

**ESTUDO COMPARATIVO ENTRE O MODELO  
DINÂMICO BRAMS E OS MODELOS ESTATÍSTICOS  
MOS E MOC**

SIMONE PEREIRA FERREIRA

**ESTUDO COMPARATIVO ENTRE O MODELO  
DINÂMICO BRAMS E OS MODELOS ESTATÍSTICOS  
MOS E MOC**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-  
-Graduação em Sensoriamento Remoto da  
Universidade Federal do Rio Grande do Sul  
como requisito parcial para a obtenção do grau  
de Mestre em Sensoriamento Remoto.

ORIENTADOR: RITA DE CÁSSIA MARQUES ALVES

Porto Alegre  
Março de 2011

© 2011, Simone Pereira Ferreira.  
Todos os direitos reservados.

Pereira Ferreira, Simone

Estudo comparativo entre o modelo dinâmico BRAMS e os  
modelos estatísticos MOS e MOC / Simone Pereira Ferreira. —  
Porto Alegre, 2011

xix, 138 f. : il. ; 29cm

Dissertação (mestrado) — Universidade Federal do Rio Grande do  
Sul

Orientador: Rita de Cássia Marques Alves

1. modelo BRAMS. 2. Regressão linear múltipla. 3. MOS.  
4. MOC. 5. previsão numérica do tempo. I. Título.

*Dedico aos meus três amores: Flavio, Mariana e Pedro*

# Agradecimentos

Primeiramente, agradeço a minha família ( $C_{família}^4 = minhavida$ ), onde:

$$família = \{flavio, mariana, pedro, juju\}$$

Obrigada, pelas horas "*Tarantela*", pelos beijos, carinhos, palavras, por tudo!

Não posso deixar de agradecer também:

- minha orientadora Profa. Dra. Rita de Cássia Alves, pela oportunidade, confiança e apoio;
- Profa. Dra. Claudinéia Saldanha, pelos chás e chimarrão;
- pessoal do LMQA;
- todo pessoal do CEPSRM (secretarias, portaria e limpeza);
- CAPES pela bolsa;
- ao pessoal do CESUP, Luís Fernando e Lindolfo, por toda ajuda;
- *last but not least*, Gustavo Ribeiro, pelos dados de inicialização do modelo que vieram do outro lado do Rio (Manaus).

“...  
*Feliz aquele que transfere o que sabe e aprende o que ensina*  
...”

(Cora Coralina in:  
Exaltação de Aninha (O Professor)  
Vintém de cobre: meias confissões de Aninha)

# Resumo

Modelos numéricos de equações primitivas, tais como BRAMS, apresentam erros intrínsecos em suas soluções. Esses erros têm várias causas, entre as quais se pode citar: imperfeição do método numérico que aproxima as equações diferenciais por equações de diferenças finitas, resolução da grade, dificuldade em representar os termos não lineares das equações do modelo, entre outros. Neste trabalho são comparados dois métodos de pós-processamento estatístico, *Model Output Statistics* (MOS) e *Model Output Calibration* (MOC) para avaliar se é necessário e em caso afirmativo qual é o mais adequado para ser utilizado juntamente com o modelo BRAMS em execução no Laboratório de Meteorologia e Qualidade do Ar (LMQA/CEPSRM/UFRGS). Essas duas técnicas se mostram muito eficientes em compensar erros, porém a primeira tem a desvantagem de requerer uma grande base de dados e ainda a necessidade de alterar as equações quando ocorrem modificações no Modelo. O outro método difere do primeiro por calcular o erro da variável, e não o seu valor, e utilizar dados recentes para calcular a equação de regressão. Foram geradas previsões com saídas de 3 em 3h para o período de 01 de janeiro de 2008 até 31 dezembro de 2009, período de treinamento do MOS, e de 29 de maio até 31 de julho de 2010, período de treinamento do MOC e teste dos dois métodos. No trabalho é feita uma análise detalhada dos dois métodos em oito localidades do Rio Grande do Sul, para as variáveis temperatura da superfície, umidade relativa do ar em superfície, pressão à superfície e chuva acumulada em 1h. Os resultados obtidos com a utilização dos métodos estatísticos aumentaram a acurácia da previsão em relação às previsões do modelo BRAMS para temperatura, umidade e pressão. Em um dos resultados obtidos, em Vacaria, o MOC consegue acompanhar uma grande variação na pressão e melhora 49,12% a saída do modelo, enquanto o MOS apresenta resultado negativo (-767,97%). Em outro caso, na cidade de Santa Maria, os dois métodos conseguem melhorar 86% a pressão.

**Palavras-chave:** BRAMS, MOS, MOC.

# Abstract

Some variables predicted by Weather Numerical Models are frequently influenced by errors. Such errors occurs not only to the assumptions used in the construction of the model equations of physics/dynamics, but also by the topography used. This work compares two statistical post-processing methods *Model Outuput Statistics* (MOS) and *Model Outuput Calibration* (MOC) to evaluate which is most suitable to calibrate the model (BRAMS) running in Meteorology and Air Quality Laboratory (LMQA/CEPSRM/UFRGS). These two techniques proved very effective in compensating errors, but first has the disadvantage of requiring a large database and need to modify the equations when changes occur. Other method differs from the first to calculate error of the variable, not its value properly and use recent data to calculate the regression equation. Predictions were generated during 3hs intervals from January 1st, 2008 to December 31, 2009 to MOS training period. MOC training period and testing occurs from May 29 until July 31, 2010. This work goal is a detailed analysis of the two methods in eight locations of Rio Grande do Sul State to temperature, humidity, pressure and precipitation. The results are satisfactory to first of 3 variables. In Vacaria city, MOC follow a wide variation in pressure and reached an improvement by 49.12%, while MOS, achieved 767.97% down. In another case, Santa Maria city, two methods can improve 86 % pressure results.

**Keywords:** BRAMS, MOS, MOC.

# Lista de Figuras

2.1	Fluxo de execução do BRAMS . . . . .	11
2.2	Aninhamento de grades . . . . .	12
3.1	Regressão Linear . . . . .	14
4.1	Diferença entre a realidade e a representação do modelo . . . . .	23
5.1	Grade utilizada no modelo . . . . .	29
5.2	Localização das estações . . . . .	30
6.1	Temperatura Bagé 24h MOS . . . . .	36
6.2	Temperatura Bagé 24h MOC . . . . .	37
6.3	Umidade relativa Bagé 24h MOS . . . . .	37
6.4	Umidade relativa Bagé 24h MOC . . . . .	38
6.5	Pressão Bagé 24h MOS . . . . .	39
6.6	Pressão Bagé 24h MOC . . . . .	39
6.7	Chuva Bagé 24h MOS . . . . .	40
6.8	Chuva Bagé 24h MOC . . . . .	40
6.9	Temperatura Bagé 48h MOS . . . . .	42
6.10	Temperatura Bagé 48h MOC . . . . .	42
6.11	Umidade relativa Bagé 48h MOS . . . . .	43
6.12	Umidade relativa Bagé 48h MOC . . . . .	43
6.13	Pressão Bagé 48h MOS . . . . .	44
6.14	Pressão Bagé 48h MOC . . . . .	44
6.15	Chuva Bagé 48h MOS . . . . .	45
6.16	Chuva Bagé 48h MOC . . . . .	46
6.17	Temperatura Bagé 72h MOS . . . . .	47
6.18	Temperatura Bagé 72h MOC . . . . .	47
6.19	Umidade relativa Bagé 72h MOS . . . . .	48
6.20	Umidade relativa Bagé 72h MOC . . . . .	48
6.21	Pressão Bagé 72h MOS . . . . .	49
6.22	Pressão Bagé 72h MOC . . . . .	50

