outros parâmetros, é designado de parametrização (INPE, 2003).

No WRF os esquemas de parametrização dos processos físicos são implementados em módulos separados, organizados em diferentes blocos:

Radiação de ondas curtas (LW), radiação de ondas longas (SW), microfísica (MP), camada superficial (SL), modelo de superfície da Terra (LSM), camada limite planetária (PBL), parametrização de cúmulos (CP). Os esquemas LW tratam das trocas radiativas de onda longa (banda infravermelha); os esquemas SW resolvem as trocas radiativas de onda curta; os esquemas MP resolvem dos processos de condensação e evaporação no ar; os esquemas SL determinam o atrito e os fluxos de calor, da quantidade de movimento e de vapor de água na camada de atrito, junto ao solo; os esquemas LSM tratam das trocas de calor e de água no interior do solo; os esquemas PBL resolvem as trocas turbulentas não apenas na camada limite planetária, que confina com a terra e o mar, mas ao longo de toda a coluna vertical do modelo; os esquemas CP tratam das nuvens de origem convectiva, (CALVATTI, 2011).

Neste trabalho, foram alteradas as parametrizações físicas de microfísica, camada limite planetária e cúmulos e as demais foram conservadas as padronizadas pelo modelo WRF.

3.1.1.8 Integração do modelo WRF

A simulação das condições atmosféricas com o modelo WRF, é feita em três fases distintas: Pré-processamento (WPS); processamento (WRF) e pós-processamento (ARW).

O Sistema de pré-processamento (WPS) é formado por um conjunto de três programas, cuja função é preparar a entrada para o programa real, ou seja, as simulações a partir de dados reais. Cada um dos programas realiza uma etapa onde são lidos os parâmetros de um arquivo comum (*namelist*), que tem registros separados para cada um dos programas.

O primeiro dos três programas (*geogrid.exe*) é responsável por definir os domínios do modelo e interpolar estaticamente os dados geográficos para a grade do modelo. O segundo programa (*ungrib.exe*) descompacta os dados meteorológicos e cria pacotes intermediários. Finalmente, o terceiro programa (*metgrid.exe*) é responsável por interpolar os dados meteorológicos horizontalmente para o seu modelo de domínio. A saída deste programa é utilizada como entrada para o WRF (SKAMAROCK et al., 2008).

Já no sistema de processamento (WRF), o modelo WRF tem duas grandes classes de simulações, de acordo com o tipo de dados gerados, ideais ou reais. O módulo WRF é composto por dois programas. O primeiro (*real.exe*) interpola verticalmente os dados sobre as coordenadas do modelo. Este programa processa todos os arquivos de dados gerados pelo metgrid em um único arquivo para cada domínio de grade. O segundo programa (*wrf.exe*) faz a integração numérica propriamente dita, gerando a simulação do modelo. Este módulo possui um núcleo dinâmico que resolve as equações de Euler não- hidrostáticas em uma atmosfera totalmente compressível em coordenada vertical η que segue a altura do terreno esquematizado na Figura 2. Todos os cálculos que são executados pelo modelo para simular a atmosfera são baseados em um conjunto de equações que governam o comportamento atmosférico. Este sistema de equações não pode ser resolvido analiticamente sem as aproximações comumente realizadas. As Equações utilizadas pelo modelo WRF estão expressas em 4.1.1.3 (SKAMAROCK et al., 2008).

No sistema de pós-processamento (ARW) se realiza interpolação vertical adequada à grade do modelo, com a coordenada vertical sigma ao invés de pressão. O ARW é um programa Fortran que lê a entrada do arquivo WRF e gera arquivos de saída para o GrADS (*Grid Analysis and Display System*). O módulo ARW é composto unicamente pelo programa ARWpost.exe (SKAMAROCK et al., 2008).

3.1.2 Área de estudo e características geoclimáticas

A República de Angola fica situada na costa ocidental da África Austral, a Sul do Equador, entre os paralelos 4° 22' e 18° 02' Sul e os meridianos 12° e 24° Este . Angola é constituída, principalmente, por um maciço de terras altas, limitado por uma estreita faixa de terra baixa cuja altura varia entre os 0 e os 200 metros. Acima dos 200 metros encontram-se as montanhas e os planaltos sendo a maior altitude 2620 metros. A localização do território na borda ocidental da África expõe o país a uma dupla influência de domínios oceânicos e continentais. Dois processos ativos controlam a circulação geral da atmosfera no território: O anticiclone do Atlântico Sul e da zona de convergência intertropical, (ITCZ). Fatores como a corrente fria de Benguela a altitude e proximidade ao mar influenciam as condições atmosféricas da região particularmente nos campos de temperatura e de vento (SILVEIRA, M. 1967). Foram selecionadas seis (6) localidades do território de Angola para a presente

pesquisa: Luanda, Uíge, Saurimo, Luena, Huambo e Lubango cujo os códigos internacionais de identificação e as coordenadas geográficas estão sumarizadas na Tabela 1 e espacializadas na Figura 5.

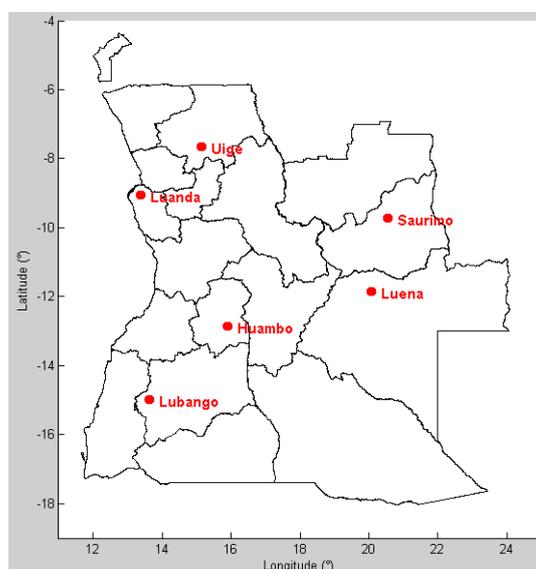
Tabela 1 – Identificação das estações meteorológicas selecionadas

Estação	Código WMO	Código ICAO	Latitude	Longitude	Altitude
Luanda	66160	FNLU	08° 51' S	13° 14' E	74 m
Uíge	66140	FNUG	07° 35' S	15° 00' E	826 m
Saurimo	66226	FNSA	09° 40' S	20° 23' E	1096 m
Luena	66285	FNUE	11° 47' S	19° 55' E	1 357 m
Huambo	66118	FNHU	12° 48' S	15° 45' E	1 700 m
Lubango	66390	FNUB	14° 55' S	13° 34' E	1 763 m

Fonte: INAMET, 2014.

Segundo Silveira, M (1967) o território de Angola é caracterizado por quatro regiões climáticas. Neste estudo as localidades selecionadas estão distribuídas em regiões climáticas diferentes, nomeadamente, Luanda em clima tropical seco, Uíge e Saurimo tropical úmido, e Luena, Huambo e Lubango em região de clima modificado pela altitude.

Figura 5 – Distribuição espacial das estações selecionadas



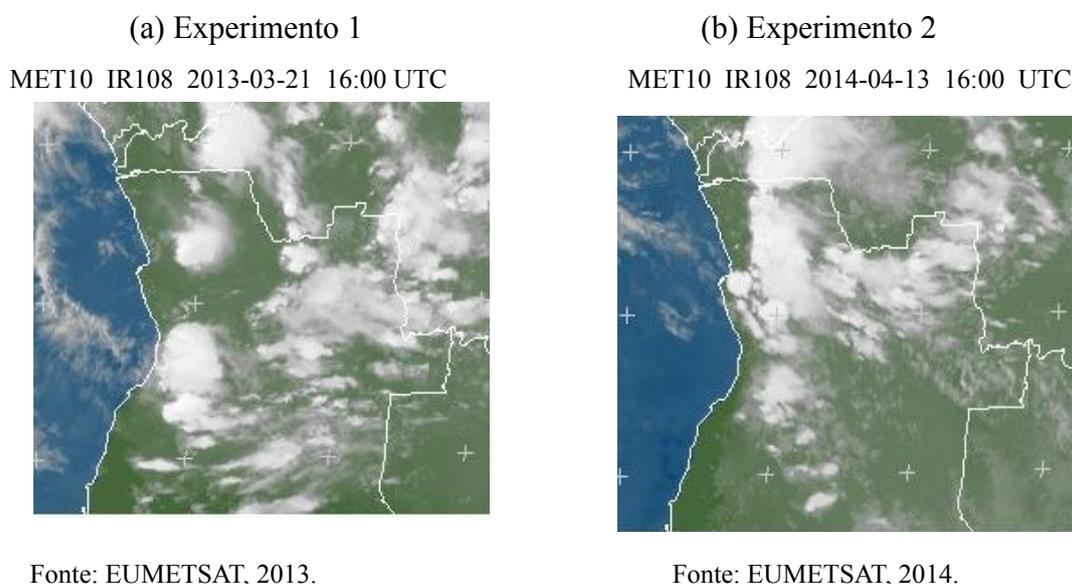
Fonte: Autor, 2014.

3.1.3 Período de estudo e variáveis meteorológicas analisadas

Foi estabelecido o período das 00.00 h UTC de 19 às 06.00 h UTC de 23 de março de 2013 referente ao experimento 1 e, o período das 00.00 h UTC de 12 às 06.00 h UTC de 16 de abril de 2014 referente ao experimento 2.

Esses períodos foram escolhidos por ter havido condições atmosféricas de instabilidade em várias localidades do território estudado, segundo os dados das observações de superfície. A Figura 6, ilustra exemplos da configuração sinótica típica dos períodos estudados representadas pelas características das nuvens presentes nas imagens do satélite METEOSAT, onde é notável atividade convectiva.

Figura 6 – Exemplos da situação sinótica reinante nos períodos estudados



Foram objeto de estudo três variáveis meteorológicas de realce na previsão de tempo operacional nomeadamente: Temperatura máxima do ar (°C), temperatura mínima do ar (°C) e a precipitação acumulada (mm).

3.1.4 Recursos computacionais

O modelo foi integrado numa plataforma Linux, com CPU INTEL core i7 3,4 Ghz, memória 8 Gb, disco rígido 1 Tb, dotada com o sistema operacional Ubuntu na versão 12.10.

A versão do sistema de modelação numérica da atmosfera WRF utilizada foi a 3.5 liberada em Abril de 2013.

Foi utilizado o aplicativo WRF Portal para configuração dos domínios e dos *namelist*. disponível no site <http://esrl.noaa.gov/gsd/wrfportal/> de forma livre.

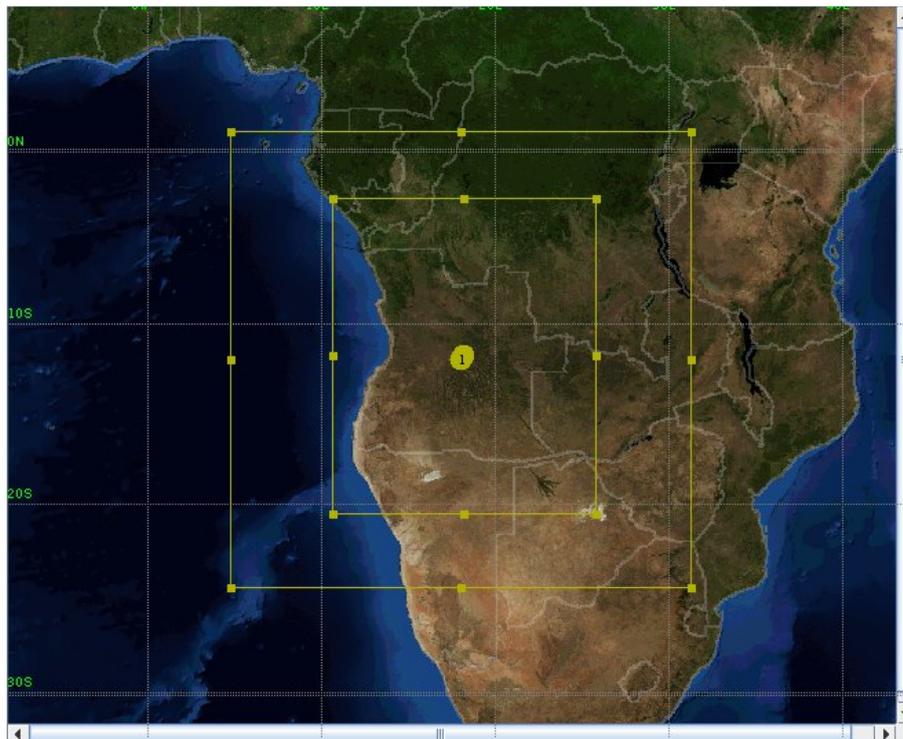
O aplicativo GrADS na versão 2.0.1 foi utilizado como sistema de visualização de dados. O GrADS é uma ferramenta computacional interativa para a análise e exibição de dados de ciência da Terra, disponível <http://grads.iges.org/grads/downloads.html>, de forma livre.

Foi ainda utilizado o aplicativo EVS (*Ensemble Verification System*) para a geração de gráficos do tipo *box plot*, na versão 5.0 liberada em maio de 2013. O EVS é uma ferramenta estatística baseada em Java, projetado para verificar previsões hidrológicas e hidrometeorológicas por *ensemble*, de variáveis como temperatura, precipitação, vazão e outras (BROWN, 2013). O EVS é um software aberto disponível no site <http://amazon.nws.noaa.gov/ohd/evs/evs.html>.

3.1.5 Processamento do modelo WRF e dados de controle das previsões

O WRF foi processado no modo real, e nessas circunstâncias o modelo necessita das áreas de fronteira lateral que representam, dentro do possível, as condições realísticas da atmosfera. Estas são fornecidas por um modelo numérico em escala global de baixa resolução que fornecem as previsões para vários dias. O estado inicial é obtido por interpolação espacial dos dados de análise do modelo global, onde é feita uma interpolação horizontal, em relação às variáveis meteorológicas (altura geopotencial, vento, temperatura, razão de mistura) em cada nível isobárico, e em relação às variáveis da superfície (pressão atmosférica, “*skin temperature*”) e dos níveis do subsolo (temperatura e umidade). O processamento do modelo WRF foi realizado com uso das condições iniciais e de contorno, resultantes do modelo global GFS (*Global Forecast System*) obtidos via internet <http://dss.ucar.edu/datasets/ds083.2/>, no formato GFS e da temperatura da água do mar referente ao dia anterior do início do período de integração obtido pelo site <http://nomads.ncep.noaa.gov/pub/data/nccf/com/gfs/prod/>. Todas as simulações foram efetuadas com 2 grades aninhadas (Figura 7) geradas pelo aplicativo WRF Portal. A grade exterior do modelo cobre uma área horizontal de 120 x 90 pontos com uma resolução de 30 km centrada no ponto de 12 ° S de latitude e 18° E de longitude este. A grade aninhada centrada com a grade exterior com uma área de 178 x 172 .

Figura 7 – Ilustração dos domínios do modelo WRF utilizados



Fonte : Autor, 2014.

pontos e 10 km de resolução. As duas grades usaram 32 níveis verticais. Topografia usada nas simulações foi de MODIS com resolução de 30 segundos. Somente os resultados do segundo domínio foram analisados.

As simulações do modelo foram feitas para períodos de 102 horas , entre as 00.00 UTC de 12 às 06.00 UTC de 24 de março de 2013 referente ao experimento 1 e entre as 00.00 UTC de 12 às 06.00 UTC de 16 de abril de 2014 para o experimento 2. Somente 96 horas foram analisadas , sendo as primeiras 06 horas consideradas de adaptação dos modelos (*spin in*).

As variáveis meteorológicas selecionadas foram analisadas em cada ponto de grade para os períodos dos dois experimentos.

Para o controle das previsões foram utilizados dados da temperatura máxima e mínima do ar e da precipitação acumulada gerados pelas estações meteorológicas automáticas (EMA) e convencionais foram coletados da base de dados do Instituto Nacional de Meteorologia e Geofísica de Angola (INAMET), para os dois períodos de estudos, alguns disponíveis no site <http://inamet.no-ip.org>.

3.2 Métodos

3.2.1 Criação dos membros do ensemble

Stensrud (2000), sugere em seu experimento que a variação da física do modelo (ensemble multi física) é um método razoável e potencialmente poderoso para formação de membros de um ensemble, porque existem incertezas nas parametrizações físicas utilizadas em qualquer modelo. Este método consiste em manter as condições iniciais e perturbar a física do modelo. Para a configuração dos membros do ensemble empregou-se combinação de diferentes parametrizações de microfísica (WSM3, WSM6, New Thompson e Morrison 2), camada limite (Yonsei University e ACM2) e cúmulos (Kain Fritch e Grell-Devenyi), prefazendo um total de dezesseis (16) membros, sumarizados na Tabela 2. Essas parametrizações foram adotadas por terem sido utilizadas em estudos na região da África Austral com resultados satisfatórios (FALL. et al., 2007). As demais parametrizações físicas foram mantidas as padronizadas pelo modelo.

Tabela 2 – Membros do ensemble

Ensemble		Parametrização Física		
Nº	Membro	Microfísica (MP)	Camada Limite (PBL)	Cúmulos (CP)
1	W3_YU_KF	WSM3	Yonsei University	Kain Fritch
2	W3_YU_GD	WSM3	Yonsei University	Grell-Devenyi
3	W3_A2_KF	WSM3	ACM2	Kain Fritch
4	W3_A2_GD	WSM3	ACM2	Grell-Devenyi
5	W6_YU_KF	WSM6	Yonsei University	Kain Fritch
6	W6_YU_GD	WSM6	Yonsei University	Grell-Devenyi
7	W6_A2_KF	WSM6	ACM2	Kain Fritch
8	W6_A2_GD	WSM6	ACM2	Grell-Devenyi
9	NT_YU_KF	New Thompson	Yonsei University	Kain Fritch
10	NT_YU_GD	New Thompson	Yonsei University	Grell-Devenyi
11	NT_A2_KF	New Thompson	ACM2	Kain Fritch
12	NT_A2_GD	New Thompson	ACM2	Grell-Devenyi
13	MO_YU_KF	Morrison 2	Yonsei University	Kain Fritch
14	MO_YU_GD	Morrison 2	Yonsei University	Grell-Devenyi
15	MO_A2_KF	Morrison 2	ACM2	Kain Fritch
16	MO_A2_GD	Morrison 2	ACM2	Grell-Devenyi

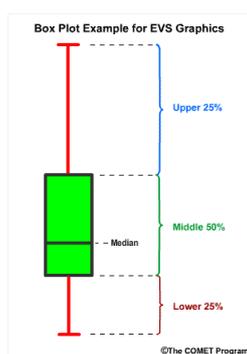
Fonte: Autor, 2014.

3.2.2 Avaliação das previsões

Foi utilizado o atributo confiabilidade para avaliação do desempenho do ensemble. A confiabilidade do ensemble médio foi avaliada com base em duas métricas: Primeiro pelos *box plots* modificados por Brown (2013). Os *box plots* são gráficos que na sua versão mais comum apresentam as informações contidas nos quartis, nos pontos extremos dos dados e a mediana das observações, permitindo, fazer a comparação entre casos de forma visualmente fácil e, são especialmente úteis quando vários deles são colocados lado a lado.

O gráfico *box plot* (Figura 8) é formado por uma caixa construída paralelamente ao eixo da escala dos dados (pode ser horizontal ou vertical), que corresponde a seção verde e representa 50% dos membros das previsões em que o limite superior da seção indica o percentil de 75% dos dados e o limite inferior indica o percentil de 25%. As hastes vermelhas acima e abaixo da caixa são chamadas de bigodes e tem a função de mostrar até onde se observaram dados e representam a mais alta e a mais baixa dos 25% dos valores das previsões (COMET, 2010).

Figura 8 – Exemplo de *box plot* convencional



Fonte: COMET, 2010.

Neste trabalho, os *box plots* foram gerados pelo aplicativo EVS (*ensemble Verification System*) que faz uso de uma versão modificada de *box plots* estruturados em decis, em que a caixa verde contém 60% dos dados centrais das previsões tendo como o limite inferior o 2º decil e o superior o 8º decil e as hastes vermelhas inferior e superior representam 20% das previsões mais baixas e mais altas respectivamente (BROWN, 2013),

exemplificado na Figura 9. Para este caso concreto, as caixas verdes contêm dez (10) previsões, enquanto que as hastes vermelhas inferiores e superiores representam três (3) previsões cada.

Figura 9 – Exemplo do *box plot* modificado do EVS



Fonte: Adaptação do autor, 2014.

Os *box plots* são utilizados para avaliar dois aspectos importantes da relação entre as observações e previsões:

Primeiro a existência e distribuição de espalhamento apropriado nas previsões por conjunto; Segundo a existência de Viés na previsão.

Nos *box plots* os valores observados são plotados no eixo x e os erros das previsões no eixo y, sendo que o eixo x corresponde a linha de erro zero ou seja o local onde as observações e previsões coincidem.

Num sistema de previsão bem calibrado a secção verde do gráfico de caixa deve intersectar a linha de zero 50% do prazo de previsão, e as hastes vermelhas superiores e inferiores devem cada intersectar a linha de zero 25% do prazo. A distribuição das seções verdes e as hastes vermelhas, nunca devem estar completamente acima ou abaixo da linha zero (COMET, 2010).

A segunda métrica, foi a avaliação pela discrepância entre o RMSE e o SPRD proposto por Buizza et al., (1997). A discrepância entre o RMSE do conjunto e o espalhamento do conjunto é uma boa medida de confiabilidade estatística para sistemas de previsão ensemble. Para um sistema de previsões por conjunto ser confiável esta discrepância deve ser baixa, grande diferença entre os dois indica inconsistência estatística.

A análise da sensibilidade às mudanças físicas foi feita com base na influência relativa das diferentes parametrizações no viés (EVANS, et al., 2011).

O desempenho das previsões determinísticas foi determinado com base na análise do ranking o RMSE.

Foram utilizadas as seguintes métricas para validar os resultados obtidos das simulações :

Ensemble médio (EM) - É a forma mais simples de se obter informações sobre a previsão ensemble. O EM é o cálculo da média das previsões que considera que a probabilidade de ocorrência seja igual para todos os membros e em cada ponto de grade o valor é dado por :

$$EM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i \quad (11)$$

onde :

P – valor simulado pelo modelo;

N – número membros do *ensemble*;

i – indicativo do ponto de grade.

O Erro médio (Viés) - O Viés (erro médio) mede a diferença entre a média de um conjunto de previsões e observações correspondentes. O Viés da previsão média do conjunto é calculado como a seguir :

$$Viés = \sum_{i=1}^N (P_i - O_i) \quad (12)$$

onde:

P – valor simulado pelo modelo;

O – valor observado pela EMA;

N – número membros do *ensemble*;

i – indicativo do ponto de grade.

O Viés fornece uma medida do EM de primeira ordem nas previsões, e pode ser positivo, zero ou negativo. Um erro médio positivo denota superestimação e um negativo erro médio denota subestimação. Um erro médio de zero denota a ausência de Viés e a previsão é perfeita.

Root mean square error (RMSE) - O RMSE possibilita a medida da qualidade do *ensemble* médio, é dada pela diferença média dos quadrados dos dados das observações e os previstos pelos modelos. O RMSE é um método para análise da dispersão dos dados. O valor de melhor ajuste acontece quando RMSE é igual a zero.

O RMSE fornece uma indicação do "desvio médio" entre a previsão valor e uma observação em unidades reais. O RMSE do conjunto para cada ponto de grade é calculado como a seguir:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2} \quad (13)$$

onde:

P – valor simulado pelo modelo;

O – dado observado pela EMA;

N – número membros do *ensemble*;

i – indicativo do ponto de grade.