6.23	Chuva Bagé 72h MOS . . . . .	50
6.24	Chuva Bagé 72h MOC . . . . .	51
6.25	Temperatura Porto Alegre 24h MOS . . . . .	52
6.26	Temperatura Porto Alegre 24h MOC . . . . .	53
6.27	Umidade relativa Porto Alegre 24h MOS . . . . .	53
6.28	Umidade relativa Porto Alegre 24h MOC . . . . .	54
6.29	Pressão Porto Alegre 24h MOS . . . . .	55
6.30	Pressão Porto Alegre 24h MOC . . . . .	55
6.31	Chuva Porto Alegre 24h MOS . . . . .	56
6.32	Chuva Porto Alegre 24h MOC . . . . .	56
6.33	Temperatura Porto Alegre 48h MOS . . . . .	58
6.34	Temperatura Porto Alegre 48h MOC . . . . .	58
6.35	Umidade relativa Porto Alegre 48h MOS . . . . .	59
6.36	Umidade relativa Porto Alegre 48h MOC . . . . .	59
6.37	Pressão Porto Alegre 48h MOS . . . . .	60
6.38	Pressão Porto Alegre 48h MOC . . . . .	60
6.39	Chuva Porto Alegre 48h MOS . . . . .	61
6.40	Chuva Porto Alegre 48h MOC . . . . .	62
6.41	Temperatura Porto Alegre 72h MOS . . . . .	63
6.42	Temperatura Porto Alegre 72h MOC . . . . .	64
6.43	Umidade relativa Porto Alegre 72h MOS . . . . .	64
6.44	Umidade relativa Porto Alegre 72h MOC . . . . .	65
6.45	Pressão Porto Alegre 72h MOS . . . . .	65
6.46	Pressão Porto Alegre 72h MOC . . . . .	66
6.47	Chuva Porto Alegre 72h MOS . . . . .	67
6.48	Chuva Porto Alegre 72h MOC . . . . .	67
6.49	Temperatura Chuí MOS . . . . .	68
6.50	Temperatura Chuí MOC . . . . .	69
6.51	Umidade relativa Chuí MOS . . . . .	70
6.52	Umidade relativa Chuí MOC . . . . .	70
6.53	Pressão Chuí MOS . . . . .	71
6.54	Pressão Chuí MOC . . . . .	71
6.55	Chuva Chuí MOS . . . . .	72
6.56	Chuva Chuí MOC . . . . .	72
6.57	Temperatura Santa Maria MOS . . . . .	74
6.58	Temperatura Santa Maria MOC . . . . .	74
6.59	Umidade relativa Santa Maria MOS . . . . .	75
6.60	Umidade relativa Santa Maria MOC . . . . .	76
6.61	Pressão Santa Maria MOS . . . . .	76
6.62	Pressão Santa Maria MOC . . . . .	77

6.63	Chuva Santa Maria MOS	77
6.64	Chuva Santa Maria MOC	78
6.65	Temperatura Santa Rosa MOS	79
6.66	Temperatura Santa Rosa MOC	80
6.67	Umidade relativa Santa Rosa MOS	81
6.68	Umidade relativa Santa Rosa MOC	81
6.69	Pressão Santa Rosa MOS	82
6.70	Pressão Santa Rosa MOC	82
6.71	Chuva Santa Rosa MOS	83
6.72	Chuva Santa Rosa MOC	83
6.73	Temperatura Torres MOS	85
6.74	Temperatura Torres MOC	85
6.75	Umidade relativa Torres MOS	86
6.76	Umidade relativa Torres MOC	86
6.77	Pressão Torres MOS	87
6.78	Pressão Torres MOC	87
6.79	Chuva Torres MOS	88
6.80	Chuva Torres MOC	88
6.81	Temperatura Uruguaiana MOS	90
6.82	Temperatura Uruguaiana MOC	90
6.83	Umidade relativa Uruguaiana MOS	91
6.84	Umidade relativa Uruguaiana MOC	91
6.85	Pressão Uruguaiana MOS	92
6.86	Pressão Uruguaiana MOC	93
6.87	Chuva Uruguaiana MOS	93
6.88	Chuva Uruguaiana MOC	94
6.89	Temperatura Vacaria MOS	95
6.90	Temperatura Vacaria MOC	96
6.91	Umidade relativa Vacaria MOS	96
6.92	Umidade relativa Vacaria MOC	97
6.93	Pressão Vacaria MOS	97
6.94	Pressão Vacaria MOC	98
6.95	Chuva Vacaria MOS	99
6.96	Chuva Vacaria MOC	99
A.1	Carta sinótica 12jul2010 00Z	115
A.2	Carta sinótica 13jul2010 00Z	116
A.3	Carta sinótica 13jul2010 00Z	117

# Lista de Tabelas

3.1	ANOVA . . . . .	16
5.1	Principais configurações do RAMSIN . . . . .	28
5.2	Estações . . . . .	30
5.3	Variáveis preditoras . . . . .	31
5.4	Tabela de Contingência . . . . .	33
6.1	Tabela de Contingência Bagé 24h . . . . .	41
6.2	Erros Bagé 24h . . . . .	41
6.3	Skill Score Bagé 24h . . . . .	41
6.4	Tabela de Contingência Bagé 48h . . . . .	45
6.5	Erros Bagé 48h . . . . .	46
6.6	Skill Score Bagé 48h . . . . .	46
6.7	Tabela Contingência Bagé 72h . . . . .	51
6.8	Erros Bagé 72h . . . . .	51
6.9	Skill Score Bagé 72h . . . . .	51
6.10	Tabela Contingência Porto Alegre 24h . . . . .	57
6.11	Erros Porto Alegre 24h . . . . .	57
6.12	Skill Score Porto Alegre 24h . . . . .	57
6.13	Tabela Contingência Porto Alegre 48h . . . . .	62
6.14	Erros Porto Alegre 48h . . . . .	62
6.15	Skill Score Porto Alegre 48h . . . . .	62
6.16	Tabela Contingência Porto Alegre 72h . . . . .	67
6.17	Erros Porto Alegre 72h . . . . .	67
6.18	Skill Score Porto Alegre 72h . . . . .	68
6.19	Tabela Contingência Chuí . . . . .	73
6.20	Erros Chuí . . . . .	73
6.21	Skill Score Chuí . . . . .	73
6.22	Tabela Contingência Santa Maria . . . . .	78
6.23	Erros Santa Maria . . . . .	78
6.24	Skill Score Santa Maria . . . . .	78

6.25	Tabela Contingência Santa Rosa . . . . .	83
6.26	Erros Santa Rosa . . . . .	84
6.27	Skill Score Santa Rosa . . . . .	84
6.28	Tabela Contingência Torres . . . . .	89
6.29	Erros Torres . . . . .	89
6.30	Skill Score Torres . . . . .	89
6.31	Tabela Contingência Uruguaiana . . . . .	94
6.32	Erros Uruguaiana . . . . .	94
6.33	Skill Score Uruguaiana . . . . .	94
6.34	Tabela Contingência Vacaria . . . . .	99
6.35	Erros Vacaria . . . . .	100
6.36	Skill Score Vacaria . . . . .	100
6.37	Skill Scores EMA . . . . .	100
A.1	Preditores MOS temperatura . . . . .	109
A.2	Preditores MOS umidade relativa . . . . .	109
A.3	Preditores MOS Pressão . . . . .	110
A.4	Preditores MOS Chuva . . . . .	110
A.5	Preditores MOC Temperatura . . . . .	111
A.6	Preditores MOC Umidade relativa . . . . .	112
A.7	Preditores MOC Pressão . . . . .	113
A.8	Preditores MOC Chuva . . . . .	114

# Lista de Siglas

ANOVA	Análise de Variância
ATMET	Atmospheric, Meteorological and Environmental Technologies
BRAMS	Brazilian Regional Atmospheric Modeling System
CEPSRM	Centro Estadual de Pesquisa em Sensoriamento Remoto e Meteorologia
CESUP	Centro Nacional de Supercomputação
CPTEC	Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
EMA	Erro Médio Absoluto
ENIAC	Electrical Numerical Integrator and Computer
EOS	Earth Observing System
FAO	Food and Agriculture Organization
FAR	Razão de Falso Alarme
FINEP	Financiadora de Estudos e Projetos
GIMP	GNU Image Manipulation Program
GrADS	Grid Analysis and Display System
IAG	Instituto de Astronomia, Geofísica e Ciências Atmosféricas
IME	Instituto de Matemática e Estatística
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
ISAN	Isentropic Analysis package
Kile	KDE Integrated LaTeX Environment
LMQA	Laboratório de Meteorologia e Qualidade do Ar
MNPT	Modelo Numérico de Previsão do Tempo
MOC	Model Output Calibration
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MOS	Model Output Statistics
NASA	National Aerospace and Space Administration
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
PASW	Predictive Analytics SoftWare
PC	Proporção Correta
PNT	Previsão Numérica do Tempo
POD	Probabilidade de detecção

PPM	Perfect Prognostic Model
QMR	Quadrado médio dos erros
RAMS	Regional Atmospheric Modeling System
REQM	Raiz do Erro Quadrático Médio
RLS	Regressão Linear simples
RV	Redução da Variância
SPSS	Statistical Package for the Social Sciences
SQR	Soma dos quadrados dos erros
SQReg	Soma dos quadrados da regressão
SQT	soma dos quadrados totais
SS	Skill Score
SST	Sea Surface Temperature
UFRGS	Universidade Federal do Rio Grande do Sul
USGS	United States Geological Survey
USP	Universidade de São Paulo
VIF	Variance Inflation Factor

,

# Lista de Símbolos

$z$	Altura
$p$	Pressão
$\sigma$	Sigma
$\eta$	Eta
$\theta$	Isentrópica
$\sigma_z$	sigma Z
$\epsilon$	erro aleatório
$\sigma^2$	variância
$k$	número de variáveis preditoras
$\beta_0$	intercepto da reta no eixo da ordenada
$\beta_k$	inclinação da reta
$n$	número de observações
$x$	variável preditora
$y$	preeditando
$\hat{y}$	valores estimados para $y$
$\bar{y}$	média de $y$
$\hat{\sigma}^2$	variância estimada
$H_0$	hipótese nula
$H_1$	hipótese alternativa
$F_0$	distribuição <i>F-Snedecor</i>
$t_0$	distribuição <i>t-student</i>
$R^2$	coeficiente de determinação
$R$	coeficiente de regressão múltipla
$R_{a,j}^2$	coeficiente de determinação ajustado
$T_{ij}$	temperatura prevista
$T_{ij}^*$	temperatura observada
$\Delta$	diferença
$\Pi$	função
$\Lambda_0$	intercepto da reta no eixo da ordenada
$\Lambda_l$	inclinação da reta

# Sumário

<b>Agradecimentos</b>	<b>iv</b>
<b>Resumo</b>	<b>vi</b>
<b>Abstract</b>	<b>vii</b>
<b>Lista de Figuras</b>	<b>viii</b>
<b>Lista de Tabelas</b>	<b>xi</b>
<b>Lista de Siglas</b>	<b>xiii</b>
<b>Lista de Símbolos</b>	<b>xv</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>1</b>
1.1 Definição do problema . . . . .	2
1.2 Considerações gerais e objetivos . . . . .	2
1.2.1 Objetivos . . . . .	3
1.2.2 Delimitação do trabalho . . . . .	3
1.2.3 Organização da dissertação . . . . .	4
<b>2 Previsão Numérica do Tempo</b>	<b>5</b>
2.1 Classificação dos modelos . . . . .	6
2.2 Considerações gerais . . . . .	6
2.2.1 Equações básicas . . . . .	6
2.2.2 Coordenadas horizontais . . . . .	7
2.2.3 Coordenadas verticais . . . . .	7
2.2.4 Condições de contorno . . . . .	8
2.3 Operacionalização . . . . .	8
2.4 Pós-processamento . . . . .	8
2.5 Avaliação . . . . .	9
2.6 BRAMS . . . . .	9
2.6.1 Características do Modelo . . . . .	10

2.6.2	Sensoriamento remoto e suas aplicações no Modelo . . . . .	12
<b>3</b>	<b>Regressão Linear Múltipla</b>	<b>14</b>
3.1	Teste de hipóteses e Intervalo de confiança . . . . .	15
3.2	Coefficiente de determinação . . . . .	18
3.3	Análise dos resíduos . . . . .	18
3.4	Seleção das variáveis . . . . .	19
3.5	Multicolinearidade . . . . .	19
3.6	Índices de Avaliação . . . . .	20
<b>4</b>	<b>Pós-processamento Estatístico do Modelo Numérico</b>	<b>22</b>
4.1	Model Output Statistics . . . . .	23
4.1.1	Desenvolvimento das equações . . . . .	24
4.2	Model Output Calibration . . . . .	25
4.2.1	Desenvolvimento das equações . . . . .	25
<b>5</b>	<b>Material e Métodos</b>	<b>27</b>
5.1	BRAMS . . . . .	27
5.1.1	Dados de entrada . . . . .	27
5.2	Área de Estudo . . . . .	29
5.2.1	Localização das estações . . . . .	30
5.2.2	Escolha das variáveis preditoras . . . . .	31
5.3	Implementação do MOS . . . . .	32
5.4	Implementação do MOC . . . . .	32
5.5	Controle de qualidade . . . . .	32
5.6	Tabela de Contingência . . . . .	33
5.7	Programas utilizados . . . . .	34
<b>6</b>	<b>Resultados</b>	<b>35</b>
6.1	Bagé . . . . .	36
6.1.1	Previsão para 24h . . . . .	36
6.1.1.1	Temperatura da superfície . . . . .	36
6.1.1.2	Umidade relativa do ar em Superfície . . . . .	37
6.1.1.3	Pressão à Superfície . . . . .	38
6.1.1.4	Chuva acumulada em 1h . . . . .	39
6.1.1.5	Conclusão . . . . .	41
6.1.2	Previsão para 48h . . . . .	41
6.1.2.1	Temperatura da superfície . . . . .	41
6.1.2.2	Umidade relativa do ar em Superfície . . . . .	42
6.1.2.3	Pressão à Superfície . . . . .	43
6.1.2.4	Chuva acumulada em 1h . . . . .	45