Espalhamento (SPRD) - O cálculo do espalhamento do conjunto é uma maneira de medir o crescimento das perturbações ou seja, o grau de incerteza da previsão, é dado pelo desvio padrão dos membros em relação à média do conjunto e as observações de controle. Para regiões onde há menor espalhamento é atribuído maior confiabilidade à previsão e, para regiões onde o espalhamento é grande, é atribuída menor confiabilidade. O espalhamento do conjunto para cada ponto de grade é calculado como a seguir:

$$SPRD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - EM)^2} \quad (14)$$

onde:

P – valor simulado pelo modelo;

EM – *ensemble* médio;

N – número membros do *ensemble*;

i – indicativo do ponto de grade.

A probabilidade de detecção (POD) - Utilizado para a análise do desempenho da precipitação representa a probabilidade do sistema prever a ocorrência do evento, dado que o evento de fato ocorreu. O índice FAR varia de 0 a 1 e num sistema de previsão perfeito o valor é igual a 1. A comparação dos pares previsão/observação é feita através do resumo dos dados fornecidos pela Tabela 3.

$$POD = \frac{a}{a+c} \quad (15)$$

A razão de falso alarme (FAR) - Utilizado para a análise do desempenho da precipitação e indica a probabilidade de não se observar precipitação acima de um determinado limiar, dado que o sistema de previsão previu acima desse limiar. O índice FAR é calculado pela equação (4.14), sendo a comparação dos pares previsão/observação é feita através do resumo dos dados fornecidos pela Tabela 3.

$$FAR = \frac{b}{a+b} \quad (16)$$

O índice FAR varia de 0 a 1 e quanto menor o valor melhor é a performance do modelo.

Tabela 3 – Tabela de contingência para verificação da ocorrência ou não da previsão da precipitação

		Observação	
		Sim	Não
Previsão	Sim	a	b
	Não	c	d

Fonte: WILKS, 2006.

onde :

- a - Quantidade de vezes em que ocorreu o evento e sua ocorrência foi prevista.
- b - Quantidade de vezes em que não ocorreu o evento e sua ocorrência foi prevista.
- c - Quantidade de vezes em que ocorreu o evento e sua ocorrência não foi prevista.
- d - Quantidade de vezes em que não ocorreu o evento e sua ocorrência não foi prevista.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Convencionou-se neste trabalho como experimento 1 a simulação referente ao período de 19 à 23 de 2013, e experimento 2 referente ao período de 12 à 16 de abril de 2014.

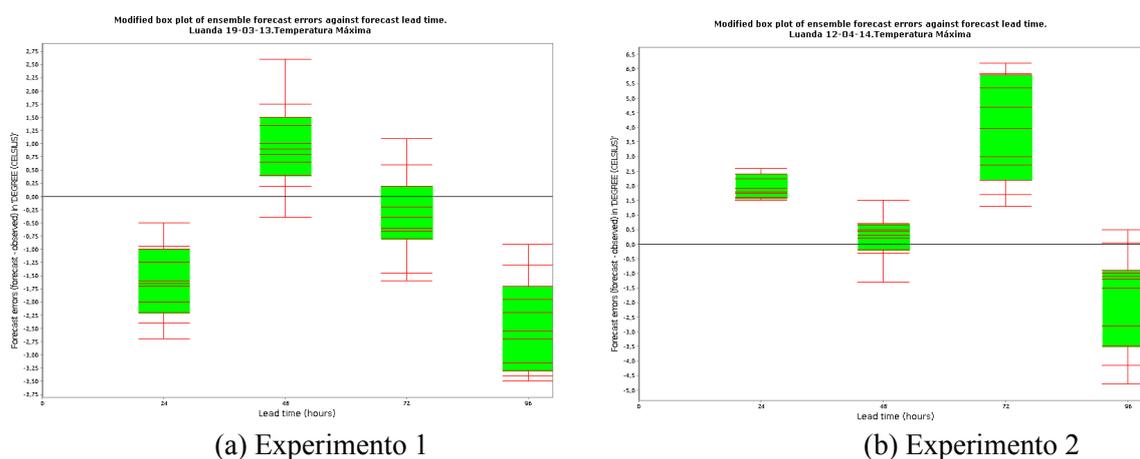
4.1 Avaliação da previsão *ensemble*

4.1.1 Temperatura máxima

4.1.1.1 Luanda

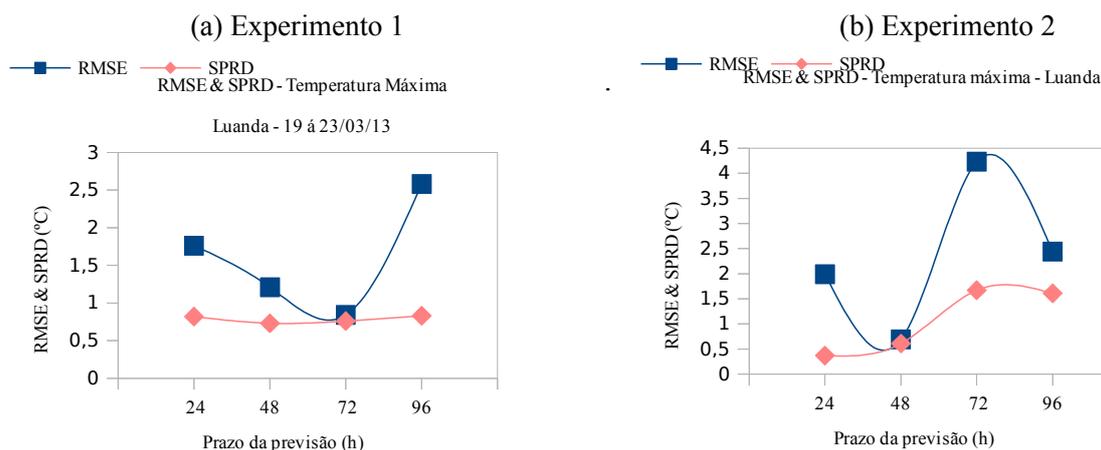
A Figura 10 apresenta os *box plots* referentes ao experimento 1 (esquerda) e ao experimento 2 (direita) da localidade de Luanda. Cada caixa do *box plot* representa um prazo de previsão (24, 48, 72 e 96 horas) e cada uma tem inserida os dados dos 16 membros do *ensemble*, sendo 10 previsões (60%) integradas na seção verde, 3 previsões (20%) na haste vermelha inferior e igualmente 3 previsões (20%) na haste vermelha superior.

Figura 10 – *Box plots* da temperatura máxima de Luanda



Fonte: Autor, 2014.

A Figura 11 apresenta a comparação entre o RMSE e SPRD, para a mesma localidade, enquanto que a Tabela 4 sumariza os parâmetros estatísticos nomeadamente o Viés, RMSE e SPRD.

Figura 11 – Comparação entre o RMSE e SPRD da temperatura máxima de Luanda

Fonte : Autor, 2014.

Tabela 4 – Valores do Viés, RMSE e SPRD da temperatura máxima de Luanda

(a) Experimento 1				(b) Experimento 2			
Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)	Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	-1,65	1,76	0,82	24 h	1,96	1,99	0,37
48 h	0,97	1,21	0,73	48 h	0,33	0,69	0,61
72 h	-0,37	0,84	0,76	72 h	3,89	4,23	1,67
96 h	-2,44	2,58	0,83	96 h	-1,84	2,44	1,61

Fonte : Autor, 2014.

No primeiro prazo (24 horas) do experimento 1 (Figura 10a), o posicionamento da caixa completamente abaixo da linha zero, sugere que a observação foi subestimada pelas 16 previsões, e pode ser confirmado pelo valor do viés negativo (-1,65 °C) da Tabela 4a . A discrepância entre o RMSE (1,76 °C) e SPRD (0,82 °C) na Figura 11a e Tabela 4a reforçam que a previsão *ensemble* para esse primeiro prazo não foi confiável. O *ensemble* deveria possuir membros com valores mais elevados para que pudessem capturar a observação.

Para o prazo de 48 horas denota-se melhoria da previsão, pois a linha zero é interseçada pela haste vermelha inferior que contém 20% das previsões com menor valor, logo 80% das previsões superestimaram o valor observado (viés 0,97 °C). Pode-se atribuir razoável confiabilidade a previsão, devido a aproximação entre os valores do RMSE (1,21 °C) e do SPRD (0,73 °C) conforme a Figura 11a e a Tabela 4a.

Já para o prazo de 72 horas, observa-se o aumento da confiabilidade da previsão, a linha de erro zero é interceptada pela seção verde que contém 60% das previsões, sugerindo uma previsão *ensemble* de elevada qualidade, resultado coerente com a baixa discrepância entre o RMSE (0,84 °C) e SPRD (0,76 °C) que apresentam valores muito próximos. O viés negativo (-0,3 °C) denota uma ligeira tendência dos membros em subestimarem a variável em análise.

Para o prazo de 96 horas, a previsão *ensemble* volta a degradar-se, a caixa não intersecta a linha zero indicando má correspondência entre previsões e a observação, com forte tendência de subestimação.

O espalhamento ao longo do período de integração apresentou-se pouco variável, conforme mostra a Figura 11a apresentando-se quase horizontal, que é coerente com o *box plot* onde denota-se fraca variação da amplitude interdecil das caixas, o que sugere a existência de pouca divergência entre os membros do *ensemble* na região. Os valores do SPRD espelhados na Tabela 4a confirmam a existência de pouco espalhamento entre os membros do *ensemble*.

No experimento 2, a previsão no prazo de 24 horas, não foi confiável, devido a má correspondência entre a previsão *ensemble* e a observação respectiva, que foi superestimada por todos membros do *ensemble* (Figura 10b), e pode ser confirmada pelo viés positivo 1,96 °C (Tabela 4b), bem como pela discrepância entre os valores do RMSE (1,99 °C) e SPRD (0,37 °C) conforme a Figura 11b e a Tabela 4b. Para o prazo de 48 horas observa-se melhoria da previsão, a seção verde cruza a linha de erro zero e é notável a aproximação entre o RMSE (0,69 °C) e o SPRD (0,61 °C), sendo a previsão para esse prazo confiável. A previsão *ensemble* volta a degradar-se para o prazo de 72 horas porque a observação não foi capturada por qualquer membro do *ensemble*. No último prazo, 96 horas da previsão *ensemble* volta a melhorar sendo a observação é capturada pela haste vermelha superior que contém 20% dos membros com valores mais elevados. O aumento da confiabilidade pode ser confirmado pela aproximação entre o RMSE (2,44 °C) e o SPRD (1,61) e pela diminuição da discrepância entre os mesmos.

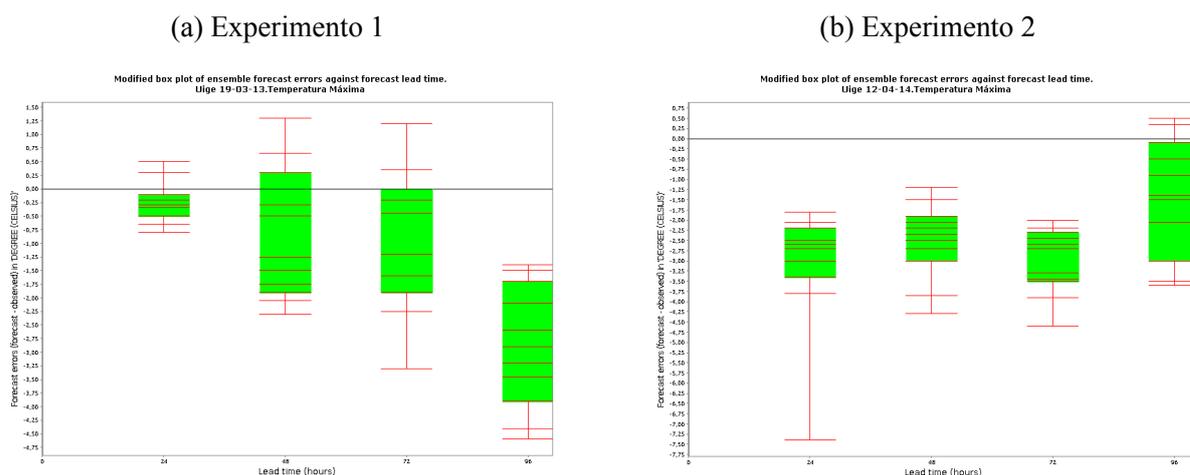
Da análise do SPRD na Tabela 4b, pode notar-se o crescimento do espalhamento com o período de integração, que é tendência normal em previsões, embora apresenta uma ligeira diminuição no último prazo.

No computo dos experimentos 1 e 2 a previsão *ensemble* apresentou somente resultados de elevada confiabilidade nos prazos de 72 horas e 48 horas respectivamente e de

confiabilidade razoável nos prazos de 72 e 96 horas, sendo que nos demais prazos não foram confiáveis. A análise do viés dois experimentos e dos *box plots*, sugerem que o modelo não apresentou uma tendência definida de erro sistemático mas, pelo fato de ter sido usados apenas dois períodos de estudo pode considerar-se como uma limitação que sugere mais testes devem ser feitos para se avaliar a natureza do erro para a localidade de Luanda.

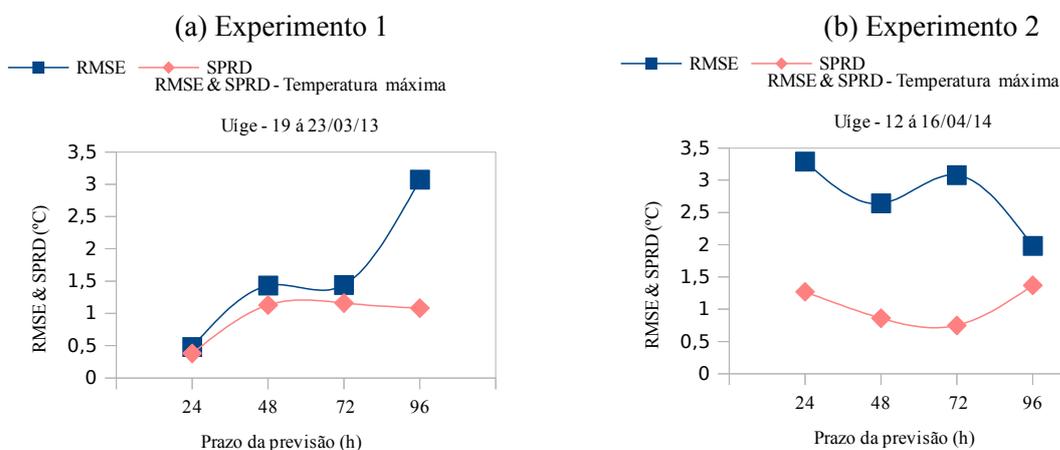
4.1.1.2 Uíge

Figura 12 – *Box plots* da temperatura máxima do Uíge



Fonte: Autor, 2014.

Figura 13 – Comparação entre o *RMSE* e *SPRD* da temperatura máxima do Uíge



Fonte: Autor, 2014.

Tabela 5 – Valores do Viés, RMSE e SPRD da temperatura máxima do Uíge

(a) Experimento 1				(b) Experimento 2			
Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)	Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	-0,28	0,48	0,38	24 h	-3,03	3,29	1,27
48 h	-0,89	1,43	1,13	48 h	-2,49	2,64	0,86
72 h	-0,85	1,44	1,16	72 h	-2,99	3,08	0,75
96 h	-2,87	3,07	1,08	96 h	-1,43	1,98	1,37

Fonte : Autor 2014.

No experimento 1, para a localidade do Uíge, a análise do *box plot* da Figura 12a nota-se que o modelo apresentou resultados confiáveis nos prazos de 24, 48 e 72 horas sendo a mais elevada de 24 horas com RMSE (0,48 °C) e SPRD (0,38 °C) enquanto que no prazo de 96 horas a previsão não é confiável porque a observação não foi capturada por qualquer membro do *ensemble*. Importa destacar que embora no prazo de 48 horas a linha de erro zero seja interceptada pela caixa verde que contém 60% das previsões, a confiabilidade do *ensemble* é ligeiramente inferior que a do prazo de 24 horas em que a mesma linha é interceptada pela haste vermelha superior que contém cerca de 20% das previsões de maior valor. Isto porque, há maior espalhamento entre os membros do *ensemble* no prazo de 48 horas retratado pela maior amplitude interdecil (Figura 12a) podendo ser evidenciado pelos valores da Tabela 5a. Pela análise do RMSE, o prazo de 24 horas apresenta um valor menor (0,48 °C) contra o de 48 horas (1,43 °C) o que confere melhor desempenho. Esse resultado é coerente com (BARKER, 1991), (MACHADO et al., 2004), que quanto maior o espalhamento dos membros do conjunto, maior é o intervalo de soluções possíveis, mas menor é o nível de confiabilidade da previsão. Um outro aspecto a ter-se em conta, é que há menor discrepância entre RMSE (0,48 °C) e o SPRD (0,38 °C) no prazo de 24 horas (Figura 13a; Tabela 5a) o que lhe confere maior confiabilidade, resultado coerente com (BUIZZA et al., 2005) para que um sistema de previsão *ensemble* seja confiável a discrepância o RMSE e o SPRD deve ser baixa.

A configuração do *box plot*, indica a tendência do modelo em subestimar os valores observados devido o posicionamento de maior parte abaixo da linha de erro zero e que pode ser confirmado pelos valores do viés (Tabela 5a).

A análise da mesma varável no experimento 2, pode notar-se igualmente a tendência do modelo em subestimar os valores observados nesta localidade. As previsões não são confiáveis nos primeiros três prazos, uma vez que as caixas estão todas abaixo da linha de

erro zero (Figura 12b), o que é concordante com a enorme discrepância entre o RMSE e SPRD, (Figura 13b) e (Tabela 5b). Nota-se ainda no *box plot* que houve melhoria da previsão no prazo de 96 horas, onde a linha de erro zero é interceptada pela haste vermelha que contém cerca de 20% dos membros do *ensemble* com maior valor. Esta situação pode ser confirmada pela Figura 13b e a Tabela 5b, com a aproximação dos valores do RMSE (1,98 °C) e SPRD (1,37 °C). Não é notório o crescimento do espalhamento com o período de integração, mas sim diminuição nos três primeiros prazos e aumento no último prazo, essa situação pode ser atribuída a situação sinótica reinante na região.

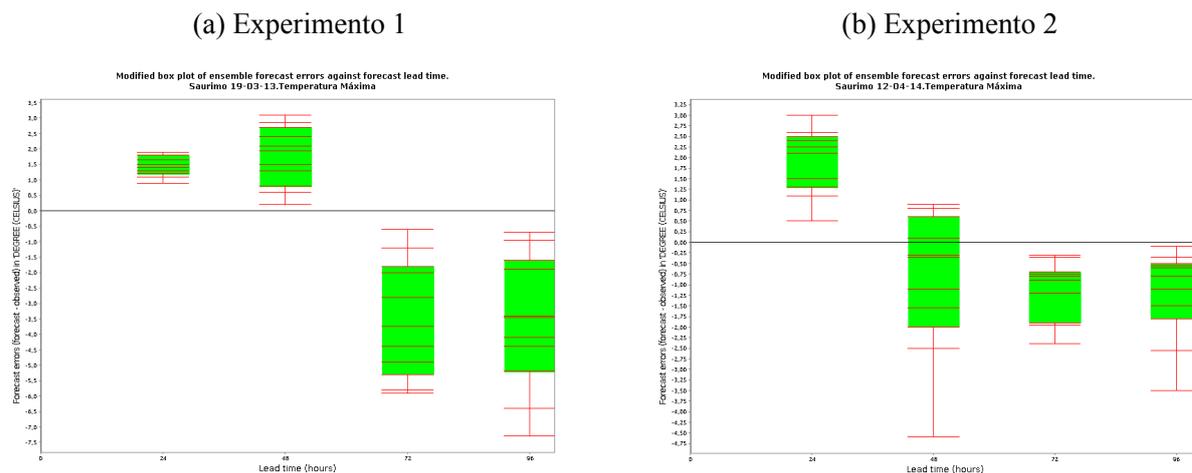
Os dois períodos de estudo apresentam de comum uma tendência do modelo em subestimar o valor observado em todos prazos de previsão, o que nos leva a sugerir que o modelo apresenta um erro sistemático para essa localidade em subestimar o valor da temperatura máxima. Vários fatores, como a topografia, condições iniciais, deficiência das parametrizações, podem concorrer para essa situação. Importa ressaltar que a observação representa uma medida pontual enquanto que as previsões de acordo com a resolução adotada neste trabalho representam a média de uma área de 100 km². Por outro lado, a localidade do Uíge está situada a 826 metros acima do nível médio do mar e, normalmente os modelos têm tendência em suavizar a topografia afetando a temperatura devido a interdependência entre altitude e temperatura. Neste caso concreto, é possível que o modelo esteja atribuindo uma altitude superior que a real conferindo valores mais baixos a variável.

4.1.1.3 Saurimo

Para a localidade de Saurimo, pode notar-se no experimento 1 (Figura 14a) nenhuma previsão foi confiável. Nos prazos de 24 e 48 horas, foram todas superestimadas (caixas acima da linha de erro zero) pelos membros do *ensemble*, enquanto que nos dois últimos prazos foram subestimadas (caixas abaixo da linha de erro zero). A discrepância entre o RMSE e SPRD (Figura 15a e Tabela 6a) confirmam a falta de confiabilidade das previsões para a localidade de Saurimo, referente a essa variável.

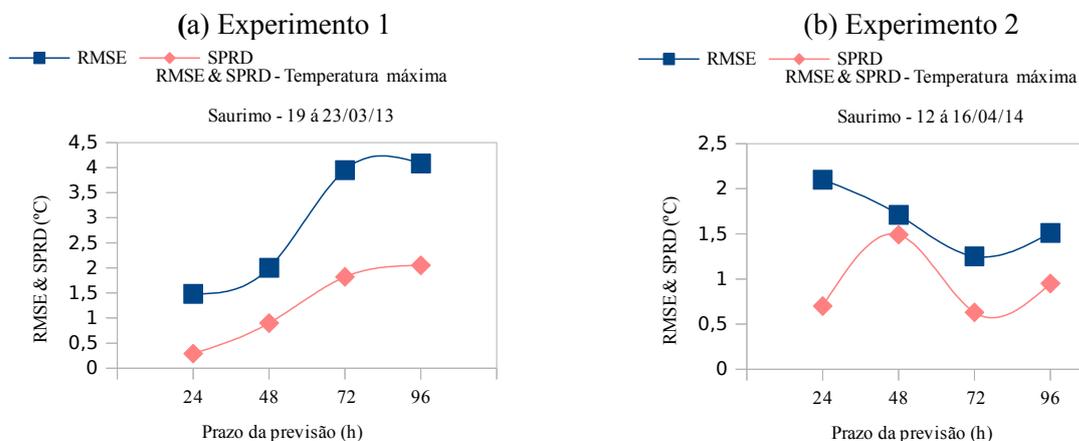
Já no segundo experimento (Figura 14b), somente no prazo 48 horas a previsão é confiável, pois a linha de erro zero foi interceptada pela seção verde que contém cerca de 60% previsões.

Figura 14 – Box plots da temperatura máxima de Saurimo



Fonte: Autor, 2014.

Figura 15 – Comparação entre o RMSE e SPRD da temperatura máxima de Saurimo



Fonte: Autor, 2014.

Tabela 6 – Viés, RMSE e SPRD da temperatura máxima de Saurimo

(a) Experimento 1				(b) Experimento 2			
Prazo da previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)	Prazo da previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	1,45	1,48	0,29	24 h	1,98	2,10	0,70
48 h	1,79	2,00	0,90	48 h	-0,85	1,71	1,49
72 h	-3,51	3,95	1,82	72 h	-1,08	1,25	0,63
96 h	-3,53	4,08	2,05	96 h	-1,18	1,51	0,95

Fonte : Autor, 2014.

Essa confiabilidade é confirmada pelos valores próximos entre o RMSE e SPRD (1,71 °C) e (1,49 °C) respectivamente. Nos demais prazos as previsões não são confiáveis porque não

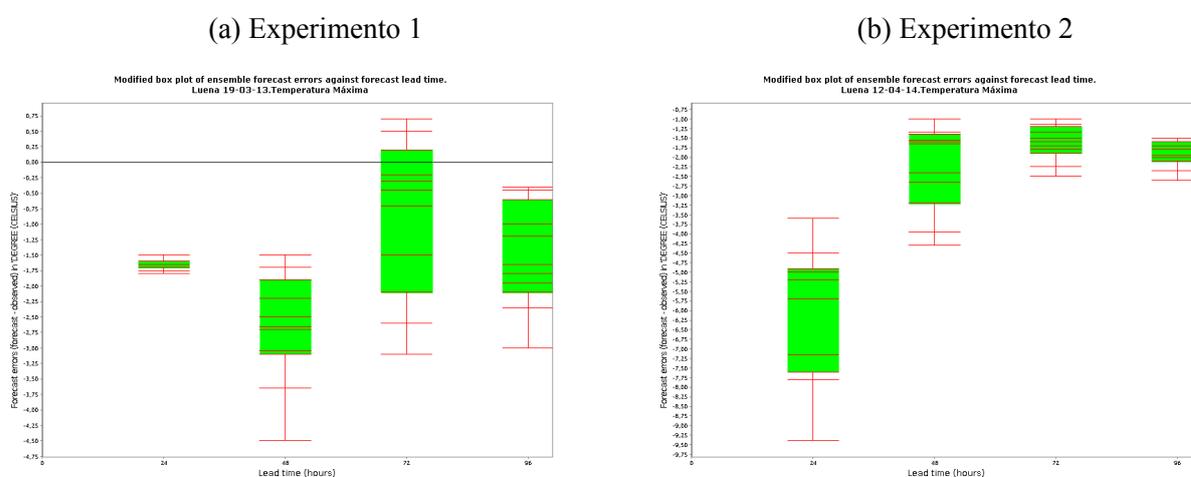
conseguem capturar as receptivas observações pelo posicionamento das caixas acima (24 horas) e abaixo (72 e 96 horas) da linha de erro zero, resultado coerente com as discrepâncias enormes entre o RMSE e SPRD, retratados na Figura 15b e Tabela 6b. Já o espalhamento, apresentou uma diminuição no prazo de 72 horas, o que pode ser devido a situação sinótica reinante na região.

Nos dois experimentos, em cinco dos prazos as observações foram subestimadas e em três superestimadas o que mostra uma ligeira tendência em o WRF subestimar essa variável nesta localidade.

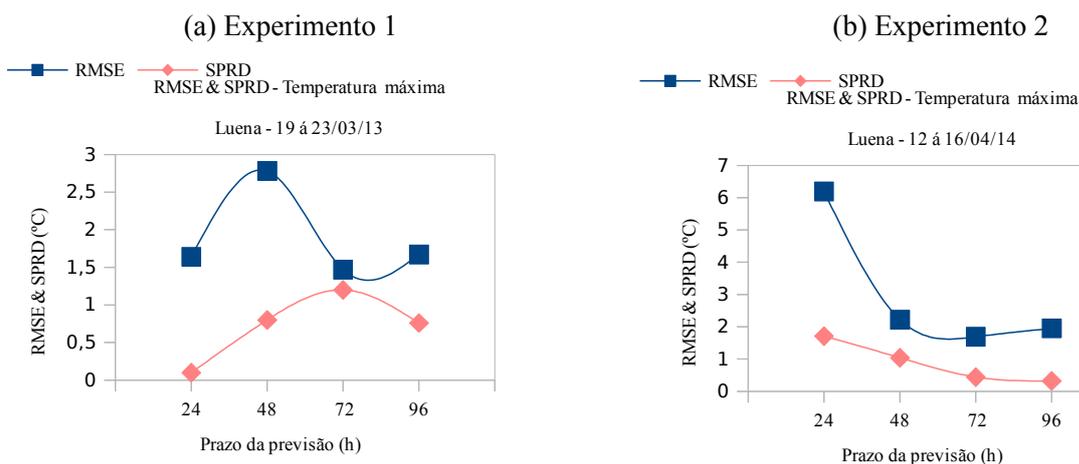
4.1.1.4 Luena

Para a localidade do Luena, a previsão *ensemble* não apresentou resultados satisfatórios para a temperatura máxima. Da análise do *box plots* Figura 16 (a) e (b) é notório que somente no prazo de 72 horas do experimento 1 a previsão apresentou-se confiável com a seção verde a intersectar a linha de erro zero e confirmada pela maior aproximação entre RMSE (1,47 °C) e SPRD (1,20 °C) conforme a Tabela 7a. Pior resultado foi no primeiro prazo (24 horas) do experimento 2 RMSE (6,19 °C) e SPRD (1,71 °C) de acordo com a Tabela 7b.

Figura 16 – Box plots da temperatura máxima do Luena



Fonte: Autor, 2014.

Figura 17 – Comparação entre o RMSE e SPRD da temperatura máxima do Luena

Fonte: Autor, 2014.

Tabela 7 – Viés, RMSE e SPRD da temperatura máxima do Luena

(a) Experimento 1				(b) Experimento 2			
Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)	Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	-1,63	1,64	0,10	24 h	-5,99	6,19	1,71
48 h	-2,66	2,78	0,80	48 h	-1,97	2,22	1,04
72 h	-0,86	1,47	1,20	72 h	-1,63	1,69	0,44
96 h	-1,49	1,67	0,76	96 h	-1,92	1,95	0,32

Fonte : Autor, 2014.

No experimento 2 é nítido a diminuição do espalhamento ao longo do período de integração que pode ser atribuído a situação sinótica reinante na região. Nota-se também que houve melhoria das previsões com o aumento do prazo de integração.

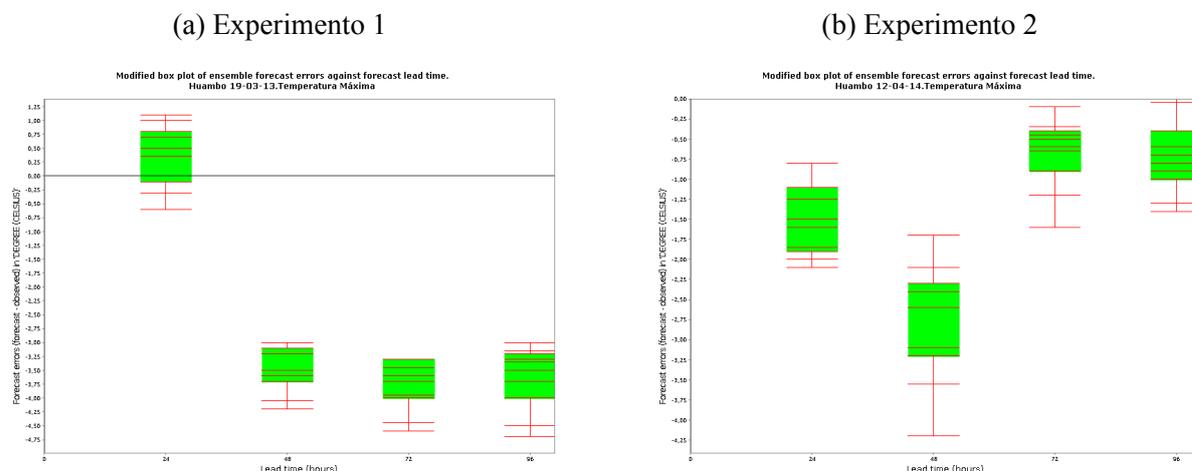
O modelo em subestimou a variável para essa localidade nos dois experimentos, o que nos leva admitir que o modelo apresenta um erro sistemático negativo para essa localidade, que pode ser devido a erro de representação da topografia por parte do modelo, ou das parametrizações utilizadas ou ainda das condições iniciais.

4.1.1.5 Huambo

No experimento 1 a previsão só é confiável no primeiro prazo 24 horas onde a seção verde intersecta a linha de erro zero (Figura 18a) o que é concordante com a análise da discrepância entre o RMSE baixo (0,65 °C) e o SPRD (0,49 °C) que é baixa, conforme se

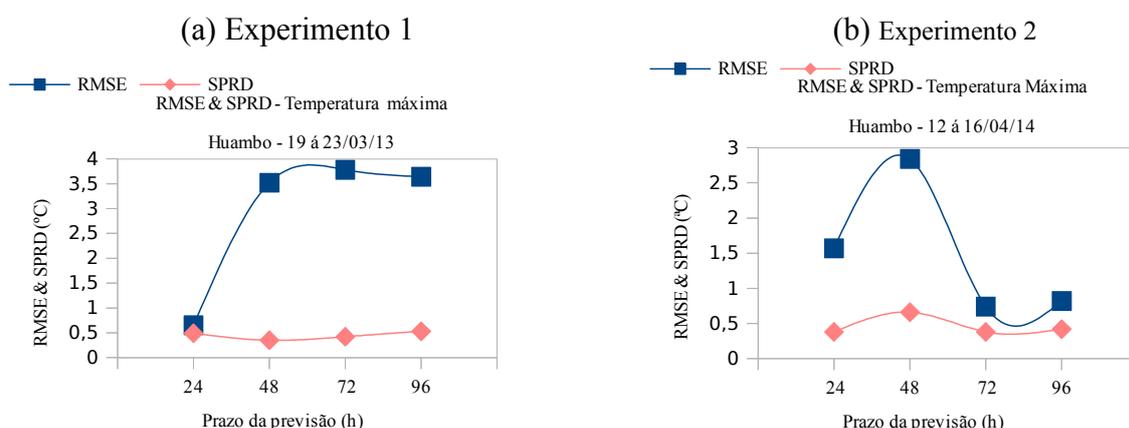
pode observar na Figura 19a e a Tabela 8a. Para os prazos de 48, 72 e 96 horas é notável a degradação das previsões com uma tendência nítida de subestimação das observações pelos

Figura 18 – Box plots da temperatura máxima do Huambo



Fonte: Autor, 2014.

Figura 19 – Comparação entre o RMSE e SPRD da temperatura máxima do Huambo



Fonte: Autor, 2014.

Tabela 8 – Viés, RMSE e SPRD da temperatura máxima do Huambo

(a) Experimento 1

Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	0,43	0,65	0,49
48 h	-3,50	3,52	0,35
72 h	-3,76	3,78	0,42
96 h	-3,60	3,64	0,53

(b) Experimento 2

Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	-1,52	1,57	0,36
48 h	-2,76	2,84	0,66
72 h	-0,64	0,74	0,38
96 h	-1,71	0,82	0,42

Fonte : Autor 2014

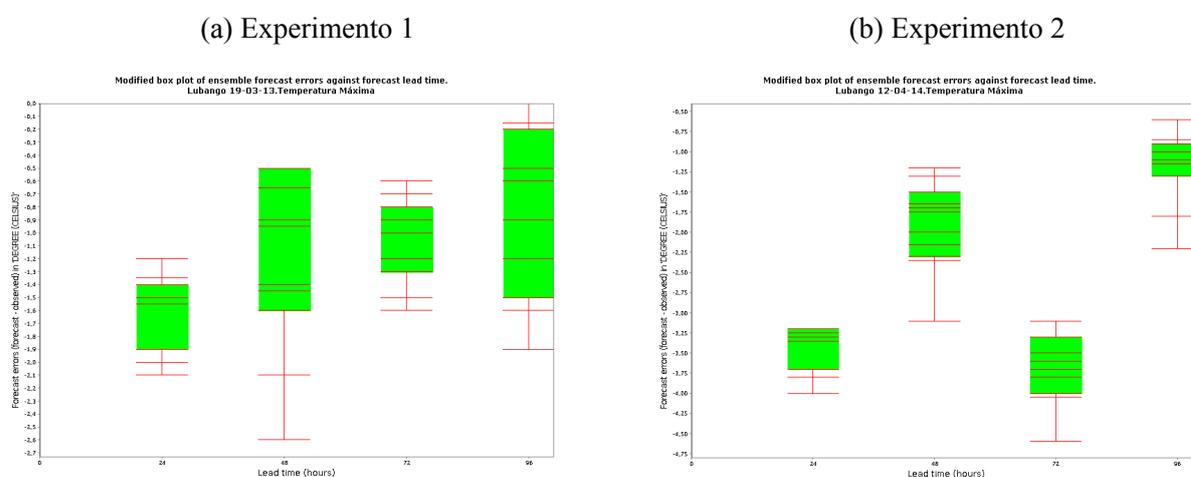
membros do *ensemble*. Neste experimento, a variação do espalhamento ao longo do período de integração foi fraco, o que sugere pouca divergência entre os membros do *ensemble*.

Para o experimento 2, as caixas estão todas posicionadas abaixo linha de erro zero, indicando má correspondência entre previsões e observações sugerindo previsões não confiáveis. Contudo, observa-se baixa discrepância entre RMSE e SPRD nos prazos de 72 e 96 horas onde as previsões apresentaram valores próximos aos observados, o que confere maior desempenho do *ensemble* nesses prazos. Neste experimento, os membros precisariam de ter valores com temperaturas mais elevadas para capturarem as observações.

Para os dois períodos de estudo, o modelo apresentou um erro sistemático de subestimar o valor da temperatura máxima para a localidade do Huambo que possui uma altitude 1700 metros acima do nível médio do mar, uma das causas pode ser a representação da topografia pelo modelo.

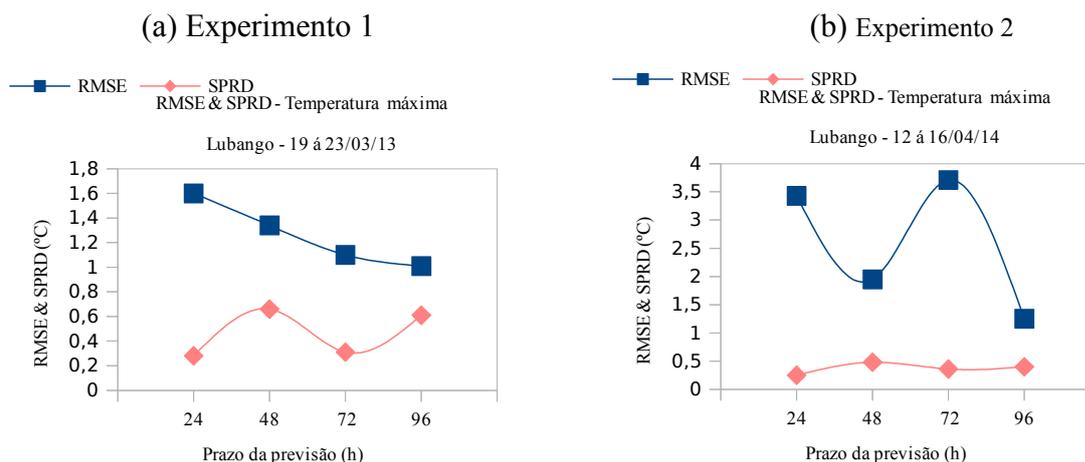
4.1.1.6 Lubango

Figura 20 – Box plots da temperatura máxima do Lubango



Fonte: Autor, 2014.

Todas as observações são subestimadas nos dois experimentos de acordo com os dados das Tabelas 9a e 9b, e as respectivas posições das caixas todas abaixo das linhas de erro zero nos *box plots* (Figura 20a e 20b), o que sugere má qualidade das previsões do *ensemble*. Os membros do *ensemble* deveriam possuir valores mais altos para capturarem as observações. Esses resultados são concordantes com os da análise das discrepâncias entre o RMSE e SPRD dos dois experimentos (Figura 21a e 21b).

Figura 21 – Comparação entre o RMSE e SPRD da temperatura máxima do Lubango

Fonte: Autor, 2014.

Tabela 9 – Valores do Viés , RMSE e SPRD da temperatura máxima do Lubango

(a) Experimento 1				(b) Experimento 2			
Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)	Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	-1,57	1,60	0,28	24 h	-3,42	3,43	0,25
48 h	-1,17	1,34	0,66	48 h	-1,89	1,95	0,48
72 h	-1,05	1,10	0,31	72 h	-3,69	3,71	0,36
96 h	-0,80	1,01	0,61	96 h	-1,19	1,25	0,40

Fonte : Autor 2014.

Melhores resultados das previsões foram alcançados no prazo de de 96 horas nos dois experimentos, onde é notável a aproximação das caixas nos *box plots* mais próximos da linha de erro zero, bem a aproximação entre os valores do RMSE e SPRD.

O erro sistemático nítido com subestimação da variável nos sugere atribuir a suavização da topografia por parte do modelo, conferindo valores de altitude mais elevado que o real.

4.1.1.7 Resumo da temperatura máxima

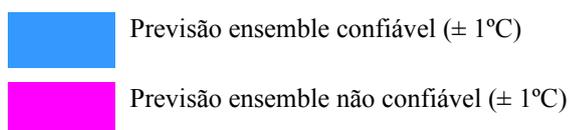
O modelo apresentou um erro sistemático em subestimar a temperatura máxima nas localidades de Uíge, Saurimo, Luena, Huambo e Lubango, onde os membros do *ensemble* em geral apresentaram valores mais baixos que os observados, e que pode ser atribuído a suavização da topografia pelo modelo, ou as parametrizações adoptadas ou ainda a erros das

condições iniciais. Para Luanda não foi possível definir a tendência do modelo apenas com esses dois experimentos.

A Figura 22, ilustra o resumo da confiabilidade da temperatura máxima por estação por prazo de previsão para o limiar de $\pm 1^\circ\text{C}$. É notável a previsão ensemble confiável para a localidade do Uíge no experimento 1.

Figura 22 – Resumo da confiabilidade da temperatura máxima por estação

Estação	Experimento 1					Experimento 2			
	24 h	48 h	72 h	96 h		24 h	48 h	72 h	96 h
Luanda	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)		Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)
Uíge	Previsão ensemble confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)		Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)
Saurimo	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)		Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)
Luena	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)		Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)
Huambo	Previsão ensemble confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)		Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)
Lubango	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)		Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)	Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)

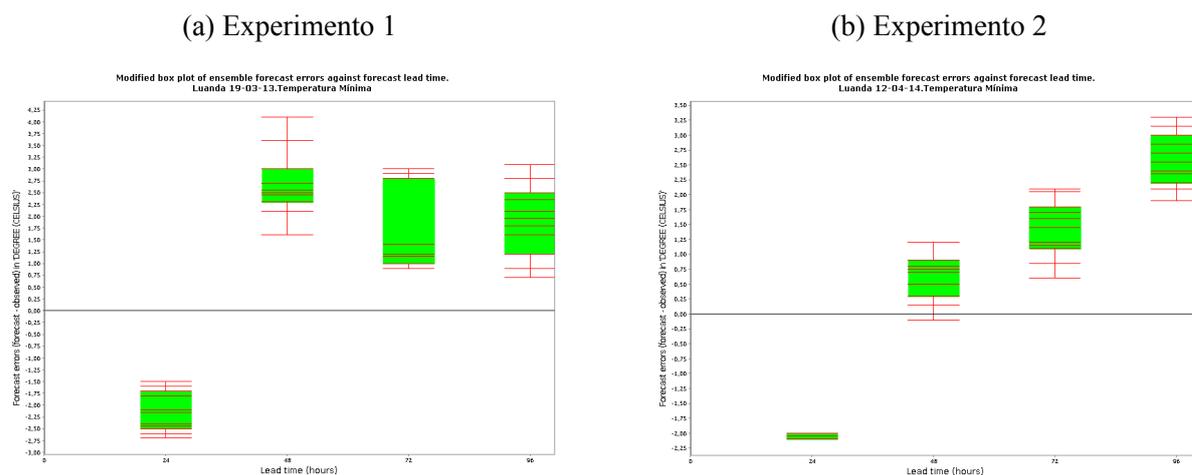


Fonte: Autor, 2014.

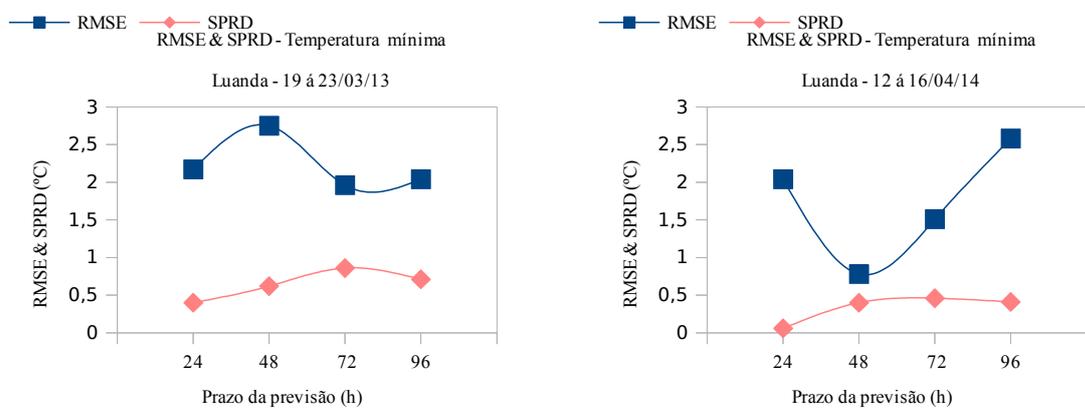
4.1.2 – Temperatura Mínima

4.1.2.1 Luanda

O *box plot* do experimento 1 (Figura 23a), sugere que a previsão *ensemble* em todos os prazos não foi confiável devido o posicionamento das caixas afastadas da linha de erro zero, e pode ser confirmado pela elevada discrepância entre o RMSE e SPRD (Figura 24a e Tabela 10a). A previsão só apresentou resultado razoavelmente confiável no prazo de 48 horas no experimento 2 onde a observação foi capturada pelas previsões com menor valor (Figura 23b), e pode ser confirmado pela aproximação dos valores do RMSE ($0,78^\circ\text{C}$) e SPRD ($0,40^\circ\text{C}$) na Figura 24b e Tabela 10b.

Figura 23 – Box plots da temperatura mínima de Luanda

Fonte: Autor, 2014.

Figura 24 – Comparação do RMSE e SPRD da temperatura mínima de Luanda

Fonte: Autor, 2014.

Tabelas 10 – Valores do Viés , RMSE e SPRD da temperatura mínima de Luanda.

(a) Experimento 1

Prazo da previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	-2,14	2,17	0,40
48 h	2,67	2,75	0,62
72 h	1,76	1,96	0,86
96 h	1,92	2,04	0,71

(b) Experimento 2

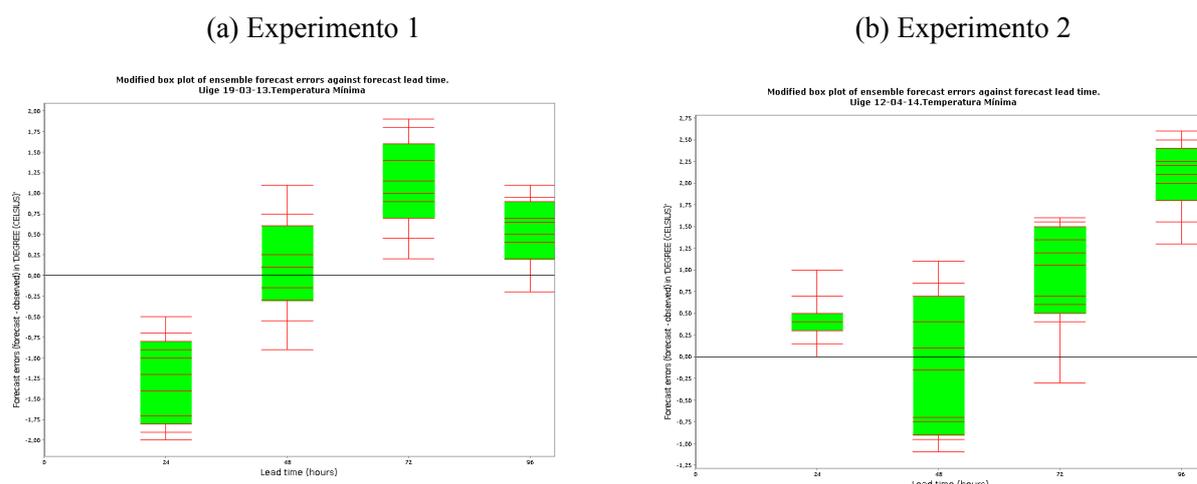
Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	-2,04	2,04	0,06
48 h	0,67	0,78	0,40
72 h	1,44	1,51	0,46
96 h	2,58	2,62	0,41

Fonte : Autor, 2014.