6.1.2.5	Conclusão . . . . .	46
6.1.3	Previsão para 72h . . . . .	46
6.1.3.1	Temperatura da superfície . . . . .	46
6.1.3.2	Umidade relativa do ar em Superfície . . . . .	48
6.1.3.3	Pressão à Superfície . . . . .	49
6.1.3.4	Chuva acumulada em 1h . . . . .	49
6.1.3.5	Conclusão . . . . .	51
6.2	Porto Alegre . . . . .	52
6.2.1	Previsão para 24h . . . . .	52
6.2.1.1	Temperatura da superfície . . . . .	52
6.2.1.2	Umidade relativa do ar em Superfície . . . . .	53
6.2.1.3	Pressão à Superfície . . . . .	54
6.2.1.4	Chuva acumulada em 1h . . . . .	55
6.2.1.5	Conclusão . . . . .	57
6.2.2	Previsão para 48h . . . . .	57
6.2.2.1	Temperatura da superfície . . . . .	57
6.2.2.2	Umidade relativa do ar em Superfície . . . . .	58
6.2.2.3	Pressão à Superfície . . . . .	60
6.2.2.4	Chuva acumulada em 1h . . . . .	61
6.2.2.5	Conclusão . . . . .	62
6.2.3	Previsão para 72h . . . . .	63
6.2.3.1	Temperatura da superfície . . . . .	63
6.2.3.2	Umidade relativa do ar em Superfície . . . . .	63
6.2.3.3	Pressão à Superfície . . . . .	65
6.2.3.4	Chuva acumulada em 1h . . . . .	66
6.2.3.5	Conclusão . . . . .	68
6.3	Chuí . . . . .	68
6.3.1	Temperatura da superfície . . . . .	68
6.3.2	Umidade relativa do ar em Superfície . . . . .	69
6.3.3	Pressão à Superfície . . . . .	70
6.3.4	Chuva acumulada em 1h . . . . .	71
6.3.5	Conclusão . . . . .	73
6.4	Santa Maria . . . . .	73
6.4.1	Temperatura da superfície . . . . .	73
6.4.2	Umidade relativa do ar em Superfície . . . . .	75
6.4.3	Pressão à Superfície . . . . .	75
6.4.4	Chuva acumulada em 1h . . . . .	76
6.4.5	Conclusão . . . . .	79
6.5	Santa Rosa . . . . .	79
6.5.1	Temperatura da superfície . . . . .	79

6.5.2	Umidade relativa do ar em Superfície . . . . .	80
6.5.3	Pressão à Superfície . . . . .	81
6.5.4	Chuva acumulada em 1h . . . . .	82
6.5.5	Conclusão . . . . .	84
6.6	Torres . . . . .	84
6.6.1	Temperatura da superfície . . . . .	84
6.6.2	Umidade relativa do ar em Superfície . . . . .	85
6.6.3	Pressão à Superfície . . . . .	86
6.6.4	Chuva acumulada em 1h . . . . .	88
6.6.5	Conclusão . . . . .	89
6.7	Uruguaiana . . . . .	89
6.7.1	Temperatura da superfície . . . . .	89
6.7.2	Umidade relativa do ar em Superfície . . . . .	91
6.7.3	Pressão à Superfície . . . . .	92
6.7.4	Chuva acumulada em 1h . . . . .	92
6.7.5	Conclusão . . . . .	94
6.8	Vacaria . . . . .	95
6.8.1	Temperatura da superfície . . . . .	95
6.8.2	Umidade relativa do ar em Superfície . . . . .	96
6.8.3	Pressão à Superfície . . . . .	97
6.8.4	Chuva acumulada em 1h . . . . .	98
6.8.5	Conclusão . . . . .	99
6.9	Quadros Resumo . . . . .	100
6.9.1	Resultados Skill Score . . . . .	100
6.9.2	Preditores . . . . .	101
<b>7</b>	<b>Conclusões</b>	<b>102</b>
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>104</b>
	<b>Apêndice A Preditores</b>	<b>108</b>
	<b>Anexo A Cartas sinóticas</b>	<b>115</b>
	<b>Anexo B RAMSIN</b>	<b>118</b>
	<b>Anexo C RAMSPONST.INP</b>	<b>137</b>

# Capítulo 1

## Introdução

A Previsão numérica do tempo (PNT) utiliza as análises das condições atuais como entrada dos modelos numéricos. Os primeiros esforços para realizar a PNT começaram com o meteorologista norueguês *Vilhelm Bjerkness*. Em 1903, ele propôs que a previsão do tempo poderia ser baseada nas leis da física, podendo ser descrita por sete variáveis: pressão, temperatura, densidade do ar, umidade e três componentes da velocidade do vento. Sugeriu ainda, que a previsão do tempo poderia ser vista como um problema matemático de valor inicial, ou seja, conhecendo-se as condições iniciais da atmosfera para um único instante de tempo seria possível resolver as equações para um instante de tempo posterior. Em 1922, sem a utilização da computação, o que tornava impossível obter resultados em tempo real, o matemático inglês *Lewis Fry Richardson* desenvolveu um método diferente para analisar as equações, propôs um modelo de equações filtradas em contraposição ao modelo de equações primitivas, simplificando-as antes de resolvê-las numericamente (RICHARDSON, 1965 (Reprint of original 1922)), esse foi o primeiro sistema de PNT. Em 1950, com a ajuda do ENIAC (*Electrical Numerical Integrator and Computer*), primeiro computador eletrônico digital de propósito geral, um grupo de estudiosos conseguiu obter sucesso utilizando formas simplificadas da dinâmica da atmosfera.

No Brasil, o Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (CPTEC/INPE) fornece a previsão numérica de tempo e clima desde 1995 (CPTEC/INPE, 2010a). No final de 2010, foi instalado no INPE um novo supercomputador (CPTEC/INPE, 2010b). Esse estará entre os 30 primeiros supercomputadores com maior poder de processamento do mundo, quando em plena operação e será utilizado para aprimorar a qualidade das previsões meteorológicas e o desenvolvimento de cenários climáticos futuros, globais e regionais.