No primeiro prazo (24 horas) nos dois experimentos nota-se que todos os membros subestimaram os valores observados enquanto que nos demais prazos as observações foram superestimadas pelas previsões. Observa-se baixo crescimento do espalhamento com o período de integração nos dois experimentos sugerindo que houve pouca divergência entre os membros do *ensemble*. A previsão *ensemble*, não produziu resultados satisfatórios para esta localidade para a variável analisada.

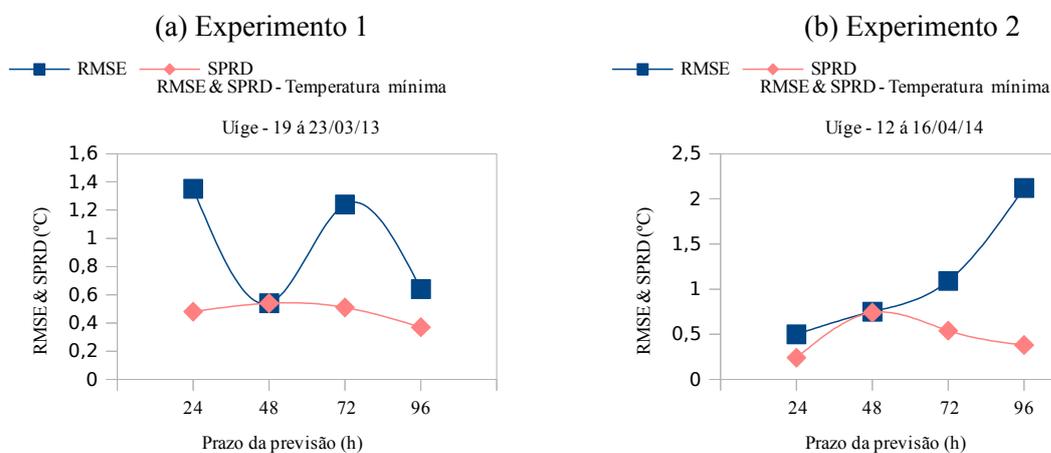
4.1.2.2 Uíge

Figura 25 – Box plots da temperatura mínima do Uíge



Fonte: Autor, 2014.

Figura 26 – Comparação entre o RMSE e SPRD da temperatura mínima do Uíge



Fonte: Autor, 2014.

Tabela 11 – Valores do Viés , RMSE e SPRD da temperatura mínima do Uíge

(a) Experimento 1

Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	-1,27	1,35	0,48
48 h	0,02	0,54	0,54
72 h	1,13	1,24	0,51
96 h	0,52	0,64	0,37

(b) Experimento 2

Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	0,45	0,50	0,24
48 h	-0,11	0,75	0,74
72 h	0,95	1,09	0,54
96 h	2,09	2,12	0,38

Fonte : Autor 2014.

Há uma nítida tendencia do modelo em superestimar a variável nos dois experimentos, pelo posicionamento das caixas nos *box plots* (Figura 25a e 25b). No experimento 1 melhores resultados estão espelhados no prazo de 24 horas onde a linha de erro zero cruza a seção verde que contém cerca de 60% das previsões, reforçado pela igualdade entre o RMSE e SPRD (0,54 °C) na Tabela 11a, o que sugere uma previsão perfeita, e no prazo de 96 horas onde os membros do *ensemble* situados na faixa vermelha que contém os 20% das previsões mais baixas cruzam a linha de erro zero.

No segundo experimento a previsão *ensemble* apresentou resultado mais confiável no prazo de 48 horas onde os valores do RMSE (0,75 °C) e SPRD (0,74 °C) são próximos (Tabela 11b) e a caixa verde intersesta a linha de erro zero (Figura 25b). Para os prazos de 24 e 72 horas a previsão *ensemble* apresenta confiabilidade razoável, conforme a análise do *box plots* onde denota-se que as observações são capturadas pelos membros do *ensemble* com valores mais baixos, resultado que são coerentes com discrepância entre o RMSE e SPRD que são baixas nos dois casos conforme a Figura 26b e a Tabela 11b.

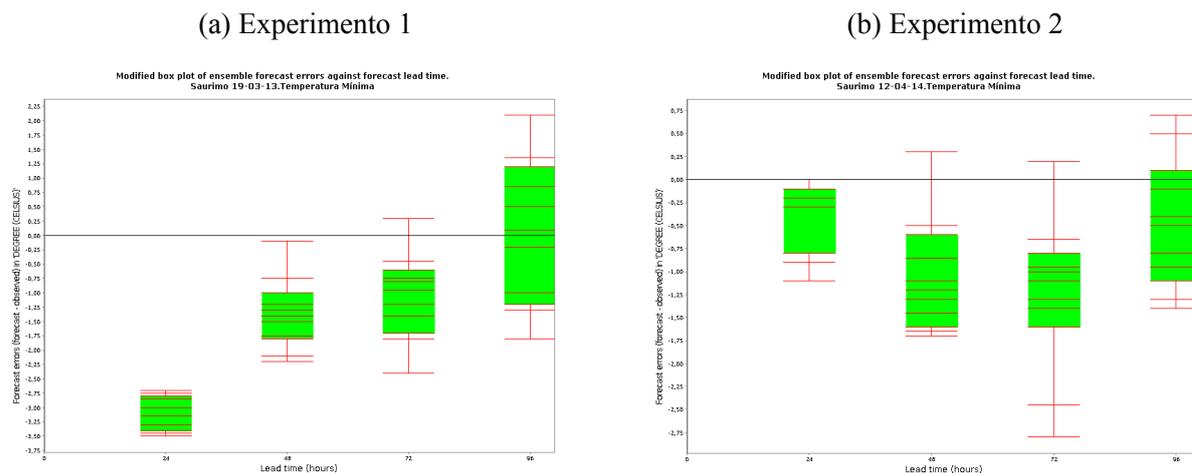
Notou-se para os dois experimentos espalhamento dos membros (Tabela 11a e 11b), apresentam variação reduzida o que sugere não haver suficiente divergência entre os membros e que por outro lado pouco cresceu com o aumento do prazo de integração o que pode ser devido a situação sinótica na região.

A variável foi razoavelmente representada pelo *ensemble* nesta localidade.

4.1.2.3 Saurimo

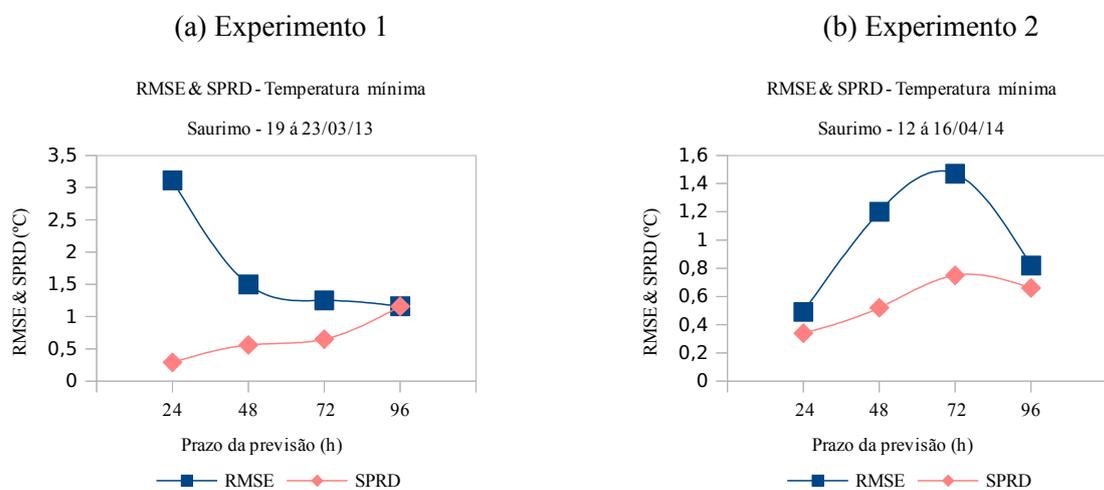
No experimento 1 (Figura 27a), há um aumento da qualidade da previsão com o aumento do prazo de integração, o que não é normal que pode ser devido a situação sinótica reinante na região.

Figura 27 – Box plots da temperatura mínima de Saurimo



Fonte: Autor, 2014.

Figura 28 – Comparação entre o RMSE e SPRD da temperatura mínima de Saurimo



Fonte : Autor, 2014.

Tabela 12 – Valores do Viés , RMSE e SPRD da temperatura mínima de Saurimo

(a) Experimento 1

Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	-3,10	3,11	0,29
48 h	-1,39	1,50	0,56
72 h	-1,07	1,25	0,65
96 h	0,04	1,16	1,16

(b) Experimento 2

Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	-0,36	0,49	0,34
48 h	-1,07	1,20	0,54
72 h	-1,27	1,47	0,75
96 h	-0,48	0,82	0,66

Fonte : Autor, 2014.

A previsão *ensemble* apresentou confiabilidade razoável no prazo de 72 horas, com a linha de erro zero sendo intersetada pela haste vermelha que contém cerca de 20% das previsões de maior valor, confirmado pela aproximação dos valores do RMSE (1,25 °C) e SPRD (0,65 °C), expressos na Tabela 12a. Para o prazo de 96 horas a previsão é perfeita, tanto na avaliação determinística com RMSE e SPRD com valores iguais 1,56 °C (sobrepostos na Figura 28a) e com viés 0,04 °C, como na avaliação probabilística, onde a linha de erro zero é intersetada pela mediana da seção verde que contém 60% das previsões. A configuração do *box plot* sugere que a tendência do modelo em subestimar a variável, que é coerente com os resultados do Viés retratados na Tabela 12a.

No experimento 2 (Figura 27b), a linha de erro zero são intersetadas pelos valores elevados da previsões contidas nas hastes vermelhas nos três primeiros prazos e no ultimo prazo pela seção verde da caixa. Denota-se pelo posicionamento das caixas a nítida tendência do modelo subestimar a variável nesta localidade, o que coerente com os valores do Viés da Tabela 12b. As previsões têm maior confiabilidade no prazo de 96 horas com RMSE (0,82 °C) e SPRD (0,66 °C) próximos, seguida do prazo de 24 horas com RMSE (0,49 °C) e SPRD (0,34). Neste experimento é de realçar a qualidade das previsões nos prazos de 48 e 72 horas são menos confiáveis que no prazo de 24 h, porque o espalhamento é menor neste caso (0,34 °C), apesar de só o extremo superior da haste intersetar a linha de erro zero no *box plot*.

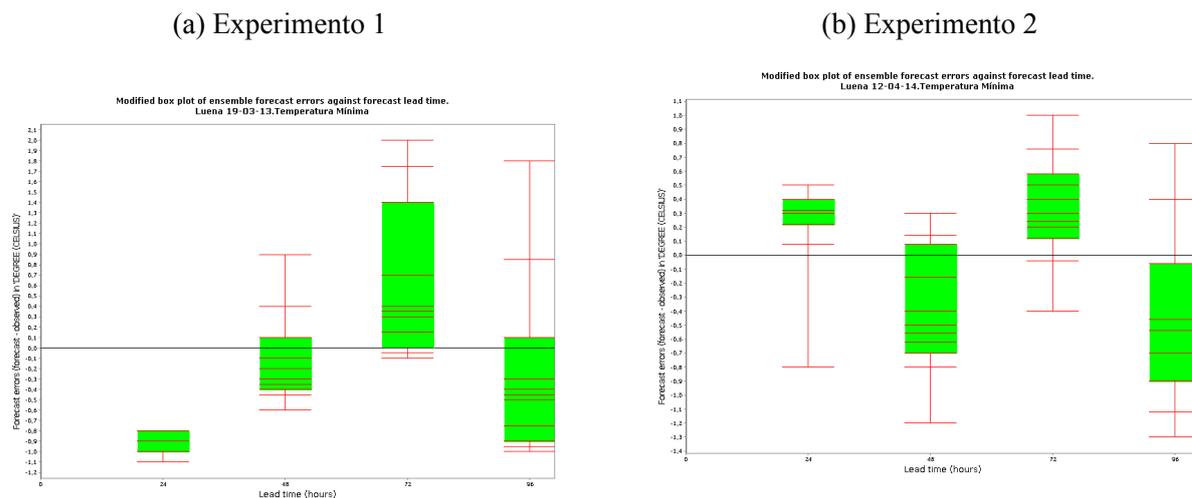
Nestes dois experimentos apesar de não ter sido confiável a previsão do prazo de 24 e 48 horas do experimento 1, no computo geral podemos afirmar que está variável foi satisfatoriamente representada pelo *ensemble* e, com nítida tendência de subestimação do valor nesta localidade.

4.1.2.4 Luena

Da análise da Figura 29a e 29b, nota-se que com exceção do prazo de 24 horas do experimento 1, nos demais prazos dos dois experimentos todas observações foram capturadas pelos membros do *ensemble*. Contudo, os baixos valores do RMSE atribuem um grau de elevada confiabilidade das previsões da temperatura mínima para os dois períodos de estudo, assim como a baixa discrepância entre os RMSE SPRD de todas previsões.

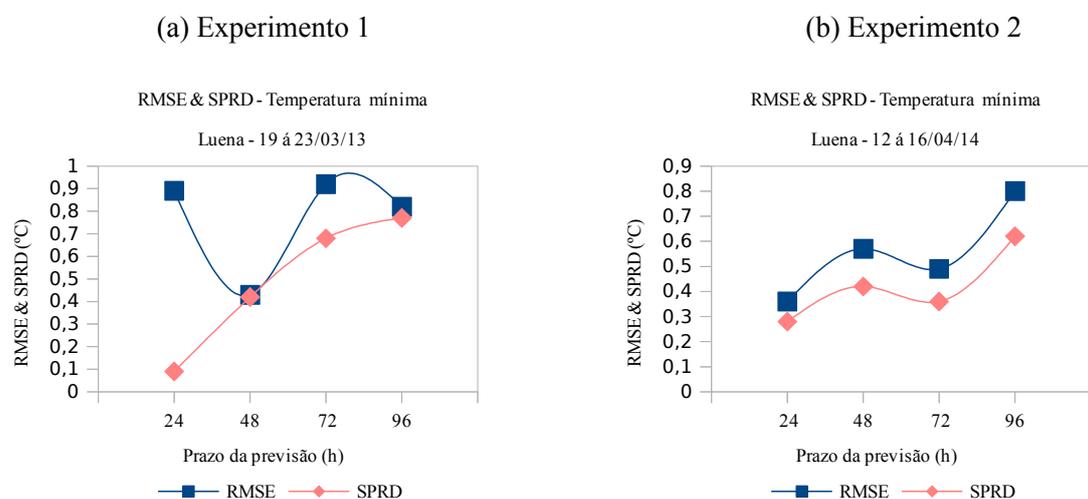
Nota-se ligeira tendencia para subestimação dos dados observados, segundo a análise disposição das seção do *box plots* e da análise do viés (Tabela 13) os valores são superestimados apenas no prazo de 72 horas nos dois experimentos.

Figura 29 – Box plots da temperatura mínima do Luena



Fonte: Autor, 2014.

Figura 30 – Comparação entre o RMSE e SPRD da temperatura mínima do Luena



Fonte: Autor, 2014.

Tabela 13 – Viés, RMSE e SPRD da temperatura mínima do Luena

(a) Experimento 1				(b) Experimento 2			
Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)	Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	-0,88	0,89	0,09	24 h	0,23	0,36	0,28
48 h	-0,10	0,43	0,42	48 h	-0,38	0,57	0,42
72 h	0,62	0,92	0,68	72 h	0,33	0,49	0,36
96 h	-0,26	0,82	0,77	96 h	-0,51	0,80	0,62

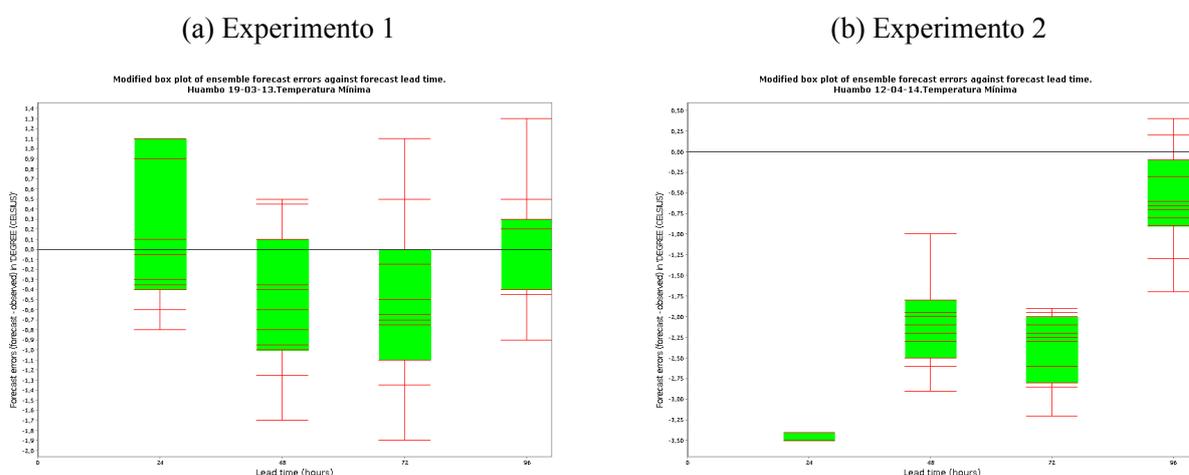
Fonte : Autor 2014 .

Há ligeiro aumento do SPRD com o prazo de integração nos dois experimentos. A variável temperatura mínima na localidade de Luena foi representado satisfatoriamente nos dois experimentos com tendencias de subestimação

4.1.2.5 Huambo

No experimento 1 (Figura 31a), nota-se que o espalhamento adequado dos membros do *ensemble* permitiu a captura de todas observações pelas previsões em todos os prazos. A confiabilidade das previsões pode ser confirmada pela aproximação dos valores do RMSE e SPRD em todos os prazos na Tabela 14a e Figura 32a, podemos considerar segundo (BROWN, 2013), como previsão calibrada, pois pelo menos 50% dos prazos de previsão devem ser intersetados pela caixa verde e 50% pelos menos pelas hastes vermelhas inferior e superior. É notória uma ligeira tendencia dos membros em subestimarem as observações.

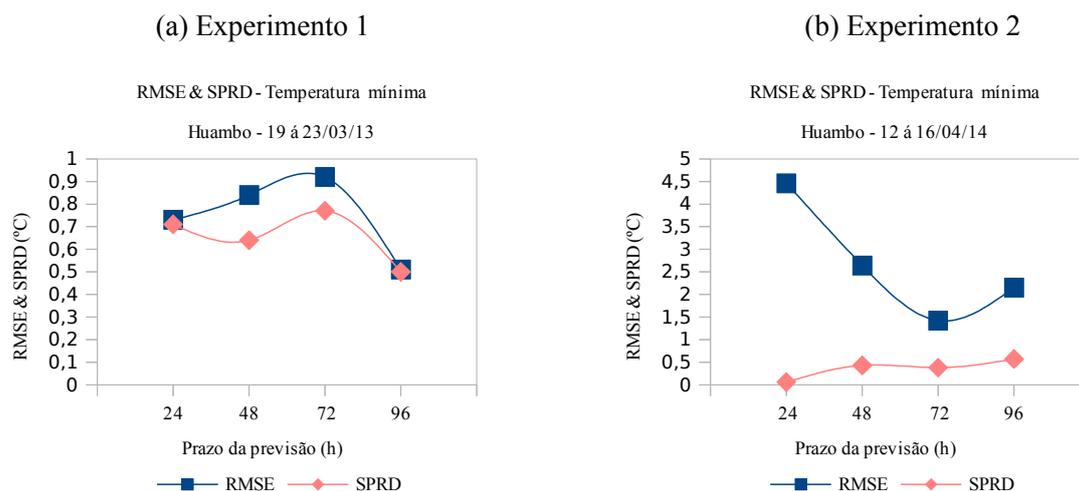
Figura 31 – Box plots da temperatura mínima do Huambo



Fonte: Autor, 2014.

Já no segundo experimento, a observação só é capturada pelas previsões (menos de 20%) no prazo de 96 horas. A disposição das seções indicam a nítida tendencia dos membros em subestimarem as observações nesta localidade, confirmada pelo viés negativo.

O EF apresentou resultados confiáveis para o experimento 1, enquanto que no experimento 2 a previsão *ensemble* não foi satisfatória. No computo dos dois experimentos, nota-se uma tendência do modelo subestimar o valor da temperatura mínima nessa localidade.

Figura 32 – Comparação entre o RMSE e SPRD da temperatura mínima do Huambo

Fonte : Autor, 2014.

Tabela 14 – Valores do Viés, RMSE e SPRD da temperatura mínima do Huambo

(a) Experimento 1

Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	0,17	0,73	0,71
48 h	-0,55	0,84	0,64
72 h	-0,50	0,92	0,77
96 h	0,09	0,51	0,50

(b) Experimento 2

Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	-4,46	4,46	0,06
48 h	-2,62	2,64	0,43
72 h	-1,37	1,42	0,38
96 h	-2,07	2,15	0,57

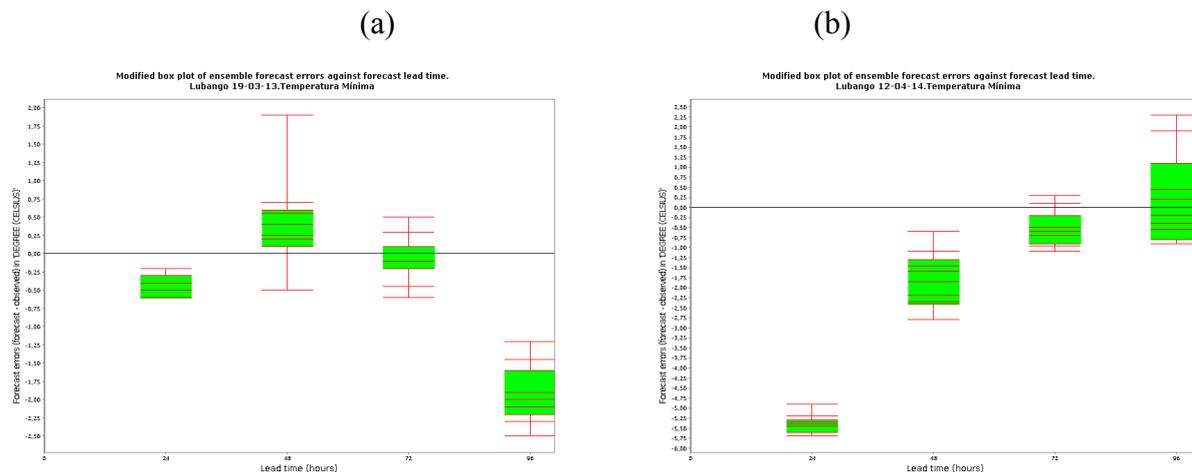
Fonte : Autor, 2014.

4.1.2.6 Lubango

A previsão *ensemble* apresenta-se confiável no prazo de 72 horas onde a seção verde intersesta a linha zero (Figura 33a), e é menor a discrepância entre os valores do RMSE (0,30 °C) e SPRD(0,28 °C) na Tabela 15a, seguido do prazo de 48 horas com RMSE 0,63 °C e SPRD 0,51 °C, sendo não confiáveis nos demais prazos do experimento 1. A tendência de subestimação das observações pelos membros do *ensemble* é evidente, pela disposição das seções verdes e análise do viés.

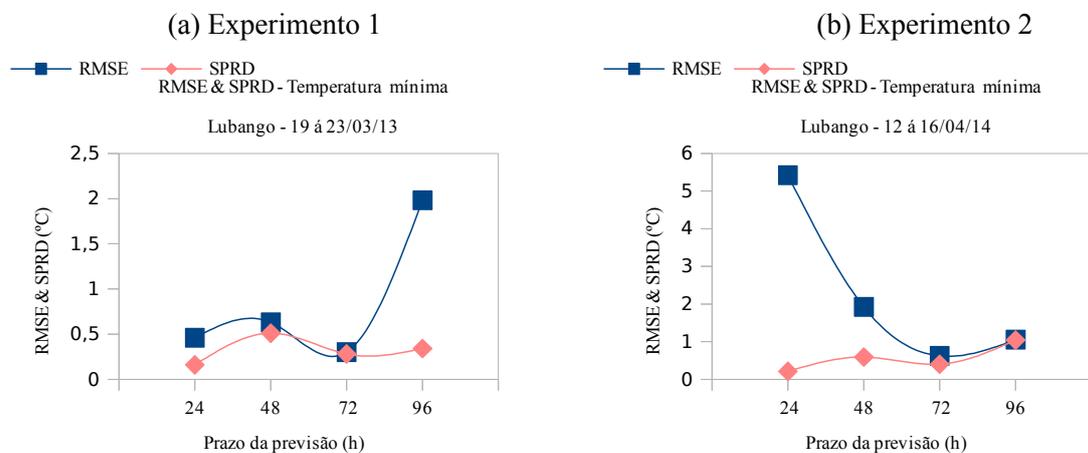
á no experimento 2 (Figura 33b), volta a notar-se previsões mais confiáveis com o aumento do período de integração, este fato pode ser atribuída as condições sinóticas reinantes na localidade. A previsão torna-se razoável no prazo de 72 horas onde a haste vermelha com cerca de 20% das previsões de maior valor cruza a linha de erro zero e valores de RSME

Figura 33 – Box plots da temperatura mínima do Lubango



Fonte: Autor, 2014.

Figura 34 – Comparação entre o RMSE e SPRD da temperatura mínima do Lubango



Fonte: Autor, 2014.

Tabela 15 – Valores do Viés, RMSE e SPRD da temperatura mínima do Lubango

(a) Experimento 1

Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	-0,44	0,46	0,16
48 h	0,37	0,63	0,51
72 h	-0,08	0,30	0,28
96 h	-1,95	1,98	0,34

(b) Experimento 2

Prazo da Previsão	Viés (°C)	RMSE (°C)	SPRD (°C)
24 h	-5,42	5,42	0,21
48 h	-1,82	1,92	0,59
72 h	-0,47	0,62	0,40
96 h	0,18	1,05	1,04

Fonte : Autor 2014.

(0,62 °C) e SPRD (0,40 °C) próximos. No prazo de 96 horas podemos considerar uma previsão *ensemble* perfeita em que a discrepância entre o RMSE e o SPRD é quase nula e a caixa no *box plot* equilibradamente posicionada.

4.1.2.7 Resumo da previsão da temperatura mínima do ar

Contudo a tendência de subestimação da temperatura mínima é notável nos dois experimento. Podemos admitir que a variável foi razoavelmente representada pelo *ensemble* (Figura 35).

Figura 35 – Resumo da confiabilidade da temperatura mínima por estação

Estação	Experimento 1					Experimento 2			
	24 h	48 h	72 h	96 h		24 h	48 h	72 h	96 h
Luanda	■	■	■	■	■	■	■	■	■
Uíge	■	■	■	■	■	■	■	■	■
Saurimo	■	■	■	■	■	■	■	■	■
Luena	■	■	■	■	■	■	■	■	■
Huambo	■	■	■	■	■	■	■	■	■
Lubango	■	■	■	■	■	■	■	■	■

■ Previsão ensemble confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)
 ■ Previsão ensemble não confiável ($\pm 1^\circ\text{C}$)

Fonte: Autor, 2014.

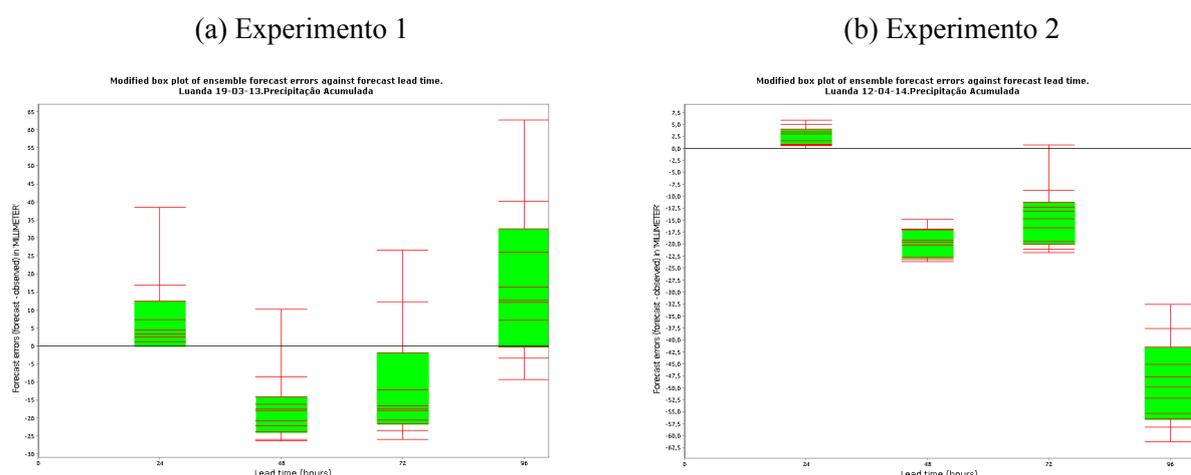
4.1.3 Precipitação Acumulada

4.1.3.1 Luanda

Muito embora, no experimento 1 Figura 36a, todas as observações foram capturadas pelas previsões nos respectivos prazos de previsão pelas hastes vermelhas que representam cerca 20% dos valores baixos (24 e 96 horas) e valores mais altos (48 e 72 horas), os valores altos do SPRD e a discrepância com RMSE sugerem pouca confiabilidade ao *ensemble*. É notável que melhores resultados foram nos prazos de 24 e 72 horas com valores de RMSE e SPRD respectivamente 17,45 mm e 12,21 mm e 19,32 mm e 15,70 mm (Tabela 16a e Figura 36a). Já no experimento 2 (figura 36b), só nos prazos de 24 e 72 horas, as observações foram capturadas pelos valores mais baixos e mais altos de 20% dos membros do *ensemble*,

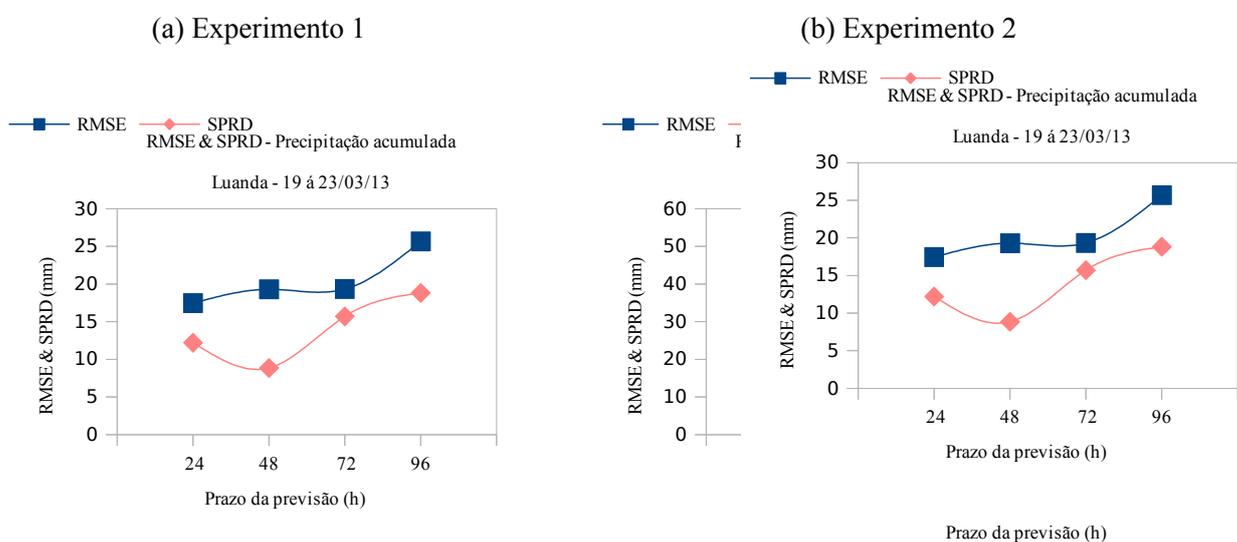
mas a aproximação do valor do RMSE (3,01 mm) e do SRPD (1,98 mm) sugerem previsão ensemble mais confiável para o prazo de 24 horas (Tabela 16b e Figura 37b). No prazo de 72 horas a linha de erro zero é interseçada pelo último decil o que sugere que somente uma observação capturou a observação e a discrepância entre o RMSE 15,78 mm) e o SPRD (5,84 mm) não confere confiabilidade a previsão para esse prazo. Para os prazos de 48 e 96 horas, o posicionamentos das caixas denotam má correspondência entre as observações e previsões, conferindo previsões não confiáveis, que pode ser confirmado pela discrepância entre o RMSE e SPRD .

Figura 36 – Box plots da precipitação acumulada de Luanda



Fonte: Autor, 2014.

Figura 37 – Comparação entre o RMSE e SPRD da precipitação acumulada de Luanda



Fonte: Autor, 2014.

Tabela 16 – Valores do Viés, RMSE e SPRD da precipitação acumulada de Luanda

(a) Experimento 1				(b) Experimento 2			
Prazo da Previsão	Viés (mm)	RMSE (mm)	SPRD (mm)	Prazo da Previsão	Viés (mm)	RMSE (mm)	SPRD (mm)
24 h	7,21	17,45	12,21	24 h	2,27	3,01	1,98
48 h	-17,14	19,29	8,85	48 h	-20,62	20,75	2,78
72 h	-11,25	19,32	15,70	72 h	-14,66	15,78	5,84
96 h	17,46	25,67	18,82	96 h	-49,02	49,72	8,33

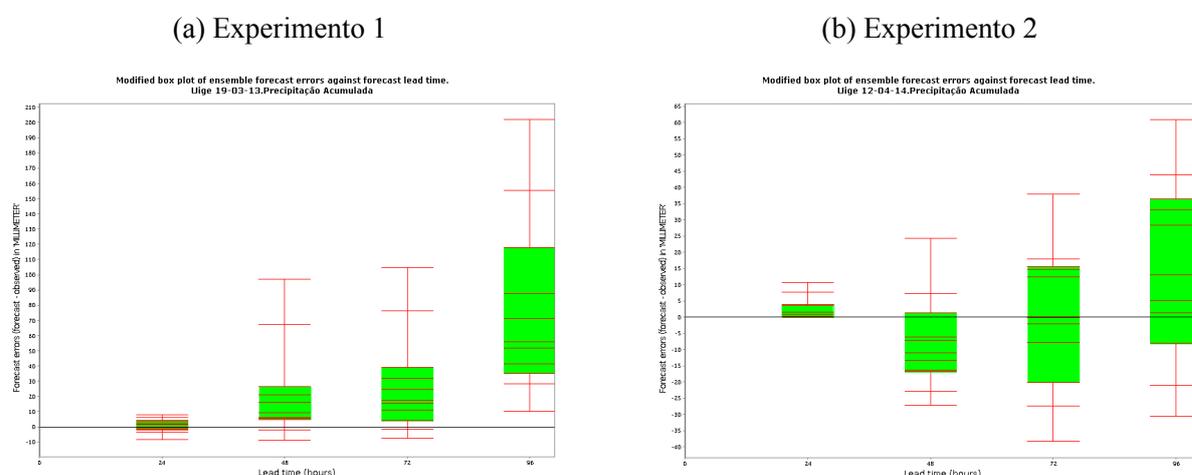
Fonte : Autor, 2014.

A precipitação acumulada para os quatro prazos de previsão foi de respectivamente de 0 mm, 23,7 mm, 24,7 mm e 72,3 mm, sendo que as três últimas foram subestimadas pelo modelo. A confiabilidade da precipitação acumulada não foi representada satisfatoriamente pelo *ensemble* nos dois experimentos. No experimento 2 denota-se a tendência de subestimação da variável.

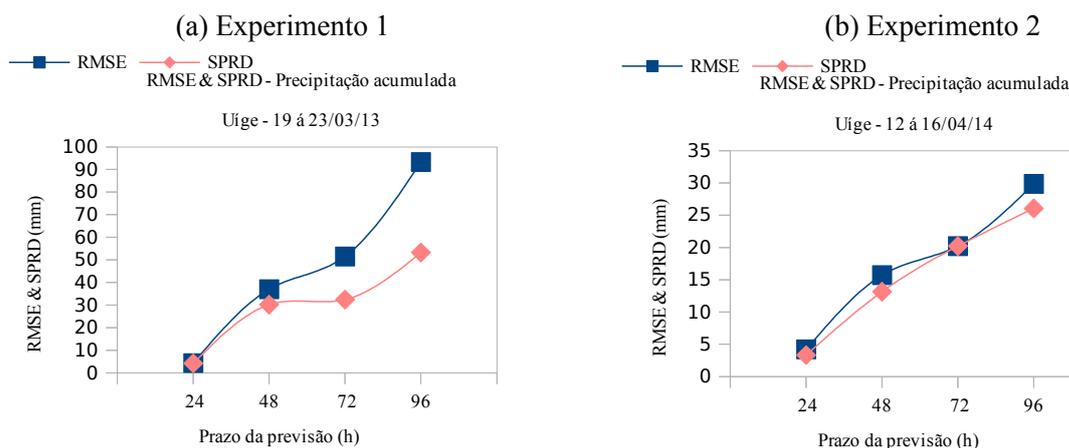
4.1.3.2 Uíge

No experimento 1, a previsão é confiável para o prazo de 24 horas (Figura 38a), com pouca dispersão entre os membros do *ensemble*. A aproximação entre os valores do RMSE (4,31 mm) e SPRD (4,18 mm) dão crédito a confiabilidade da previsão *ensemble*.

Figura 37 – Box plots da precipitação acumulada do Uíge



Fonte: Autor, 2014.

Figura 39 – Comparação entre o RMSE e SPRD da precipitação acumulada do Uíge

Fonte: Autor, 2014.

Tabela 17 – Valores do Viés, RMSE e SPRD da precipitação acumulada do Uíge

(a) Experimento 1				(b) Experimento 2			
Prazo da Previsão	Viés (mm)	RMSE (mm)	SPRD (mm)	Prazo da Previsão	Viés (mm)	RMSE (mm)	SPRD (mm)
24 h	1,05	4,31	4,18	24 h	2,55	4,19	3,32
48 h	-21,40	37,00	30,18	48 h	-8,58	15,71	13,15
72 h	39,27	51,52	32,43	72 h	-0,05	20,21	20,21
96 h	76,60	93,30	53,27	96 h	14,57	29,86	20,06

Fonte : Autor, 2014.

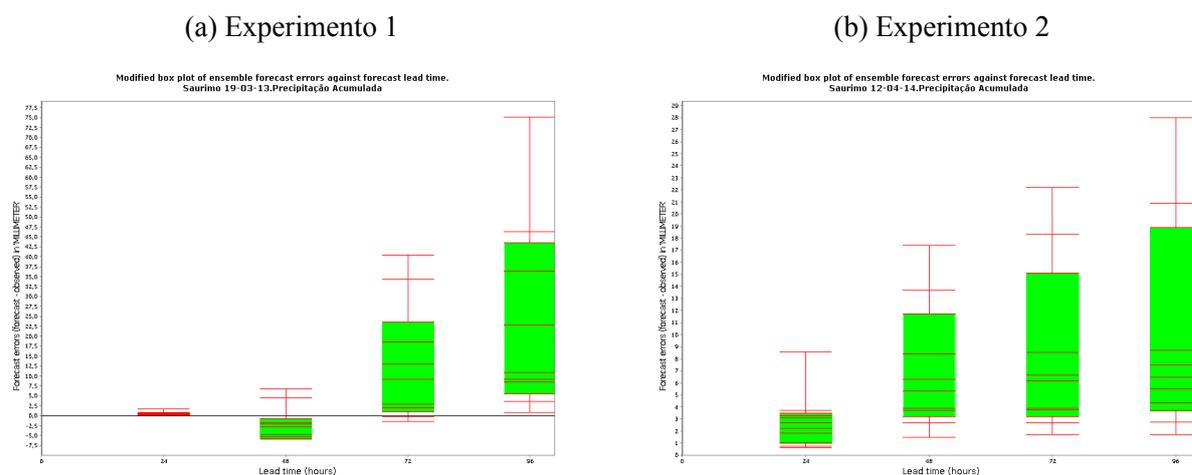
Por outro lado, a confiabilidade do EF diminui progressivamente nos prazos de 48 e 72 horas, onde as observações foram apenas capturadas pelas hastes vermelhas inferior que representam menos de três membros com valores mais baixos e a discrepância entre o RMSE 37,0 mm e 51,52 mm e SPRD 30,18 mm e 32,43 mm respectivamente não conferem confiabilidade ao *ensemble* para esses prazos. O posicionamento das caixas no *box plot* sugerem a nítida tendência de superestimação dos valores observados que pode ser confirmado pelos valores do Viés (Tabela 17a). Para o prazo de 96 horas, o *box plot* sugere previsão não confiável, pois todos o membros do *ensemble* superestimaram o valor observado, confirmado pela maior discrepância entre o RMSE (93,30 mm) e SPRD (53,27 mm), e o viés positivo (76,60 mm). É notável o crescimento do espalhamento proporcional com o período de integração.

Já o *box plot* do experimento 2 (Figura 38b), nos sugere em todos os prazos as observações foram capturadas pelas respectivas previsões. No primeiro prazo 24 horas, a observação é capturada pelos membros de menor valor, enquanto que nos demais pela parte

verde da seção que contém cerca de 60% das previsões. No prazo de 72 horas a previsão *ensemble* é perfeita com valores de RMSE e SPRD iguais (20,21 mm). Aqui, é notável igualmente o crescimento do espalhamento ao longo do período de integração. No prazo de 96 horas a diminuição da confiabilidade pode ser atribuído ao super espalhamento entre os membros. O posicionamento das seção no *box plot*, permite-nos afirmar segundo (BRWON, 2013) que a localidade do Uíge no experimento 2 é calibrada.

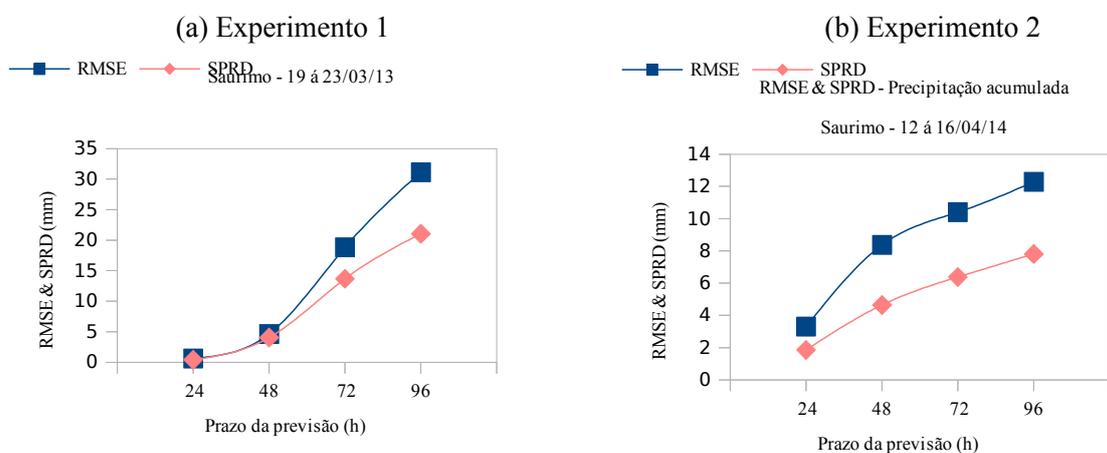
4.1.3.3 Saurimo

Figura 40 – Box plots da precipitação acumulada de Saurimo



Fonte: Autor, 2014.

Figura 41 – Comparação entre o RMSE e SPRD da precipitação acumulada de Saurimo.



Fonte : Autor, 2014.

Tabela 18 – Valores do Viés , RMSE e SPRD da precipitação acumulada de Saurimo

(a) Experimento 1				(b) Experimento 2			
Prazo da Previsão	Viés (mm)	RMSE (mm)	SPRD (mm)	Prazo da Previsão	Viés (mm)	RMSE (mm)	SPRD (mm)
24 h	0,47	0,61	0,39	24 h	2,73	3,31	1,86
48 h	-2,24	4,62	4,04	48 h	6,96	8,37	4,65
72 h	12,92	18,81	13,67	72 h	8,21	10,40	6,38
96 h	22,96	31,14	21,05	96 h	9,47	12,28	7,81

Fonte : Autor, 2014.

Para o primeiro prazo do experimento 1 (figura 40a), há confiabilidade da previsão *ensemble* com ligeira subestimação do valor da precipitação acumulada, com um viés de 0,46 mm, e os valores próximos de RMSE (0,61 mm) e SPRD(0,39) sustentam essa afirmação (Tabela 18b). Por outro lado a configuração do *box plot* denota pouca divergência entre os membros do EF neste primeiro prazo. Para o prazo de 48 horas a previsão *ensemble* subestima o valor observado, mais é confiável porque os membros com valores mais altos do *ensemble* cruzam a linha de erro zero, que pode ser confirmado pelos valores próximos entre RMSE (4,62 mm) e SPRD(4,04 mm). O crescimento do espalhamento aumentou com o período de integração, diminuindo a confiabilidade do EF nos prazos seguintes.

No experimento 2 , há registro de precipitação nula pela EMA durante todo período de integração, mas o modelo superestimou a precipitação acumulada até 9,5 mm no ultimo prazo. O espalhamento e consequente a degradação da previsão aumentaram com o prazo de integração. A confiabilidade do EF foi satisfatória somente nos prazos de 24 e 48 horas do experimento 1.

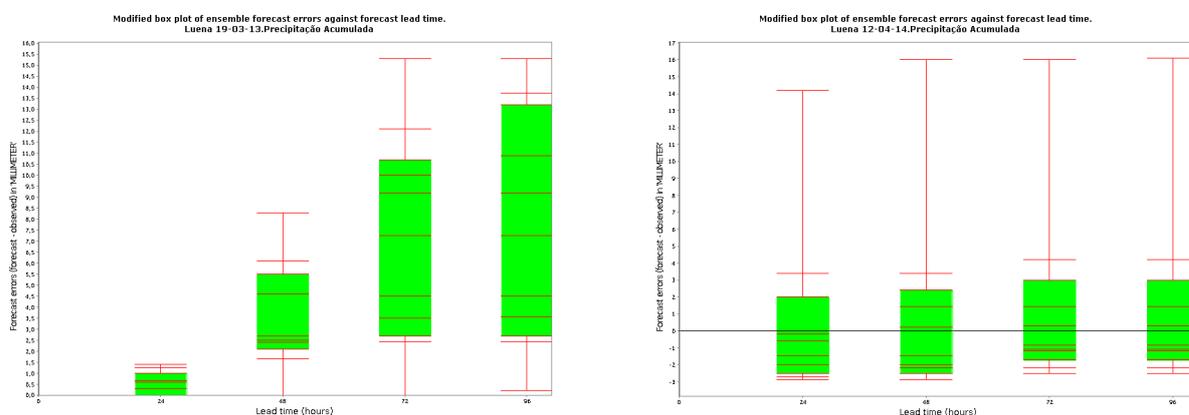
4.1.3.4 Luena

No Luena durante o experimento 1 em que a precipitação foi nula durante todo o período de análise, o modelo superestimou os valores observados em todos prazos (Figura 42a) .Já no experimento 2 a precipitação acumulada foi de 3 milímetros durante todo o período de análise, e foi bem representada pela previsão *ensemble* conforme o *box plot* (Figura 42b) onde é notável a linha de erro ser interceptada pelas seções em todos os prazos. A confiabilidade da previsão pode também ser confirmada pela aproximação dos valores do RMSE e SPRD (Tabela 18b, Figura 43b).