O *Brazilian Regional Atmospheric Modeling System* (BRAMS) é um modelo de circulação atmosférica prognóstico, desenvolvido a partir do modelo de mesoescala RAMS (*Re-*

*gional Atmospheric Modeling System*), (PIELKE, 1974; TRIPOLI; COTTON, 1982). Esse modelo já vem sendo utilizado para previsões do tempo no Instituto de Astronomia, Geofísica e Ciências Atmosféricas da Universidade de São Paulo (IAG/USP), na Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS) instalado no Centro Nacional de Supercomputação (CESUP), entre outras instituições. Ele está apto, por exemplo, a fornecer valores das variáveis necessárias para realização da previsão de tempo operacional, além de fornecer os dados meteorológicos necessários para inicializar, tanto modelos agrometeorológicos (previsão de rendimento de safra agrícola), quanto modelos hidrológicos (previsões para hidrelétricas) e de poluição atmosférica.

## 1.1 Definição do problema

As previsões dos modelos numéricos de previsão do tempo (MNPT) são frequentemente influenciadas por erros sistemáticos. Tais erros, devem-se a imperfeição do método numérico que aproxima as equações diferenciais por equações de diferenças finitas, resolução da grade, dificuldade em representar os termos não lineares das equações do modelo, entre outros. Desse modo, os modelos estatísticos aparecem como ferramenta essencial para lidar com esse tipo de problema. Duas técnicas muito utilizadas nesse contexto são o *Model Output Statistics* (MOS) (GLAHN; LOWRY, 1972) e *Perfect Prognostic Model* (PPM) (KLEIN et al., 1959). Essas duas técnicas apesar de se mostrarem muito eficientes em compensar erros sistemáticos, tem a desvantagem de requererem uma grande base de dados para gerar a equação de regressão e ainda a necessidade de serem regularmente alterados quando ocorrem modificações no MNPT. Outro método utilizado é o *Model Output Calibration* (MOC) (MAO et al., 1999), sendo que a diferença desse para os anteriores é que ele calcula o erro da variável e não o seu valor e utiliza dados recentes para calcular a equação de regressão. O modelo numérico gera as previsões com base em dados médios, como altitude média e vegetação predominante na grade do modelo. Assim, as previsões geradas pelo modelo numérico não se aplicam diretamente a uma cidade ou um ponto específico, ou seja, representam médias sobre o volume. Para produzir previsões para uma determinada localização é necessário aplicar uma correção estatística nas previsões numéricas.

## 1.2 Considerações gerais e objetivos

Neste trabalho serão testados o MOC e o MOS. O MOC é um algoritmo mais recente, sua diferença em relação às metodologias estatísticas tradicionais PPM e MOS é que não necessita de uma longa série de dados para sua calibração, permitindo assim, que o modelo possa sofrer mudanças e melhorias e em pouco tempo suas novas equações sejam geradas. O modelo apresenta resultados estáveis com 28 dias de simulação (CHOU et al., 2007). A

equação gerada é de regressão linear múltipla e varia de dia para dia e lugar para lugar. O MOS consiste em determinar uma relação estatística entre um preditando e as variáveis previstas pelo modelo (GLAHN; LOWRY, 1972). A utilização desta técnica necessita de uma série longa de dados, alguns estudos indicam que são necessários pelo menos dois anos de dados para derivar uma equação MOS confiável (JACKS et al., 1990; VISLOCKY; FRICHT, 1995). Essa condição restringe a flexibilidade de utilização dessa técnica, sobretudo em modelos regionais, que sofrem mudanças frequentes para refinar suas previsões, tanto em suas parametrizações, como resolução.

Os resultados obtidos com os dois métodos serão comparados e o que apresentar melhor custo benefício será indicado para a operacionalização do Modelo BRAMS no Laboratório de Meteorologia e Qualidade do Ar do Centro Estadual de Pesquisa em Sensoriamento Remoto e Meteorologia da UFRGS (LMQA/CEPSRM/UFRGS). Os desempenhos do BRAMS, MOS e MOC poderão ser medidos utilizando-se alguns métodos estatísticos como: Viés, REQM (Raiz do Erro Quadrático Médio) e *Skill Score*.

### 1.2.1 Objetivos

#### Objetivo geral

Este trabalho tem como objetivo geral verificar se a utilização de modelos estatísticos, utilizados para ajustar a previsão do modelo BRAMS com dados de estações de superfície, melhoram a previsão do modelo BRAMS.

#### Objetivos específicos

- Analisar as respostas produzidas pelos modelos MOS e MOC;
- identificar o custo/benefício de cada um dos modelos;
- definir qual dos modelos estatístico deve ser utilizado na operacionalização do sistema previsor.

### 1.2.2 Delimitação do trabalho

Este trabalho utiliza técnicas estatísticas para fazer a escolha de preditores para as equações de regressão linear múltipla, não leva em consideração as relações físicas entre preditores e preditando. Também não foram analisados os resultados em função das parametrizações do modelo, visto que esse tipo de trabalho deve ser feito por um meteorologista, ou outro profissional habilitado.

### **1.2.3 Organização da dissertação**

Este trabalho está organizado em sete capítulos. Este capítulo contém a introdução e objetivos. No capítulo dois é feita uma revisão sobre previsão numérica do tempo e o modelo BRAMS, no três, uma fundamentação teórica sobre regressão linear múltipla. O capítulo quatro descreve os dois métodos estatístico utilizados para calibrar o BRAMS. No cinco são descritos os materiais e métodos. No capítulo seis são feitas as análises dos resultados obtidos e, finalmente, no sete as conclusões e sugestões de trabalhos futuros.

## Capítulo 2

# Previsão Numérica do Tempo

A Previsão Numérica do Tempo (PNT) consiste na integração numérica de sistemas de equações que simulam os processos físicos, dinâmicos e termodinâmicos em relação ao tempo para simular os processos atmosféricos. Essas equações são resolvidas em uma grade de pontos discreta, gerando valores de diversas variáveis, tais como, temperatura do ar, umidade relativa, precipitação e pressão atmosférica. Apesar da sofisticação e confiabilidade dos modelos numéricos, eles ainda apresentam limitações, principalmente, na representação de fenômenos locais e de pequena escala que não podem ser resolvidos explicitamente. A parametrização é utilizada para estimar os efeitos dos processos importantes que não podem ser previstos diretamente pelo modelo, utilizando variáveis que foram previstas. Exemplo: alguns modelos não podem prever os efeitos das nuvens e a precipitação por elas produzida, assim a maioria dos modelos incluem parametrização de nuvens para tentar prever o efeito das nuvens com base nas outras variáveis previstas pelo modelo.

A previsão ou estimativa de campos e fenômenos meteorológicos é uma tarefa complexa. As metodologias matemáticas, estatísticas e dinâmicas desenvolvidas têm minimizado em parte o problema, porém, há necessidade de se explorar novas técnicas com o intuito de aprimorar as previsões e estimativas. O comportamento dos modelos pode variar dependendo da estação do ano, da região, do horário inicial de integração, da resolução, e também da quantidade de observações assimiladas pelo modelo, para isso, é necessário avaliar o desempenho dos modelos atmosféricos, para conhecer suas características e oferecer produtos com melhor qualidade. Atualmente, os MNPT conseguem prever com um certo grau de precisão campos de diversas variáveis meteorológicas, por exemplo, temperatura, precipitação, vento, geopotencial, umidade, etc. Dentre estas variáveis, a precipitação desperta um interesse maior, tanto pela sua relevância climática como também por influir diretamente em muitos setores produtivos de nossa sociedade. No entanto, a física associada à sua análise é complexa

e as escalas de tempo-espaço envolvidas em tais processos, ainda não podem ser resolvidas satisfatoriamente pelos modelos numéricos (OLSON et al., 1995).

## 2.1 Classificação dos modelos

Os Modelos Numéricos de Previsão do Tempo podem ser classificados em:

- Modelos Globais: descrevem a atmosfera em grande escala, ou seja, sobre o planeta como um todo. Utilizam apenas as condições de contorno verticais. Identificam fenômenos de escala sinótica; e
- Modelos de Mesoescala: possuem espaçamento de grade reduzida em relação aos modelos globais, o que faz com que representem fenômenos típicos de mesoescala, que vão desde centenas de metros a dezenas de quilômetros de extensão. Esses modelos geralmente são aplicados a estudos ou previsões de tempo em escala regional ou local. Os modelos de mesoescala são capazes de permitir a representação de fenômenos que dificilmente são simulados em modelos globais, como a circulação local, a influência da topografia local, dentre outros. Os modelos de mesoescala utilizam resolução em torno de algumas dezenas de quilômetros, ou seja, sua resolução é maior em comparação com os globais.

## 2.2 Considerações gerais

Os modelos numéricos são baseados em equações matemáticas, que representam as leis da física que regem os movimentos da atmosfera e as interações com a superfície. A seguir são enumerados os princípios físicos; como são tratadas as coordenadas verticais e horizontais e as condições de contorno.

### 2.2.1 Equações básicas

Os modelos de mesoescala utilizam os seguintes princípios físicos:

- conservação de massa;
- conservação de calor;
- conservação do movimento;
- conservação da água;

- conservação dos gases.

Em Pielke (2002) são desenvolvidas as equações de conservação citadas anteriormente e também são apresentadas as suas simplificações.

### 2.2.2 Coordenadas horizontais

Quando se trabalha com modelos atmosféricos é muito comum não utilizar coordenadas cartesianas para representar o terreno. Uma alternativa para essa representação é o sistema de coordenada horizontal polar estereográfica. Essa projeção leva em conta as diferenças entre o plano da grade e a superfície da esfera, tendo em vista que o domínio de um modelo de mesoescala pode ser extenso. A deformação associada à representação da esfera sobre a grade do modelo pode ser dada pelo fator de escala de projeção ( $m$ ) é definido como:

$$m = \frac{D_p}{D_r} \quad (2.1)$$

onde  $D_p$  é a distância projetada na grade do modelo e  $D_r$  é a distância real sobre a superfície terrestre.

### 2.2.3 Coordenadas verticais

A estrutura vertical do modelo é tão importante na definição do comportamento do modelo como a configuração horizontal. A adequada representação da estrutura vertical da atmosfera requer a seleção apropriada da coordenada vertical. Ao contrário das coordenadas horizontais, onde se pode escolher entre uma representação discreta (pontos de grade) ou contínua (espectral), a representação vertical é discreta (COMET, 2010).

- Altura ( $z$ ): possui a vantagem de ser intuitiva e fácil de construir equações. A desvantagem é a dificuldade de representar a superfície da terra porque diferentes lugares possuem alturas diferentes.
- Pressão ( $p$ ): suas vantagens são a facilidade de representar o topo da atmosfera ( $p=0$ ) e de incorporar dados de radiossonda. A desvantagem é a dificuldade de representar a superfície da terra pois a pressão varia de um ponto para outro.
- Sigma ( $\sigma = p/p_{superfície}$ ): é fácil de representar o topo e a base da atmosfera, no topo  $\sigma = 0$  e na superfície da terra  $\sigma = 1$ . O que tem como desvantagem a possibilidade de erros de cálculo do gradiente de pressão horizontal em áreas com declives acentuados.

- Eta ( $\eta$ ): foi criado na década de 1980, numa tentativa de reduzir os erros que às vezes ocorrem quando a força de gradiente de pressão horizontal foi calculada usando sigma. Sua vantagem é a melhora o cálculo do gradiente de pressão horizontal. E possui a desvantagem de não representar a realidade da topografia com acurácia.
- Isentrópica ( $\theta$ ): utiliza a temperatura potencial  $\theta$  como coordenada vertical. Quando a atmosfera está estável e insaturada  $\theta$  aumenta com a altura.

#### 2.2.4 Condições de contorno

As condições de contorno podem ser:

- vertical: especifica a relação usada para definir a magnitude das variáveis no topo e na base do modelo.
- lateral: refere-se ao relacionamento usado para especificar a magnitude das variáveis nos vértices horizontais do domínio do modelo.

### 2.3 Operacionalização

O pré-processamento do modelo é o processo de preparar os dados para entrada do modelo, que são provenientes de diferentes fontes e podem conter erros. Esse processo deve juntar os dados de diferentes fontes em um conjunto coerente que representa com precisão o estado da atmosfera. As equações são resolvidas utilizando a aproximação numérica para truncar os resultados, isto produz os erros de truncamento. Os modelos numéricos geram arquivos que contem as previsões do modelo. O pós-processamento das previsões é realizado para fazer ajustes nas saídas e para gerar produtos gráficos das previsões. As previsões do modelo são por vezes utilizadas como entrada para métodos estatísticos podendo assim gerar previsões para locais específicos.

### 2.4 Pós-processamento

O pós-processamento transforma as saídas dos modelos em informações que são utilizadas na previsão do tempo. Algumas variáveis previstas pelos modelos já possuem alto grau de precisão, enquanto outras, como a precipitação não apresentam resultados plenamente satisfatórios. Comumente os modelos produzem resultados que não são utilizados pelos meteorologistas, como por exemplo: resultados nas camadas *sigma* e não nos níveis verticais padrões. Durante o pós-processamento os campos nativos gerados pelo modelo são transformados em um sistema de coordenadas que possuam significado para o previsor. Nessa

transformação são gerados os *grid points* ou mesmo informações para pontos específicos e vários níveis verticais.

As saídas das variáveis padrões (pressão, temperatura, umidade específica, componentes do vento etc) bem como as derivadas (pressão média ao nível do mar, umidade relativa, ponto de orvalho, altura geopotencial, CAPE, CINE, entre outros) são geradas pelo modelo. A partir destes resultados outros produtos podem ser gerados no pós-processamento. Existem várias técnicas para gerar os campos derivados. A maioria é calculada a partir de fórmulas e não são específicos de um determinado modelo (COMET, 2010).