Figura 42 – Box plots da precipitação acumulada do Luena

(a) Experimento 1

(b) Experimento 2

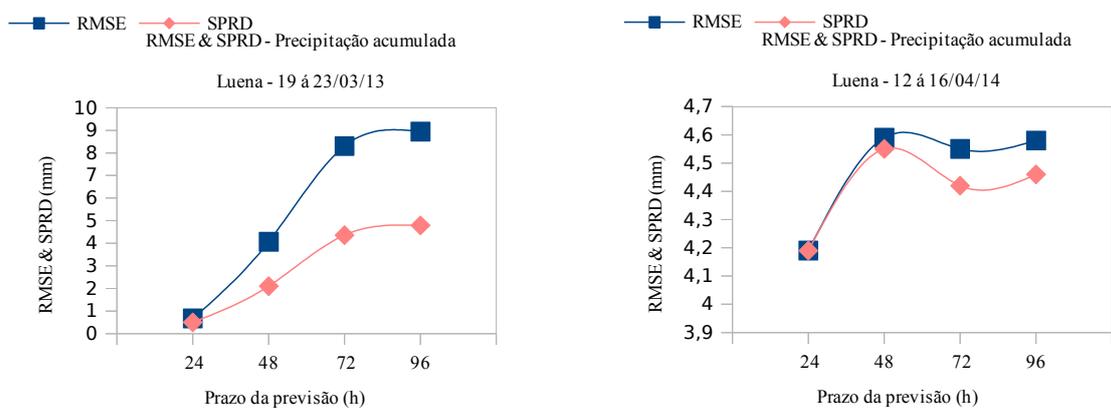


Fonte: Autor, 2014.

Figura 43 – Comparação entre o RMSE e SPRD da precipitação acumulada do Luena

(a) Experimento 1

(b) Experimento 2



Fonte: Autor, 2014.

Tabela 19 – Valores do Viés, RMSE e SPRD da precipitação acumulada do Luena

(a) Experimento 1

(b) Experimento 2

Prazo da Previsão	Viés (mm)	RMSE (mm)	SPRD (mm)
24 h	0,46	0,67	0,50
48 h	3,49	4,07	2,10
72 h	7,06	8,30	4,36
96 h	7,55	8,94	4,79

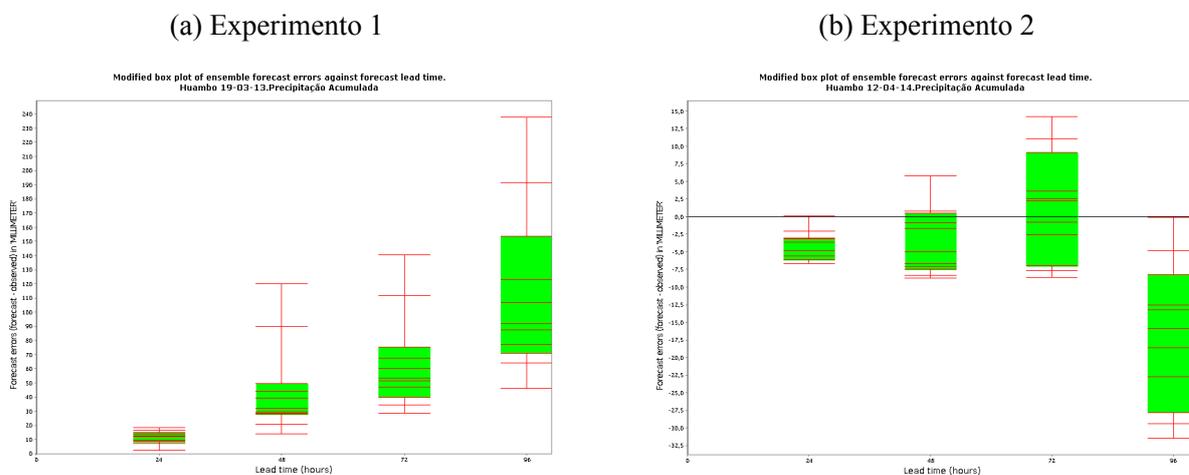
Prazo da Previsão	Viés (mm)	RMSE (mm)	SPRD (mm)
24 h	0,07	4,19	4,19
48 h	0,55	4,59	4,55
72 h	1,05	4,55	4,42
96 h	1,06	4,58	4,46

Fonte : Autor, 2014.

4.1.3. 5 Huambo

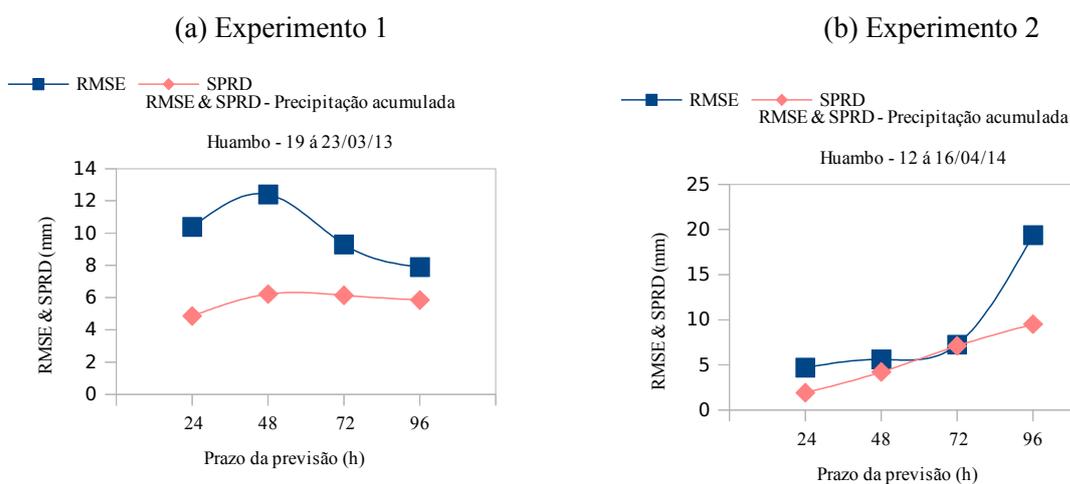
A precipitação acumulada foi subestimada nos quatro prazos previsão, nota-se o crescimento do espalhamento com o período de integração, e ao contrário as previsões não se degradaram com o aumento do período de integração (Figura 44).

Figura 44 – Box plots da precipitação acumulada do Huambo



Fonte: Autor, 2014.

Figura 45 – Comparação entre o RMSE e SPRD da precipitação acumulada do Huambo



Fonte: Autor, 2014.

Tabela 20 – Valores do Viés, RMSE e SPRD da precipitação acumulada do Huambo

(a) Experimento 1				(b) Experimento 2			
Prazo da Previsão	Viés (mm)	RMSE (mm)	SPRD (mm)	Prazo da Previsão	Viés (mm)	RMSE (mm)	SPRD (mm)
24 h	9,16	10,38	4,86	24 h	-4,28	4,69	1,92
48 h	10,73	12,40	6,22	48 h	-3,71	5,61	4,21
72 h	7,00	9,30	6,14	72 h	1,42	7,24	7,10
96 h	7,89	9,82	5,85	96 h	-16,87	19,36	9,51

Fonte: Autor, 2014.

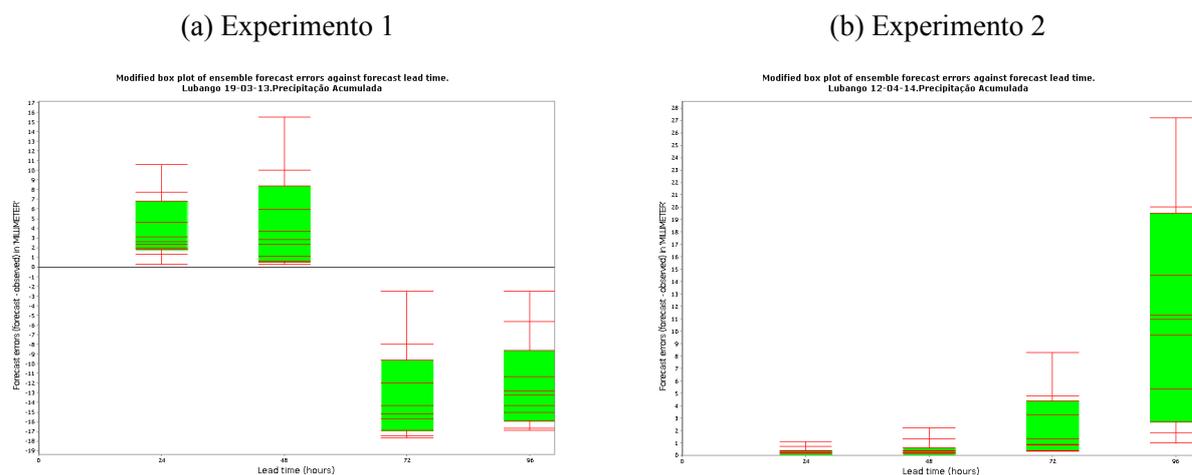
A discrepância entre o RMSE e SPRD em todos os prazos, não conferem confiabilidade as previsões *ensemble* em todos os prazos (Figura 45a).

No experimento 2, no primeiro prazo (24 horas) a observação foi capturada por menos de 20% dos membros, a confiabilidade aumentou progressivamente para os prazos de 48 e 72 horas (seções verdes intersectam a linha de erro zero), e deteriorou-se para o prazo de 96 horas onde novamente o membro de maior valor cruza a linha de erro zero. O prazo de 72 horas, apresentou a previsão mais confiável com valores de RMSE e SPRD próximos 7,24 mm e 7,10 mm respectivamente, e com ligeira tendencia de superestimação do valor observado, nos demais prazos as observações foram subestimadas pelo *ensemble* médio. Foi notável o crescimento do espalhamento com o período de integração (Tabela 20b, Figura 45b).

4.1.3.6 Lubango

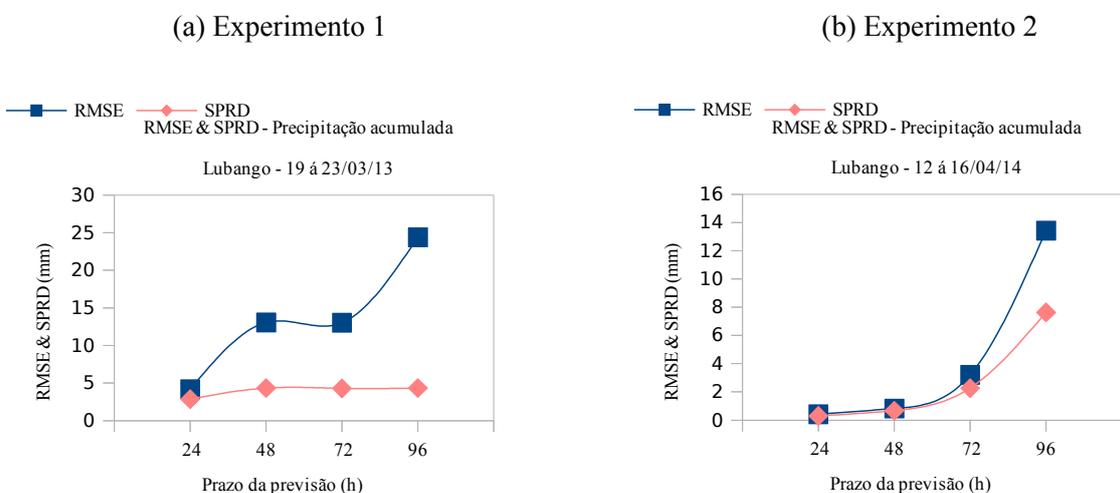
Nos dois primeiros prazos do experimento 1 (24 e 48 horas) as observações foram superestimadas pelo *ensemble*, enquanto que nos dois últimos prazos foram subestimadas (figura 46a). As previsões não foram confiáveis, e notou-se pouca variação do espalhamento com período de integração. Já no experimento 2, onde a precipitação foi nula, nos dois primeiros prazos, as previsões foram confiáveis, capturadas pelos membros do *ensemble* com valores mais baixos (Figura 46b), confirmados pela aproximação entre o RMSE (0,42 mm) e SPRD(0,30 mm) (figura 47b). Para os demais período a previsão degradou-se, pois a linha de erros zero fica abaixo de todos membros do *ensemble*. O modelo apresentou tendência em superestimar a variável em análise. É notável o crescimento do espalhamento com o período de integração (Tabela 21a, Tabela 21b).

Figura 46 – Box plots da precipitação acumulada do Lubango



Fonte: Autor, 2014.

Figura 47 – Comparação entre o RMSE e SPRD da precipitação acumulada do Lubango.



Fonte: Autor, 2014.

Tabela 21 – Valores do Viés, RMSE e SPRD da precipitação acumulada do Lubango

(a) Experimento 1				(b) Experimento 2			
Prazo da Previsão	Viés (mm)	RMSE (mm)	SPRD (mm)	Prazo da Previsão	Viés (mm)	RMSE (mm)	SPRD (mm)
24 h	3,06	4,20	2,87	24 h	0,30	0,42	0,30
48 h	-12,33	13,07	4,34	48 h	0,46	0,82	0,67
72 h	-12,29	13,02	4,30	72 h	2,25	3,20	2,27
96 h	-23,99	24,38	4,34	96 h	11,06	13,43	7,63

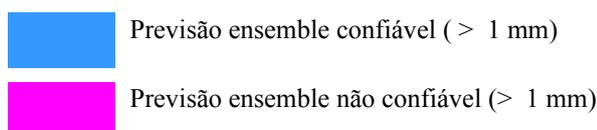
Fonte: Autor, 2014.

4.1.3.7 Resumo da previsão da precipitação acumulada

A Figura 48, ilustra o resumo da confiabilidade da precipitação acumulada por estação, em que é notável que a varável foi fracamente representada pelo ensemble no experimento 1 e, razoavelmente representada no experimento 2.

Figura 48 – Resumo da confiabilidade da precipitação acumulada por estação

Estação	Experimento 1					Experimento 2			
	24 h	48 h	72 h	96 h		24 h	48 h	72 h	96 h
Luanda	Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)		Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)						
Uíge	Previsão ensemble confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)		Previsão ensemble confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)
Saurimo	Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)		Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)			
Luena	Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)		Previsão ensemble confiável (> 1 mm)						
Huambo	Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)		Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)			
Lubango	Previsão ensemble confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)		Previsão ensemble confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)	Previsão ensemble não confiável (> 1 mm)



Fonte: Autor, 2014.

4.1.3.8 Índices estatísticos da precipitação acumulada

Adicionalmente foram analisados dois índices estatísticos para avaliação do desempenho da previsão por ensemble da precipitação acumulada, nomeadamente a probabilidade de detecção da precipitação (POD) e a razão de alarme falso (FAR) para o limiar de 1,0 mm.

A Tabela 22, sumariza os índices de desempenho do POD e da FAR da previsão *ensemble* referente aos dois experimentos.

No experimento 1 (Tabela 22a) em todas as localidades com excepção do Luena, a previsão apresenta o valor de POD mais elevado (1) o que denota boa capacidade do

ensemble em detetar a precipitação o que significa dizer que sempre que ocorreu precipitação o modelo previu. Por outro lado, o índice de razão de alarme falso, variou de 0,25 a 1, melhor resultado recai para o Uíge e Lubango (0,25), sugerindo que nessas localidades que durante os eventos em a precipitação foi prevista o risco de alarme falso foi pequeno, sendo bastante elevado na localidade de Saurimo seguida do Huambo.

Tabela 22 – Índices estatísticos da avaliação do desempenho da precipitação acumulada

(a) Experimento 1

Índice	Luanda	Uíge	Saurimo	Luena	Huambo	Lubango
POD	1	1	1	0	1	1
FAR	0,5	0,25	0,5	1	0,75	0,25

Fonte: Autor, 2014.

(b) Experimento 2

Índice	Luanda	Uíge	Saurimo	Luena	Huambo	Lubango
POD	1	1	0	1	1	0
FAR	0,25	0,5	1	0,75	0	1

Fonte: Autor, 2014.

No experimento 2 a Tabela 22b, mostra que é alta a capacidade de detecção da precipitação pela previsão ensemble em todas as localidades com excepção de Saurimo. Já índice FAR igual a zero, denota a não existência de alarme falso na localidade do Huambo, sendo que Saurimo e Lubango apresentam os piores índices (1), sugerindo que a previsão ensemble não foi hábil em detetar a ausência de precipitação nessas localidades.

4.2 Sensibilidade das parametrizações físicas

Evans et al., (2011) em sua pesquisa sobre *Evaluating the performance of a WRF physics ensemble over South-East Australia*, avaliaram a sensibilidade das parametrizações físicas com base na influência relativa dos diferentes membros do *ensemble* no viés.

4.2.1 Temperatura Máxima

A Figura 49, ilustra a distribuição do Viés dos 16 membros do *ensemble*, de todas as localidades em estudo, nos prazos de previsão de 24, 48 72 e 96 horas, para os dois experimentos.

No experimento 1 Figura 49a, denota-se uma tendência mista do viés (superestimação e subestimação) em todas as localidades, mas é a notável a polarização do viés negativo o que sugere a tendência das parametrizações adotadas neste trabalho em subestimarem o valor da temperatura máxima. Valor mais baixo do viés foi de $-7,3$ °C (não mostrado neste trabalho) na estação de Saurimo referente ao membro do *ensemble* com a combinação W6_YU_GD, no prazo de previsão de 96 horas. É igualmente notável na Figura 49a, que os membros do *ensemble* com os esquemas de cúmulos *Grell-Devenyi*, associado quer com o esquema de camada limite *Yonsey University* ou ACM2, apresentam os valores de viés negativo mais acentuados do que os membros com esquema de cúmulos *Kain Fritch*. Estes resultados são confirmados pela viés médio por membro do *ensemble*, Tabela 23a.

Observa-se na Figura 49a, que os focos de viés positivo registaram-se normalmente nos primeiros prazos de previsão, 24 e 48 horas.

A Figura 49b, referente ao experimento 2, é notável também a polarização do viés negativo o que sugere subestimação da variável pelas parametrizações adotadas, a semelhança do experimento 1, os focos de super estimativa estão ligados aos primeiros prazos de previsão. Embora o viés mais acentuado $-9,39$ °C (não mostrado), tenha sido registado com o membro com a combinação MO_A2_GD, na estação do Luena na previsão de 24 horas, é notável também neste experimento que o esquema de cúmulos *Grell-Devenyi* associados com os esquemas *Yonsey University* ou ACM2 apresentam resultados mais acentuados viés negativo do que quando usado o esquema *Kain Fritch*.

Os dois experimentos apresentam uma nítida polarização do viés negativo, resultado consistente com os encontrados na seção 5.1 no posicionamento da maioria dos *box plots*, abaixo da linha de erro zero. É notável a maior contribuição do esquema de cúmulos *Grell-Devenyi* combinado com os esquemas de camada limite *Yonsey University* ou ACM2, em produzir viés negativo acentuado. O esquema *Kain Fritch* gerou viés mais baixos, isto nos sugere afirmar que o esquema *Grell-Devenyi* contribui com maior influência para a polarização do viés negativo. Não é notável nestes dois experimentos a influência das parametrizações de microfísica adotadas.

Os focos de viés positivos estão normalmente associados aos primeiros prazos de previsão, este fato pode ser atribuído ao período de ajuste do modelo ou ao erro do modelo, ou

erro das condições iniciais, o que sugere uma investigação mais apurada em outros estudos com períodos de análise mais longos.

Tabela 23 – Ranking do VIÉS médio da temperatura máxima dos membros do *ensemble*

(a) Experimento 1

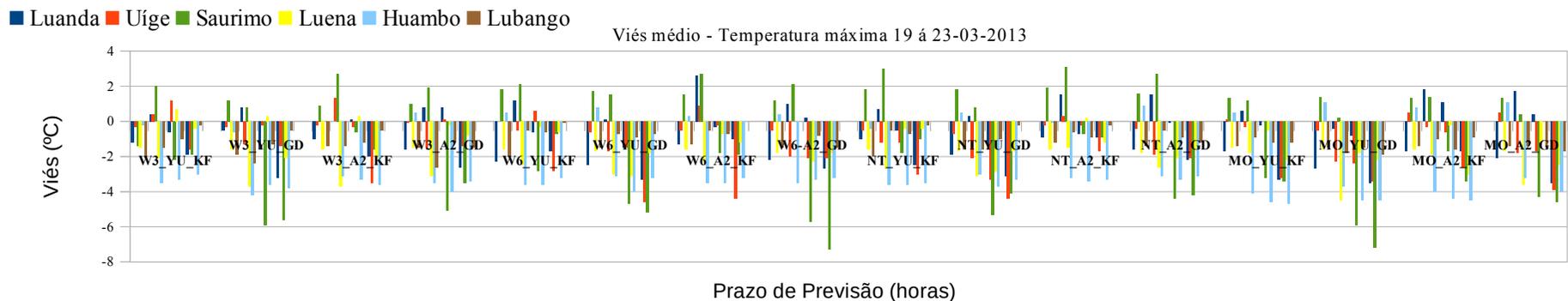
<i>Ranking</i>	VIÉS médio (°C)	Esquema Físico
1°	-0,68	NT_A2_KF
2°	-0,91	W6_A2_KF
3°	-0,93	W3_YU_KF
4°	-1,02	W3_A2_KF
5°	-1,03	W6_YU_KF
6°	-1,12	NT_YU_KF
7°	-1,23	MO_A2_KF
8°	-1,41	NT_A2_GD
9°	-1,42	W3_A2_GD
10°	-1,47	MO_YU_KF
11°	-1,78	MO_A2_GD
12°	-1,78	W3_YU_GD
13°	-1,79	W6_A2_GD
14°	-1,89	W6_YU_GD
15°	-1,95	NT_YU_GD
16°	-2,34	MO_YU_GD

(b) Experimento 2

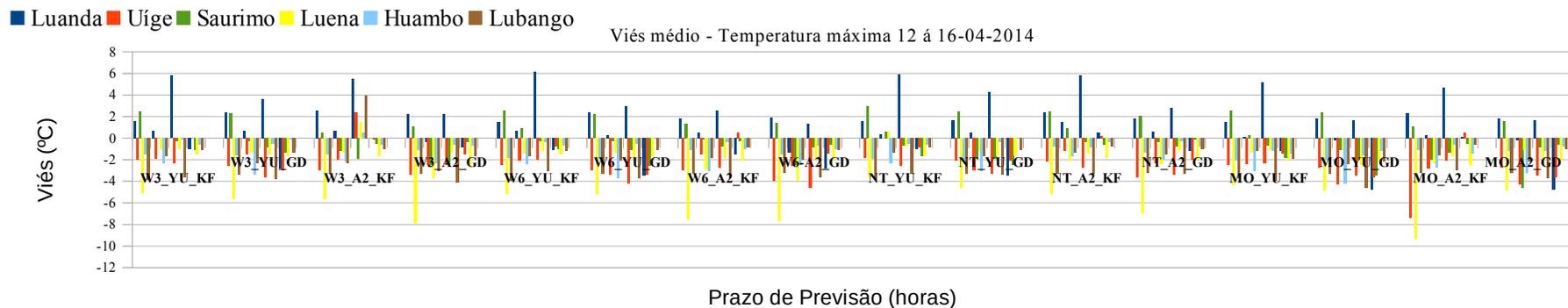
<i>Ranking</i>	VIÉS médio (°C)	Esquema Físico
1°	-0,67	NT_A2_KF
2°	-0,87	W3_YU_KF
3°	-0,88	NT_YU_KF
4°	-0,95	W6_YU_KF
5°	-1,15	W3_A2_KF
6°	-1,24	MO_YU_KF
7°	-1,35	NT_A2_GD
8°	-1,38	W6_A2_KF
9°	-1,40	W3_YU_GD
10°	-1,48	NT_YU_GD
11°	-1,59	MO_A2_KF
12°	-1,66	W6_YU_GD
13°	-1,81	W3_A2_GD
14°	-1,96	MO_A2_GD
15°	-1,97	W6_A2_GD
16°	-2,16	MO_YU_GD

Fonte :Autor, 2014.

Figura 49 – Distribuição do viés da temperatura máxima dos membros do *ensemble* em todos prazos de previsão



(a) Experimento 1
(b) Experimento 2



Fonte. Autor, 2014.

4.2.2 Temperatura Mínima

Os valores do viés plotados na Figura 50a, é notável que não há uma polarização definida do viés, mas sim uma tendência mista com certa similaridade para todos membros do *ensemble* nos diferentes prazos de previsão. Nota-se que nos membros com a opção microfísica *Morrison* com qualquer combinação PBL e Cúmulos a prevalência do viés positivo. Viés positivo mais elevado foi de 4,08 °C (não mostrado) em Luanda na previsão de 48 horas com o membro NT_YU_GD. Os viés negativos mais acentuados estão todos relacionados com os membros com esquema de microfísica WSM3.

O experimento 2 (Figura 50b), tem comportamento similar, com tendência dos membros em subestimar e superestimar o valor da temperatura mínima, mas com predominância do viés negativo.

Nota-se igualmente, menor viés com o esquema *Morrison*, e viés negativos mais acentuados com o esquema com a microfísica WSM3.

Nota-se nos dois experimentos a sensibilidade do esquema *Morrison* em produzir menor viés, enquanto que o esquema WSM3 tende a subestimar mais a variável temperatura mínima.

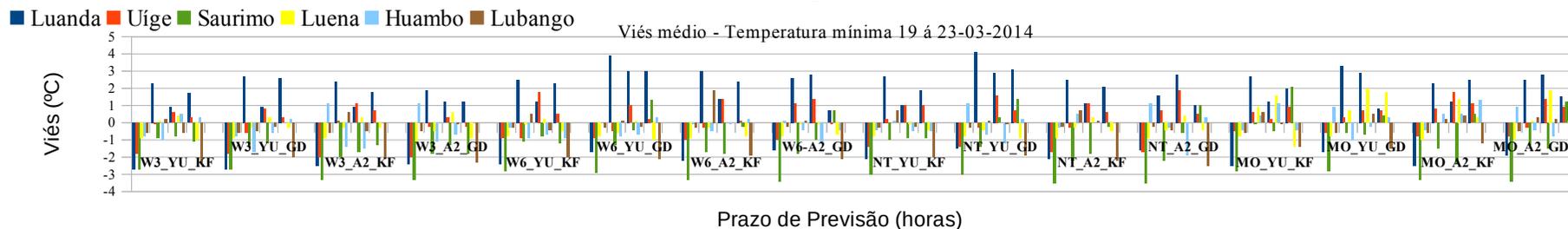
Tabela 24 – Ranking do VIÉS médio da temperatura mínima dos membros do *ensemble*

(a) Experimento 1			(b) Experimento 2		
<i>Ranking</i>	VIÉS médio (°C)	Esquema Físico	<i>Ranking</i>	VIÉS médio (°C)	Esquema Físico
1°	0,03	MO_A2_GD	1°	-0,31	MO_YU_GD
2°	0,05	MO_A2_KF	2°	-0,40	MO_YU_KF
3°	0,06	NT_YU_GD	3°	-0,45	NT_YU_KF
4°	0,18	MO_YU_GD	4°	-0,52	W6_YU_KF
5°	0,22	MO_YU_KF	5°	-0,52	NT_YU_GD
1°	-0,06	W6_YU_GD	6°	-0,52	W6_A2_KF
2°	-0,19	NT_A2_GD	7°	-0,58	NT_A2_KF
3°	-0,20	W6_A2_KF	8°	-0,69	MO_A2_GD
4°	-0,22	W6_A2_GD	9°	-0,70	W6_YU_GD
5°	-0,25	NT_YU_KF	10°	-0,70	MO_A2_KF
6°	-0,30	NT_A2_KF	11°	-0,71	W3_A2_KF
7°	-0,33	W6_YU_KF	12°	-0,78	W6_A2_GD
8°	-0,42	W3_YU_KF	13°	-0,85	NT_A2_GD
9°	-0,47	W3_A2_KF	14°	-0,95	W3_YU_KF
10°	-0,48	W3_YU_GD	15°	-0,95	W3_YU_GD
11°	-0,58	W3_A2_GD	16°	-0,98	W3_A2_GD

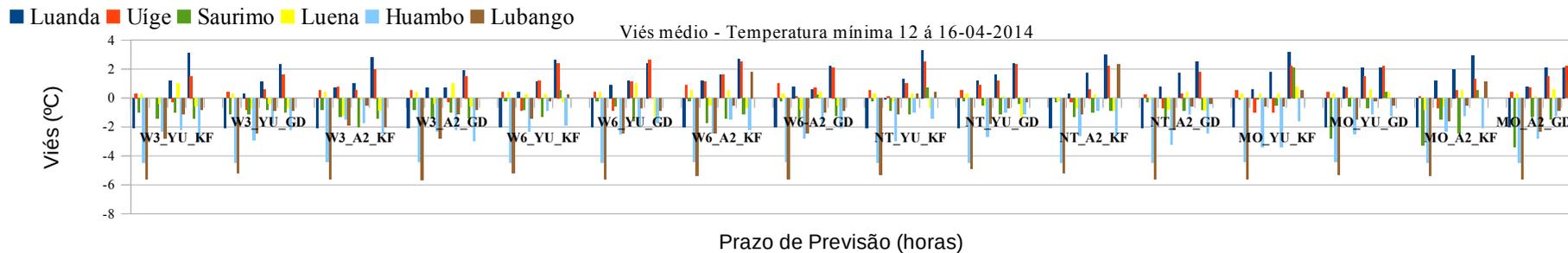
Fonte :Autor, 2014.

Figura 50– Distribuição do viés da temperatura mínima dos membros do *ensemble* em todos prazos de previsão

(a) Experimento 1



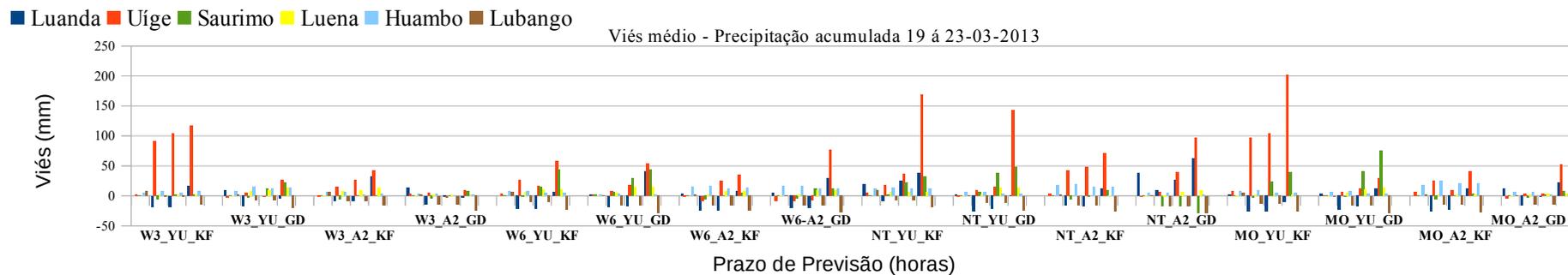
(b) Experimento 2



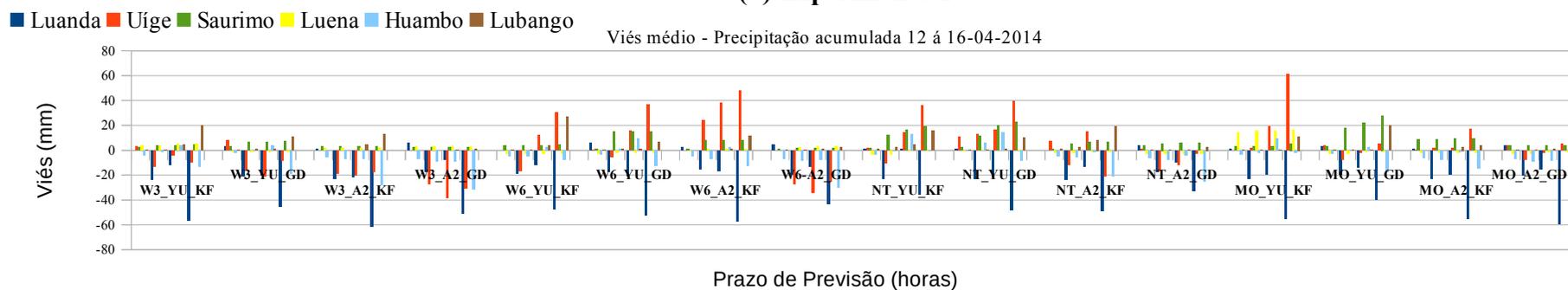
Fonte. Autor, 2014.

Figura 51 – Distribuição do viés da precipitação acumulada dos membros do *ensemble* em todos prazos de previsão

(a) Experimento 1



(b) Experimento 2



Fonte. Autor, 2014.

Tabela 25 – Ranking do VIÉS médio da precipitação acumulada dos membros do *ensemble*

(a) Experimento 1			(b) Experimento 2		
<i>Ranking</i>	VIÉS médio (mm)	Esquema Físico	<i>Ranking</i>	VIÉS médio (mm)	Esquema Físico
1°	0,49	W3_A2_GD	1°	0,33	W6_YU_GD
2°	2,54	W6_A2_KF	2°	1,69	W6_A2_KF
3°	3,47	MO_A2_GD	3°	2,47	NT_YU_KF
4°	4,21	W3_YU_GD	4°	2,86	NT_YU_GD
5°	4,70	MO_A2_KF	5°	3,18	MO_YU_KF
6°	4,88	W6_A2_GD	1°	-0,11	MO_YU_GD
7°	5,50	W3_A2_KF	2°	-1,20	W6_YU_KF
8°	6,68	MO_YU_GD	3°	-1,42	NT_A2_KF
9°	6,86	W6_YU_KF	4°	-2,22	W3_YU_KF
10°	7,73	NT_A2_KF	5°	-2,89	MO_A2_KF
11°	7,77	W6_YU_GD	6°	-4,19	W3_YU_GD
12°	10,16	NT_YU_GD	7°	-4,72	NT_A2_GD
13°	12,52	NT_A2_GD	8°	-5,50	MO_A2_GD
14°	13,94	W3_YU_KF	9°	-7,06	W3_A2_KF
15°	17,77	NT_YU_KF	10°	-7,97	W6_A2_GD
16°	17,81	MO_YU_KF	11°	-8,27	W3_A2_GD

Fonte :Autor, 2014.

4.2.3 Precipitação acumulada

Da análise do ranking do Viés médio da Figura 51a referente ao experimento 1, é notável a tendência do modelo em superestimar contudo, é de destacar que os valores mais elevados estão associados ao esquema de cúmulos *Kain Fritch*, quando combinado com o esquema PBL *Yonsei University*, sendo maior valor de 18,81 mm.

No experimento experimento 2 (Figura 51b), há episódios de superestimação em que o esquema de cúmulos *Kain Fritch*, e Viés mais baixos associados ao esquema de cúmulos *Grell-Devenyi*.

Esse resultado é consistentes com muitos autores, que o esquema de microfísica *Kain Fritch*, tem tendência em superestimar a variável precipitação. (FALL et al 2007, CRETAT et al.2010, TENNANT et. al 2006)

4.3 Avaliação do desempenho dos membros do ensemble

4.3.1 Temperatura máxima

A Tabela 26, sumariza o ranking do RMSE médio por membro do experimento 1. Da comparação de diversas combinações de parametrizações físicas, denota-se que não é possível definir qual a melhor opção para todas as variáveis e localidades, porém, existem algumas tendências que devem ser destacadas.

Dentre os membros do conjunto, a combinação NT_A2_KF, figura em todas as localidades no grupo dos três primeiros classificados, seguida da combinação W3_YU_KF. O melhor desempenho recai para a combinação W6_A2_KF na localidade do Lubango, com o menor RMSE (0,76 °C).

Embora o menor desempenho recaia a combinação W6_A2_GD na localidade de Saurimo com o RMSE de 4,79 °C, a combinação MO_YU_GD, destaca-se em todas as localidades nas três últimas posições do ranking, o que denota fraco desempenho dessa combinação.

Já no experimento 2 (Tabela 27), nenhuma combinação específica se destaca, mas denota-se que as combinações que incorporam o esquema de microfísica *New Thompson*, figuram nos lugares cimeiros do ranking o que confere bom desempenho a esse esquema. Nas últimas posições do ranking, destacam-se as combinações que incorporam o esquema de microfísica *Morrison*. Neste experimento, o melhor desempenho foi obtido na de Saurimo com o valor de 0,78 °C de RMSE com a combinação W6_A2_KF, enquanto que o pior desempenho foi de 5,06 °C de RMSE na localidade de Luena pela combinação MO_A2_KF.

A análise dos dois experimentos, nos permite sugerir que o esquema de microfísica *New Thompson*, destaca-se com resultados satisfatórios na região para a previsão dessa variável, enquanto que o esquema de microfísica *Morrison*, apresenta fraco desempenho e deve ser evitado o seu uso na região para essa variável, porém é necessário que se pesquise com mais experimentos.

4.3.2 Temperatura mínima

A distribuição do RMSE médio no ranking do experimento 1 (Tabela 28), dificulta a eleição de uma combinação que cobrisse grande parte das localidades, contudo há o destaque

para melhor desempenho de combinações que incorporam o esquema de microfísica Morrison quer nas primeiras posições como nas últimas posições.

Melhor desempenho recai a localidade do Huambo com RMSE de 0,27 °C com a combinação W6_A2_KF, enquanto que o pior foi com o RMSE de 3,02 °C na localidade de Luanda com a combinação NT_YU_GD.

No experimento 2 (Tabela 29), o melhor desempenho recai a localidade do Luena com RMSE de 0,27 °C pela combinação W6_YU_KF, e o pior para a localidade do Lubango com RMSE de 3,25 °C pela combinação W3_A2_GD. Nos lugares cimeiros do *ranking*, o esquema de microfísica Morrison, volta a destacar-se, assim como, os de microfísica WSM3, e nas últimas posições os mesmos esquemas voltam a destacar-se, juntando-se a eles o esquema WSM6.

Os esquemas de microfísica Morrison e WSM3, predominam no ranking, nas primeiras e últimas posições, isto nos sugere afirmar que esses esquemas tendem a produzir maior dispersão que os outros

4.3.3 Precipitação acumulada

Os esquemas de cúmulos *Kain Fritsch* e *Grell-Devenyi*, apresentaram melhor desempenho quando combinados com o esquema de microfísica WSM3 no experimento 1 (Tabela 30), pois figuram em todas as localidades nas primeiras posições do *ranking*. Melhor desempenho recai para as localidades do Luena (RMSE 0,10 mm) com a combinação NT_A2_KF, seguida da localidade do Huambo (RMSE 2,42 mm) com a combinação W6_YU_GD e posteriormente Saurimo (RMSE 2,97 mm) com a combinação W3_A2_KF, é de ressaltar que a precipitação acumulada para essas localidades foi respectivamente de 0, 4,5 e 6 mm. Por outro lado, os mais fracos desempenhos foram obtidos pela combinações MO_YU_GD na localidade do Uíge com RMSE de 123,69 mm, MO_YU_GD novamente na localidade de Saurimo com RMSE de 42,67 mm e NT_A2_GD na localidade de Luanda com RMSE de 39,39 mm. A precipitação acumulada para essas localidades foi respectivamente de 40,3, 37,1 e 6 mm.

Esta constatação nos leva a sugerir que o melhor desempenho está associado a valores baixos da precipitação, e que o erro do modelo tende a ser maior quanto maior for a quantidade de precipitação ocorrida. Esse resultado é consistente com

Já experimento 2 (Tabela 31), é notável igualmente uma relação entre valores baixos da precipitação com melhor desempenho do modelo e vice versa. A combinação W3_A2_KF com o valor de RMSE de 34,47 mm na localidade de Luanda, seguida da combinação W6_A2_KF com RMSE de 32,86 mm na localidade do Uíge com valores de precipitação acumulada respectivamente de 72,5 e 44,0 mm apresentam os piores desempenhos.

As combinações NT_YU_GD (RMSE 0,34 mm) no Luena, W3_A2_GD (RMSE 0,55 mm) no Lubango e W6_A2_GD (RMSE 1,47 mm) em Saurimo, apresentam os melhores desempenhos, todas associadas a valores baixos de precipitação.

Tabela 26 – Ranking do RMSE da temperatura máxima dos membros do *ensemble* por estação (Experimento 1)

Ranking	Luanda		Uíge		Saurimo		Luena		Huambo		Lubango	
	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro
1°	1,06	NT_A2_KF	0,86	NT-A2_KF	1,66	W3_A2_KF	1,27	NT_A2_KF	2,79	NT_A2_GD	0,76	W6_A2_KF
2°	1,16	W3_YU_KF	0,97	W3_YU_GD	1,88	W3_YU_KF	1,35	W3_YU_KF	2,83	W3_YU_KF	0,80	NT_A2_KF
3°	1,23	W3_A2_KF	1,03	W3_A2_GD	1,93	NT_A2_KF	1,54	W6_A2_KF	2,87	NT_A2_KF	1,02	W6_YU_GD
4°	1,40	NT_YU_KF	1,03	W3_YU_KF	2,00	W6_YU_KF	1,54	W6_YU_KF	2,91	W6_A2_GD	1,05	NT_A2_GD
5°	1,55	W6_A2_KF	1,36	MO_A2_KF	2,01	W6_A2_KF	1,60	NT_YU_KF	2,93	W3_A2_KF	1,10	W6_YU_KF
6°	1,56	NT_A2_GD	1,49	W6_YU_KF	2,03	NT_YU_KF	1,61	MO_YU_KF	2,93	NT_YU_GD	1,11	NT_YU_KF
7°	1,58	MO_A2_KF	1,60	MO_YU_KF	2,15	MO_A2_KF	1,76	W3_A2_GD	2,95	W6_A2_KF	1,18	W3_A2_KF
8°	1,59	W6_YU_KF	1,72	NT_YU_KF	2,50	MO_YU_KF	1,94	MO_A2_KF	3,02	W6_YU_KF	1,19	MO_YU_KF
9°	1,62	W3_A2_GD	1,73	NT_A2_GD	3,23	MO_A2_GD	2,07	NT_A2_GD	3,03	W6_YU_GD	1,23	W6_A2_GD
10°	1,83	W6_A2_GD	1,82	W6_A2_GD	3,30	W3_A2_GD	2,17	W6_A2_GD	3,08	NT_YU_KF	1,23	NT_YU_GD
11°	1,87	W3_YU_GD	1,87	W3_A2_KF	3,42	NT_A2_GD	2,27	W3_YU_GD	3,18	W3_A2_GD	1,26	MO_A2_KF
12°	1,88	MO_YU_KF	2,27	W6_A2_KF	3,50	NT_YU_GD	2,27	W3_A2_KF	3,27	MO_A2_GD	1,38	W3_YU_KF
13°	1,94	NT_YU_GD	2,33	MO_A2_GD	3,66	W6_YU_GD	2,40	MO_A2_GD	3,36	W3_YU_GD	1,50	MO_A2_GD
14°	2,20	W6_YU_GD	2,41	MO_YU_GD	4,14	W3_YU_GD	2,46	NT_YU_GD	3,73	MO_YU_GD	1,69	W3_YU_GD
15°	2,25	MO_A2_GD	2,59	W6_YU_GD	4,70	MO_YU_GD	2,51	W6_YU_GD	3,76	MO_A2_KF	1,71	MO_YU_GD
16°	2,27	MO_YU_GD	2,97	NT_YU_GD	4,79	W6_A2_GD	2,77	MO_YU_GD	3,87	MO_YU_KF	1,78	W3_A2_GD

Fonte: Autor, 2014.

Tabela 27 – Ranking do RMSE da temperatura máxima dos membros do *ensemble* por estação (Experimento 2)

Ranking	Luanda		Uíge		Saurimo		Luena		Huambo		Lubango	
	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro
1°	1,63	W3_A2_GD	1,79	W3_YU_KF	0,78	W6_A2_KF	2,10	NT_YU_KF	1,04	NT_A2_KF	2,44	NT_A2_KF
2°	1,75	W6_A2_KF	1,85	NT_A2_KF	1,14	NT_A2_GD	2,59	MO_YU_KF	1,25	NT_A2_GD	2,48	NT_A2_GD
3°	1,80	NT_A2_GD	1,96	W6_YU_KF	1,21	W3_A2_KF	2,68	NT_YU_GD	1,35	W3_A2_GD	2,59	NT_YU_KF
4°	1,91	W6_A2_GD	2,01	NT_YU_KF	1,35	MO_A2_KF	2,75	W3_YU_KF	1,39	W3_A2_KF	2,60	NT_YU_GD
5°	2,58	W6_YU_GD	2,17	W6_A2_KF	1,38	W3_YU_GD	2,88	W6_YU_KF	1,42	W3_YU_KF	2,64	MO_A2_KF
6°	2,58	W3_YU_GD	2,18	MO_YU_KF	1,39	NT_A2_KF	2,95	W6_YU_GD	1,54	NT_YU_KF	2,67	W6_A2_KF
7°	2,61	MO_A2_KF	2,18	W3_A2_KF	1,41	W3_YU_KF	2,98	MO_YU_GD	1,55	W6_YU_KF	2,68	W6_A2_GD
8°	2,72	MO_YU_GD	2,56	W3_A2_GD	1,45	W6_YU_KF	2,98	MO_A2_GD	1,59	W6_A2_GD	2,74	MO_A2_GD
9°	2,72	MO_A2_GD	2,69	NT_YU_GD	1,51	W6_A2_GD	3,01	NT_A2_KF	1,64	MO_A2_KF	2,74	W6_YU_KF
10°	2,78	MO_YU_KF	2,78	W3_YU_GD	1,63	MO_YU_KF	3,12	W3_YU_GD	1,76	W6_A2_KF	2,76	W6_YU_GD
11°	2,90	NT_YU_GD	2,94	NT_A2_GD	1,79	NT_YU_KF	3,12	W3_A2_KF	1,85	MO_A2_GD	2,84	W3_YU_KF
12°	3,06	W3_YU_KF	3,40	W6_A2_GD	1,80	W6_YU_GD	3,88	NT_A2_GD	1,86	NT_YU_GD	2,87	W3_YU_GD
13°	3,06	W3_A2_KF	3,51	W6_YU_GD	1,81	W3_A2_GD	4,31	W6_A2_KF	1,89	W3_YU_GD	2,89	W3_A2_KF
14°	3,10	NT_YU_KF	3,55	MO_YU_GD	2,21	NT_YU_GD	4,57	W6_A2_GD	2,07	MO_YU_KF	2,97	MO_YU_KF
15°	3,23	NT_A2_KF	3,55	MO_A2_GD	2,41	MO_YU_GD	4,62	W3_A2_GD	2,10	W6_YU_GD	3,17	W3_A2_GD
16°	3,26	W6_YU_KF	4,10	MO_A2_KF	2,51	MO_A2_GD	5,06	MO_A2_KF	2,54	MO_YU_GD	3,26	MO_YU_GD

Fonte: Autor, 2014.