## 2.5 Avaliação

Os métodos de avaliação são capazes de indicar os índices de erros, a destreza e as possíveis limitações do modelo (FONSECA, 1998). O erro total mostra a magnitude de todos os erros da previsão, tanto os sistemáticos quanto os aleatórios. Os sistemáticos são os que ocorrem repetidamente e podem ser causados por fatores específicos do modelo (ex.: má representação do terreno e estação do ano). Podem ser facilmente identificáveis. Os erros aleatórios provêm da dificuldade em prever algumas mudanças na atmosfera. Estes são imprevisíveis e não podem ser facilmente corrigidos, podem ser matematicamente descritos e seus efeitos podem ser estimados estatisticamente (COMET, 2010).

$$\text{erro total} = \text{erro sistemático} + \text{erro aleatório}$$

onde o erro total é a combinação do sistemático ou tendenciosidade da previsão e o aleatório são as variações inconsistentes da previsão.

## 2.6 BRAMS

*Brazilian Regional Atmospheric Modeling System* - BRAMS, é uma versão adaptada do *Regional Atmospheric Modeling System* - RAMS desenvolvido na *Colorado State University* (CSU) (PIELKE et al., 1992; WALKO; TREMBACK, 2005) é resultado de um projeto financiado pela Financiadora de Estudos e Projetos (FINEP) envolvendo o Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (CPTEC/INPE), Instituto de Matemática e Estatística e Instituto de Astronomia, Geofísica e Ciências Atmosféricas da Universidade de São Paulo (IME/USP), (IAG/USP) e *Atmospheric, Meteorological and Environmental Technologies* (ATMET).

O RAMS surgiu de esforços realizados separadamente, desde os anos 70, comandados

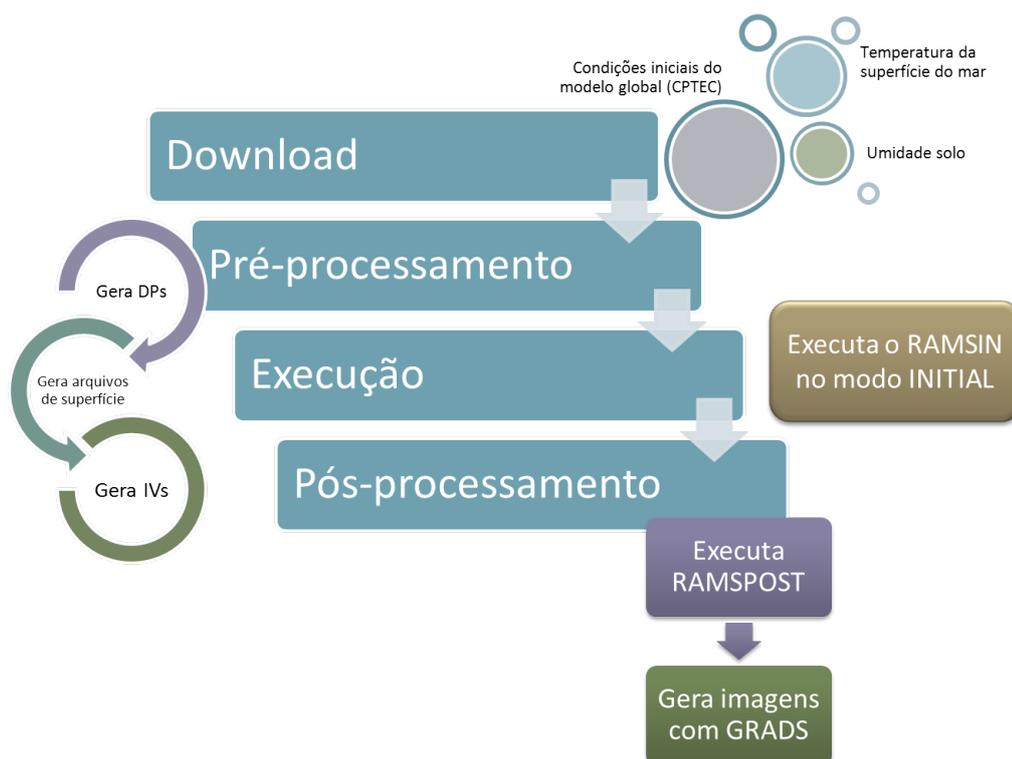
por *William R. Cotton* na parte de modelagem de sistemas dinâmicos de microescala e processos microfísicos, e *Roger A. Pielke* na parte de modelagem de sistemas de mesoescala e na influência da superfície da terra nas características da atmosfera; no entanto, só em 1986 esses esforços foram somados, com intuito de gerar um modelo mais completo. Esse modelo atmosférico foi construído com base nas equações da dinâmica da atmosfera, complementadas com parametrizações de difusão turbulenta, radiação solar e terrestre, processos úmidos incluindo a formação e a interação de nuvens e água líquida precipitante e gelo, calor sensível e latente, camadas de solo, vegetação e superfície d'água, os efeitos cinemáticos do terreno e convecção cumulus. Todas essas parametrizações e características do modelo podem ser alteradas para que melhor representem as condições específicas de determinado local, ou as condições idealizadas para simulações de situações, o que o torna uma excelente ferramenta para pesquisas meteorológicas. O BRAMS possui melhorias, em relação ao RAMS, no código, dispõe de outras opções de parametrização da convecção profunda e ainda, uma parametrização para convecção rasa (SOUZA, 1999).

### 2.6.1 Características do Modelo

A seguir são descritos alguns dados que podem e/ou devem ser utilizados para a execução do Modelo:

- Condições iniciais e de contorno: são dados provenientes de um modelo atmosférico com grade maior que a primeira em execução no BRAMS e que possua as variáveis vento zonal e meridional, geopotencial, temperatura e umidade relativa em vários níveis de pressão, no mínimo 12. Esses dados também devem possuir uma boa frequência temporal, preferencialmente de 6 em 6 horas. Exemplo: CPTEC (T126 ou T213), GFS, reanálise do NCEP, ETA20 etc;
- dados observados: podem ser de superfície ou sondagem;
- temperatura da superfície do mar (SST): pode ser utilizada a série climatológica ou semanal;
- topografia: são utilizados os dados do Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS) com resoluções de 10 ou 1km.
- solo: os arquivos são atualizados pelo INPE a partir da base de dados da Organização das Nações Unidas para Agricultura e Alimentação (FAO);
- umidade do solo: estes dados podem ser atualizado diariamente;
- índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI): para a América do Sul é melhor utilizar os dados provenientes do *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) com resolução de 1 Km.

Na figura 2.1 é apresentado um esquema simplificado da execução do BRAMS. Em (*Download*) estão representadas apenas as informações que necessitam ser atualizadas diariamente ou semanalmente. A etapa de pré-processamento é quando os dados de entrada são transformados para os formatos de arquivo que o modelo utiliza. Na execução, são criados os arquivos de análise. No pós-processamento, são geradas as figuras, outras variáveis não calculadas pelo modelo e também podem ser feitas as correções estatísticas.