Tabela 28 – Ranking do RMSE da temperatura mínima dos membros do *ensemble* por estação (Experimento 1)

Ranking	Luanda		Uíge		Saurimo		Luena		Huambo		Lubango	
	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro
1°	1,74	W3_A2_GD	0,58	MO_YU_GD	1,48	MO_YU_GD	0,47	NT_YU_KF	0,27	W6_A2_KF	0,71	MO_A2_KF
2°	1,88	NT_A2_GD	0,58	MO_YU_KF	1,59	W3_YU_KF	0,48	W6_YU_KF	0,28	NT_A2_KF	0,82	MO_YU_KF
3°	1,99	W3_A2_KF	0,74	W6_YU_GD	1,69	W6_YU_KF	0,51	W3_YU_GD	0,42	NT_YU_KF	0,85	MO_YU_GD
4°	1,99	NT_A2_KF	0,87	W6_A2_KF	1,70	W6_YU_GD	0,51	W3_A2_KF	0,54	W6_YU_GD	0,87	MO_A2_GD
5°	2,01	NT_YU_KF	0,93	MO_A2_GD	1,71	NT_YU_KF	0,56	W6_A2_GD	0,63	W6_A2_GD	0,98	NT_YU_GD
6°	2,02	W3_YU_KF	0,95	MO_YU_KF	1,75	W3_YU_GD	0,57	NT_A2_KF	0,66	MO_YU_KF	1,06	W6_YU_KF
7°	2,11	W6_A2_GD	0,99	NT_YU_KF	1,76	MO_YU_KF	0,59	W6_A2_KF	0,69	MO_YU_GD	1,06	W6_A2_GD
8°	2,18	MO_A2_KF	0,99	W3_A2_GD	1,79	NT_YU_GD	0,59	NT_A2_GD	0,72	W3_YU_KF	1,07	W6_YU_GD
9°	2,19	W6_YU_KF	1,03	W6_A2_GD	2,03	W6_A2_GD	0,63	NT_YU_GD	0,73	MO_A2_GD	1,09	NT_YU_KF
10°	2,21	MO_YU_KF	1,06	W3_YU_GD	2,06	MO_A2_GD	0,69	W6_YU_GD	0,74	W6_YU_KF	1,09	W3_YU_GD
11°	2,25	MO_A2_GD	1,10	NT_A2_KF	2,06	W6_A2_KF	0,70	W3_YU_KF	0,77	MO_A2_KF	1,15	NT_A2_KF
12°	2,29	W6_A2_KF	1,13	NT_YU_GD	2,15	NT_A2_GD	0,79	W3_A2_GD	0,84	W3_A2_GD	1,15	W3_A2_KF
13°	2,36	W3_YU_GD	1,15	W6_YU_KF	2,18	W3_A2_GD	0,87	MO_A2_KF	0,90	NT_YU_GD	1,16	W3_A2_GD
14°	2,38	MO_YU_GD	1,18	MO_A2_KF	2,19	W3_A2_KF	1,08	MO_A2_GD	1,02	W3_YU_GD	1,25	W3_YU_KF
15°	3,00	W6_YU_GD	1,20	W3_A2_KF	2,21	MO_A2_KF	1,21	MO_YU_KF	1,14	NT_A2_GD	1,29	NT_A2_GD
16°	3,02	NT_YU_GD	1,33	NT_A2_GD	2,25	NT_A2_KF	1,43	MO_YU_GD	1,18	W3_A2_KF	1,34	W6_A2_KF

Fonte: Autor, 2014.

Tabela 29 – Ranking do RMSE da temperatura mínima dos membros do *ensemble* por estação (Experimento 2)

Ranking	Luanda		Uíge		Saurimo		Luena		Huambo		Lubango	
	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro	RMSE (°C)	Membro
1°	1,50	W3_A2_GD	0,77	MO_A2_KF	0,45	MO_YU_GD	0,27	W6_YU_KF	2,67	MO_YU_GD	2,62	NT_YU_GD
2°	1,59	W6_A2_GD	0,78	W3_YU_KF	0,64	NT_YU_GD	0,40	NT_YU_KF	2,71	NT_YU_GD	2,70	NT_YU_KF
3°	1,66	W3_YU_GD	0,80	W3_A2_GD	0,72	MO_YU_KF	0,42	MO_YU_GD	2,74	W3_A2_KF	2,78	MO_YU_GD
4°	1,73	W6_YU_GD	0,94	W3_YU_GD	0,81	W6_YU_KF	0,42	MO_A2_GD	2,74	W6_YU_KF	2,79	W6_YU_KF
5°	1,75	W6_YU_KF	0,99	NT_A2_GD	0,81	NT_YU_KF	0,48	MO_YU_KF	2,78	MO_A2_KF	2,82	MO_YU_KF
6°	1,84	W3_A2_KF	1,14	NT_A2_KF	0,87	W6_YU_GD	0,53	MO_A2_KF	2,84	NT_YU_KF	2,87	MO_A2_KF
7°	1,84	MO_YU_GD	1,15	W3_A2_KF	0,95	NT_A2_KF	0,53	W3_YU_GD	2,86	W6_A2_KF	2,89	NT_A2_KF
8°	1,84	MO_A2_GD	1,21	W6_A2_GD	0,96	NT_A2_GD	0,54	W6_A2_KF	2,86	W6_YU_GD	2,91	W3_YU_GD
9°	1,88	NT_YU_GD	1,38	NT_YU_KF	0,98	W6_A2_GD	0,55	W6_A2_GD	2,92	NT_A2_KF	3,01	NT_A2_GD
10°	1,90	NT_A2_GD	1,40	MO_A2_GD	1,03	W3_YU_GD	0,59	NT_A2_KF	2,96	W6_A2_GD	3,07	MO_A2_GD
11°	1,94	W6_A2_KF	1,40	MO_YU_GD	1,16	W3_A2_GD	0,64	W3_YU_KF	2,98	MO_YU_KF	3,08	W6_YU_GD
12°	1,97	W3_YU_KF	1,42	NT_YU_GD	1,20	W3_YU_KF	0,65	W3_A2_GD	3,05	W3_YU_GD	3,08	W3_A2_KF
13°	2,01	NT_A2_KF	1,44	MO_YU_KF	1,27	W6_A2_KF	0,66	NT_A2_GD	3,06	NT_A2_GD	3,08	W6_A2_KF
14°	2,04	NT_YU_KF	1,46	W6_YU_KF	1,45	W3_A2_KF	0,72	NT_YU_GD	3,08	W3_A2_GD	3,13	W6_A2_GD
15°	2,11	MO_A2_KF	1,51	W6_YU_GD	1,63	MO_A2_GD	0,76	W3_A2_KF	3,12	W3_YU_KF	3,19	W3_YU_KF
16°	2,11	MO_YU_KF	1,65	W6_A2_KF	1,63	MO_A2_KF	0,83	W6_YU_GD	3,15	MO_A2_GD	3,25	W3_A2_GD

Fonte: Autor, 2014.

Tabela 30 – Ranking do RMSE da precipitação acumulada dos membros do *ensemble* por estação (Experimento 1)

Ranking	Luanda		Uíge		Saurimo		Luena		Huambo		Lubango	
	RMSE (mm)	Membro	RMSE (mm)	Membro	RMSE (mm)	Membro	RMSE (mm)	Membro	RMSE (mm)	Membro	RMSE (mm)	Membro
1º	10,14	W3_A2_GD	6,11	W3_A2_GD	2,97	W3_A2_KF	0,10	NT_A2_KF	2,42	W6_YU_GD	8,20	W3_YU_KF
2º	12,89	W3_YU_GD	13,67	W3_YU_GD	3,60	W3_YU_KF	2,07	W3_YU_KF	3,23	W3_A2_GD	10,33	W3_A2_KF
3º	13,13	NT_A2_KF	16,47	MO_YU_GD	3,61	MO_A2_KF	2,20	MO_YU_KF	3,92	NT_A2_GD	11,53	W3_YU_GD
4º	15,04	W3_YU_KF	21,90	W6_A2_KF	4,03	W6_A2_KF	2,34	MO_A2_KF	4,55	MO_A2_GD	11,66	NT_YU_KF
5º	15,13	MO_A2_GD	24,71	MO_A2_KF	4,77	MO_A2_GD	2,39	W3_A2_GD	4,74	W3_A2_KF	13,53	W6_YU_KF
6º	15,56	W6_YU_KF	25,97	W3_A2_KF	4,85	W3_A2_GD	3,21	MO_A2_GD	5,39	NT_YU_GD	14,54	NT_YU_GD
7º	15,88	MO_YU_GD	26,15	MO_A2_GD	5,48	NT_A2_KF	5,10	NT_YU_KF	5,52	MO_YU_GD	15,66	W3_A2_GD
8º	16,89	NT_YU_GD	28,89	W6_YU_GD	5,81	NT_A2_GD	6,18	W6_A2_KF	6,35	W6_YU_KF	16,19	MO_YU_KF
9º	17,35	W3_A2_KF	32,88	W6_YU_KF	8,85	W6_A2_GD	6,63	W6_A2_GD	6,61	W3_YU_KF	16,53	MO_A2_GD
10º	17,59	W6_A2_KF	39,30	W6_A2_GD	13,15	W3_YU_GD	7,66	NT_A2_GD	7,10	MO_YU_KF	16,84	W6_A2_KF
11º	18,55	MO_A2_KF	47,91	NT_A2_KF	19,84	NT_YU_KF	8,30	W6_YU_KF	12,60	NT_YU_KF	16,93	NT_A2_KF
12º	18,97	MO_YU_KF	52,68	NT_A2_GD	22,97	W6_YU_KF	9,08	MO_YU_GD	12,60	W3_YU_GD	17,20	MO_A2_KF
13º	20,73	W6_A2_GD	72,15	NT_YU_GD	23,13	MO_YU_KF	9,11	W3_YU_GD	14,59	W6_A2_KF	18,07	W6_A2_GD
14º	24,22	W6_YU_GD	86,57	NT_YU_KF	27,13	W6_YU_GD	9,11	W3_A2_KF	14,93	W6_A2_GD	18,16	MO_YU_GD
15º	25,55	NT_YU_KF	91,04	W3_YU_KF	30,92	NT_YU_GD	9,65	NT_YU_GD	17,11	NT_A2_KF	18,22	W6_YU_GD
16º	39,39	NT_A2_GD	123,69	MO_YU_KF	42,67	MO_YU_GD	11,06	W6_YU_GD	21,52	MO_A2_KF	18,37	NT_A2_GD

Fonte: Autor, 2014.

Tabela 31 – Ranking do RMSE da precipitação acumulada dos membros do *ensemble* por estação (Experimento 2)

Ranking	Luanda		Uíge		Saurimo		Luena		Huambo		Lubango	
	RMSE (mm)	Membro	RMSE (mm)	Membro	RMSE (mm)	Membro	RMSE (mm)	Membro	RMSE (mm)	Membro	RMSE (mm)	Membro
1º	19,08	NT_A2_GD	4,98	MO_YU_GD	1,47	W6_A2_GD	0,34	NT_YU_GD	4,96	MO_YU_KF	0,55	W3_A2_GD
2º	21,12	NT_YU_KF	4,98	MO_A2_GD	2,25	W3_A2_GD	0,85	W6_A2_KF	5,23	W6_YU_KF	0,87	MO_A2_GD
3º	23,28	MO_YU_GD	8,52	W3_YU_KF	3,20	W3_A2_KF	1,21	W3_YU_GD	6,61	W3_YU_KF	1,19	W6_A2_GD
4º	24,49	W3_A2_GD	8,56	MO_A2_KF	3,60	MO_A2_GD	1,57	NT_A2_KF	7,07	NT_YU_KF	1,39	NT_A2_GD
5º	25,31	W3_YU_GD	10,33	NT_A2_GD	3,70	W3_YU_KF	1,72	MO_A2_KF	7,55	W6_A2_KF	2,39	MO_A2_KF
6º	26,18	W6_YU_KF	14,31	W3_YU_GD	3,81	MO_YU_KF	1,93	MO_YU_GD	8,01	W6_YU_GD	3,44	W6_YU_GD
7º	27,17	W6_A2_GD	16,18	W3_A2_KF	3,97	W6_YU_KF	1,93	MO_A2_GD	8,70	NT_YU_GD	4,87	NT_YU_GD
8º	28,05	NT_A2_KF	17,43	NT_A2_KF	5,37	NT_A2_GD	2,02	W3_A2_KF	8,70	MO_YU_GD	5,40	W3_YU_GD
9º	28,53	NT_YU_GD	18,44	W6_YU_KF	5,40	NT_A2_KF	2,15	NT_YU_KF	8,71	MO_A2_KF	5,61	MO_YU_KF
10º	29,47	W6_YU_GD	19,92	NT_YU_KF	6,07	W3_YU_GD	2,18	W6_YU_GD	9,55	W3_YU_GD	5,68	W6_A2_KF
11º	30,85	W6_A2_KF	20,02	W6_YU_GD	6,84	W6_A2_KF	2,45	W6_YU_KF	10,93	NT_A2_KF	6,96	W3_A2_KF
12º	31,14	W3_YU_KF	23,07	NT_YU_GD	9,01	MO_A2_KF	2,55	NT_A2_GD	12,97	NT_A2_GD	8,34	NT_YU_KF
13º	31,47	MO_YU_KF	25,05	W6_A2_GD	14,17	NT_YU_KF	2,57	W6_A2_GD	14,97	W3_A2_KF	10,04	MO_YU_GD
14º	31,47	MO_A2_KF	28,05	W3_A2_GD	14,26	W6_YU_GD	2,95	W3_A2_GD	15,80	MO_A2_GD	10,28	W3_YU_KF
15º	32,06	MO_A2_GD	31,94	MO_YU_KF	16,16	NT_YU_GD	4,55	W3_YU_KF	16,34	W6_A2_GD	10,68	NT_A2_KF
16º	34,47	W3_A2_KF	32,86	W6_A2_KF	19,93	MO_YU_GD	15,61	MO_YU_KF	17,22	W3_A2_GD	13,73	W6_YU_KF

Fonte: Autor, 2014.

5 CONCLUSÕES

Neste trabalho foram apresentados resultados de dois experimentos, em que diversas combinações de parametrizações físicas foram testadas em um sistema de previsão por *ensemble*, onde a confiabilidade foi avaliada com base da concordância entre os *box plots* e a discrepâncias entre o RMSE e o SPRD, a sensibilidade das parametrizações físicas e o desempenho das previsões determinísticas foram avaliadas pelos ranking dos respectivos viés médio e RMSE médio, conclui-se que :

O estudo possibilitou investigar que o espalhamento pode ser utilizado como uma medida de avaliação da confiabilidade da previsão *ensemble*, com resultados que indicaram a correspondência entre baixo espalhamento e melhor desempenho e vice versa.

Os resultados obtidos indicaram a perfeita correspondência entre baixa discrepância entre o RMSE e SPRD e alta confiabilidade da previsão *ensemble* e vice versa.

Os métodos de avaliação da confiabilidade da previsão *ensemble* pela análise do *box plots* e a discrepância entre o *RMSE* e *SPRD*, apresentaram resultados concordantes em todas localidades nos dois experimentos.

A previsão da variável temperatura máxima pelo *ensemble*, não foi satisfatória, porque somente na localidade do Uíge no experimento 1, a variável apresentou resultados confiáveis. A fraca confiabilidade da previsão *ensemble* deve-se ao fato dos membros do modelo capturaram temperaturas mais baixas que as observadas, o que sugere que o modelo tende a subestimar essa variável. Com exceção de Luanda onde no experimento 2, notou-se a tendência do modelo em superestimar a variável, sendo que nas demais localidades nos dois experimentos é notável a polarização do viés negativo, que pode ser atribuído ao efeito da topografia que normalmente é suavizada pelo modelo ou há erros nas condições iniciais que podem estar associados a fraca densidade de estações na região.

A previsão da variável temperatura mínima, o *ensemble* produziu resultados mais satisfatórios. Resultados confiáveis foram obtidos nas localidades do Uíge, Saurimo, Luena, Huambo e Lubango no experimento 1, enquanto que no experimento 2 os mesmos resultados foram obtidos nas localidades do Uíge, Saurimo e Luena. Para além de Luanda e Uíge onde há tendência em o modelo superestimar essa variável nos dois experimentos, nas demais localidades há tendência de modelo subestimar essa variável.

A previsão da variável precipitação acumulada, o *ensemble* produziu resultados razoáveis para a localidade do Uíge e Huambo, e resultados confiáveis no Luena todos no experimento 2. O fraco desempenho da previsão *ensemble* em representar essa variável, pode estar associado as dificuldades das parametrizações em reproduzir quantitativamente a precipitação ocorrida e ou em detetar chuvas isoladas oriundas de sistemas convectivos.

O melhor desempenho do modelo está associado a valores baixo de precipitação, e que o erro do modelo tende a ser maior quanto maior for a quantidade de precipitação ocorrida, sugerindo que o modelo tem dificuldades em prever corretamente a ocorrência de precipitação elevada.

A análise dos índices POD e FAR, sugerem que a previsão *ensemble* apresentou nos dois experimentos, elevada capacidade de detecção da precipitação, mas fraca habilidade em gerar alarmes falsos.

A análise de cada experimento mostra elevada sensibilidade das variáveis simuladas pelo WRF as suas parametrizações físicas. Para a temperatura máxima as combinações adotadas que incorporam o esquema de cúmulos *Grell-Devenyi* produziram o viés negativo mais suave do que as combinações com o esquema *Kain Fritch*. Para a temperatura mínima as combinações que incorporam o esquema de microfísica WSM3 produziram viés negativo mais acentuado. Para a precipitação acumulada as combinações que incorporam o esquema de cúmulos *Kain Fritch*, tendem superestimar a variável comparado com as incorporam o esquema *Grell-Devenyi*.

Da comparação das diversas combinações de parametrizações físicas, não é possível definir qual a melhor opção para uma ou todas as variáveis em todas localidades, embora, existem algumas tendências que se destacam.

6 RECOMENDAÇÕES

Neste trabalho foram apresentados resultados somente de dois experimentos, em que dezesseis (16) combinações de parametrizações físicas foram testadas em um sistema de previsão por *ensemble* para a região de Angola. Essa limitação sugere que mais testes devem ser realizados para se obter um conjunto de informações detalhadas sobre a confiabilidade das previsões e a sensibilidade as parametrizações físicas. Os resultados sugerem também a introdução de outras formas de perturbação como as das condições iniciais, assim como a perturbação de outros esquemas físicos.

REFERÊNCIAS

- ASHRIT, R. et al. Performance of global ensemble forecast system (GEFS) during monsoon 2012. National center for medium range weather forecasting. India. p. 22, 2013.
- BARKER, T. The relationship between spread and forecast error in extended-range forecast. *J. Climate*, v. 4, n.7, p. 733- 742, 1991.
- BROWN, J. Ensemble Verification System (EVS). *User's manual. Version 5.0. July. 2013.*
- BUIZZA, R. Potential forecast skill of ensemble prediction and spread and skill distributions of the ECMWF ensemble prediction system. **Monthly weather review**, v125, 99-119. 1997.
- BUIZZA, R. et al. A comparison of the ECMWF, MSC, and NCEP global ensemble prediction systems. **Monthly weather review**, v. 133, 1076-1097. 2005.
- COMET. Intelligent Use of Model-Derived Products -version 2. fevereiro 2010. Disponível em: <http://www.meted.ucar.edu/nwp/model_derivedproducts/>.
- COUTINHO, M. Previsão por conjuntos utilizando perturbações baseadas em componentes principais. São José dos Campos. 136p. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1999.
- CRETAT, J. et al. Désagrégation numérique de précipitations em Afrique australe et dynamique atmosphérique associée. *Bagf- Géographes*- p. 195-206, 2010.
- EVANS. J. et al. Evaluating the performance of the WRF physics ensemble over South-East Austrália. *Clim Dyn.* V. 39.12241-1258. 2011.
- FALL et al. Application of weather prediction models for hazard mitigation planning: a case study of heavy off-season rains in Senegal. *Nat Hazards*, v. 41, n , 227-243, 2007.
- FERREIRA, A. Sensibilidade às parametrizações físicas do WRF nas previsões à superfície em Portugal Continental. Relatório (Estágio em Meteorologia e Oceanografia Física). Aveiro: Universidade de Aveiro, 2007.
- FONSECA, B. Estudo da previsibilidade de eventos severos sobre o sudeste da América do sul com ênfase na região da serra do mar usando previsão de curto prazo por ensemble. Tese (Doutoramento em Meteorologia). São José dos Campos: Inpe, 2010.
- HOLTON, J. *An introduction to dynamic meteorology*. 4th ed. California: Elsevier Academic Press. 4 ed. 540 p. 2004.
- HOU, D. et al. Objective verification of the SAMEX'98 ensemble forecast. *Monthly weather review*, v. 129, n. , 73-91, 2001.
- JOLLIFFE, I.; STEPHENSON, D. *Forecast Verification. A Practitioner's Guide in Atmospheric Science*. Willey. 247 p. 2003.

LEITH, E. Theoretical skill of monte carlo forecasts. *Monthly weather review*, v. 102, n.6, 409-418, june 1974.

LIMA, M. Avaliação do sistema de previsão de tempo global por conjunto do CPTEC na previsão de ciclones no sul da américa do sul. Dissertação (Mestrado em Meteorologia). São José dos Campos: Inpe, 2011.

LORENZ, N. Deterministic nonperiodic flow. *Journal of the atmospheric flow*, v. 20, n. , 130-141, march 1963.

LORENZ, N. The predictability of a flow which possesses many scales of motion. *Tellus*, v. 21, p. 289-307, 1969.

MACHADO, L. et al. Impacto da utilização de previsões desfasadas no sistema de previsão de tempo por conjunto do CPTEC/INPE. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v.25, n.1, 54-69, 2010.

PIELKE, R.A. *Mesoscale meteorological modeling*, 2td ed. Fort Collins, Academic Press, 2002. p.

POTTER, K. et al. *Visualizing Summary Statistics and Uncertainty. Eurographics*. v. 29 . n 3. 2010.

SKAMAROCK, W. et al. A description of the advanced research WRF version 3. NCAR technical note. June. 2008.

SILVEIRA, C. *Verificação das previsões de tempo para precipitação usando ensemble regional para o estado do ceará em 2009*. São Paulo, *Revista Brasileira de Meteorologia*, v.26, n.4, 609 - 618, 2011.

SILVEIRA, M. *Climas de angola*. 2 ed. Luanda. Série Memórias do SMA. 1967.

SILVEIRA, C. Et al. *Previsão de tempo por conjunto para a região nordeste do Brasil*. São Paulo, *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 29, n.3, 351 - 366, 2014.

STENSRUD, D. et al. Using initial condition and model physics perturbation in short range ensemble simulation of mesoscale convective systems. *Monthly weather review*, v. 128, n. 7, p. 2077-2107, 2000.

TENNANT, W., et. al. *Application of the NCEP Ensemble Prediction System to Medium-range Forecasting in South Africa: New Products, Benefits and Challenges*. Pretória. *Weather and Forecasting*. 54p. 2006.

TOMÉ, R. *Previsão do tempo com modelos de mesoescala: Casos de estudo com o modelo MM5 nos Açores*. 2004, 79p. Dissertação (Licenciatura em Meteorologia). - Universidade de Lisboa, Lisboa, 2004.

WHITAKER, J.; LOUGHE, A. The Relationship between Ensemble Spread and Ensemble Mean Skill. **Monthly weather review**, v. 126, 3292-3302, 1988.

WILKS, D. **Statistical Methods in the Atmospheric Sciences**. Academic Press, 2 ed. 628 pp. 2006.