**Figura 2.1.** Fluxo de execução do BRAMS

De acordo com Treichrieb (2008) a estrutura da grade é do tipo C de Arakawa. A projeção horizontal das coordenadas é estereográfica com o pólo de projeção na área central do domínio. Na vertical, é utilizado o sistema  $\sigma Z$  ( $\sigma_z$ ), que contorna a topografia do terreno. Para simulações de previsão de tempo, o BRAMS necessita de dados de prognósticos para as fronteiras laterais (condição de contorno) provenientes de um modelo global e de dados de análise para as condições iniciais. Os dados a serem utilizados são provenientes do RAMS/ISAN - *ISentropic ANalysis package* (TREMBACK, 1990). Esse pacote converte o formato da análise proveniente de um modelo global para o formato do BRAMS, ou combina e processa dados observacionais de superfície e de ar superior. A cada passo de tempo o BRAMS calcula a previsão de tempo forçando os dados de sua fronteira com os dados da média ponderada do modelo global, através de uma técnica de assimilação de dados (*nudging*). Essa técnica é utilizada quando é desejável que os resultados das equações do

modelo sejam forçados a tender a um outro resultado já conhecido, por exemplo, nas análises dos dados do modelo global, comumente utilizadas como condições de contorno (WALKO; TREMBACK, 2001). Uma das mais importantes capacidades do modelo é o de aninhamento de grades, pois permite a criação de uma grade detalhada (maior resolução) a partir de uma grade de menor resolução (é possível aninhar mais de uma grade dentro de uma grade de menor resolução). Exemplos de aninhamento podem ser vistos na figura 2.2.

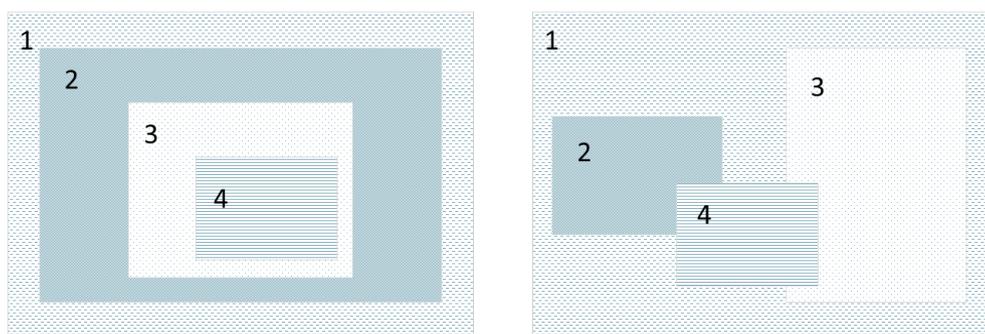


Figura 2.2. Aninhamento de grades

O BRAMS é um modelo meteorológico projetado para execução em *clusters*, conjunto de computadores interligados por uma rede de comunicação, por isso, pode ser executado paralelamente (ALMEIDA, 2007). Mas também é possível executá-lo em um equipamento com um único processador. A escolha do *hardware* se dará de acordo com a aplicação do modelo.

### 2.6.2 Sensoriamento remoto e suas aplicações no Modelo

O Modelo utiliza vários dados, em sua inicialização, provenientes de sensores remotos, entre eles topografia, temperatura da superfície do mar (TSM), solo, dados observados e NDVI.

O NDVI (Eq. 2.2) é um índice de vegetação, esses são transformações lineares de bandas espectrais, geralmente nas faixas do vermelho (V) e infravermelho próximo (IVP) do espectro eletromagnético. Essas faixas são utilizadas por conter mais de 90% da variação da resposta espectral da vegetação, portanto, os índices realçam o comportamento espectral da vegetação, correlacionando-os com os parâmetros biofísicos da mesma (BACKES, 2010). Este índice de vegetação é mais comumente empregado, porque detém a habilidade de minimizar efeitos topográficos ao produzir uma escala linear de medida, varia entre -1 e +1 (quanto mais próximo de 1, maior a densidade de cobertura vegetal), o 0 representa valor aproximado para ausência de vegetação, ou seja, representa superfícies não vegetadas.

$$NDVI = \frac{IVP - V}{IVP + V} \quad (2.2)$$

O arquivos contendo o NDVI foram elaborados a partir do MODIS, um dos instrumentos a bordo dos satélites *Terra* e *Aqua*, lançados pela NASA (*National Aerospace and Space Administration*). Fazem parte de um programa de coleta de dados sobre o Planeta, denominado EOS (*Earth Observing System*) que tem como objetivo o monitoramento global e contínuo da superfície terrestre.

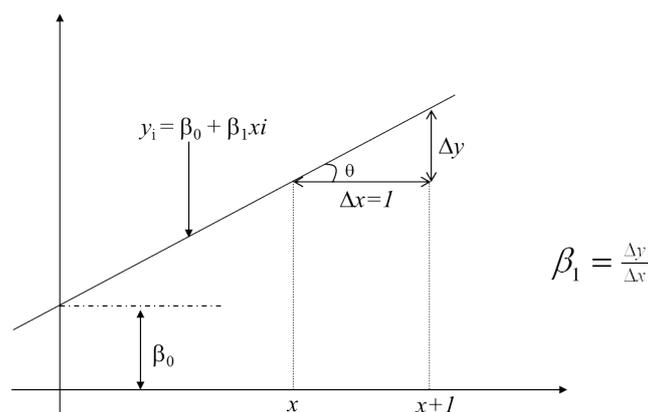
## Capítulo 3

# Regressão Linear Múltipla

Montgomery et al. (2001) definem regressão linear como uma técnica estatística para modelar e investigar a relação entre variáveis. A regressão linear simples (RLS) procura resumir a relação entre duas variáveis. De acordo com (MONTGOMERY et al., 2001) a RLS é representada pela seguinte equação:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \epsilon \quad (3.1)$$

A equação 3.1 é linear porque nenhum de seus parâmetros aparece com expoente ou é multiplicado ou dividido por outros parâmetros. O termo  $\epsilon$  é o erro aleatório, assumido como normal e independentemente distribuído, com média zero e variância ( $\sigma^2$ ) constante e desconhecida.



**Figura 3.1.** Regressão Linear

A regressão linear múltipla é uma variação mais geral e comum da regressão linear. É um conjunto de técnicas estatísticas que possibilitam a avaliação de uma variável dependente

(preeditando) com diversas variáveis independentes (preditores). O resultado é uma equação linear que pode ser utilizada para estimar o preeditando como uma combinação linear dos preditores. A diferença entre esta e a regressão simples é que possui mais de uma variável preditora ( $x$ ). Na equação 3.2 o  $k$  é o número de variáveis preditoras, na regressão simples  $k = 1$  (eq. 3.1).

$$y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_kx_k + \epsilon \quad (3.2)$$

Os parâmetros  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$  da eq.3.2 são os coeficientes de regressão, onde  $\beta_0$  é o intercepto da reta no eixo da ordenada e  $\beta_1, \dots, \beta_k$  é a inclinação da reta.

Quando o número de observações ( $n$ ) for maior que o número de variáveis preditoras ( $k$ ), o método mais usual para estimar a equação de regressão é o método dos mínimos quadrados ordinários. Esse método estima os parâmetros de regressão de forma a minimizar as somas quadráticas dos resíduos (MONTGOMERY et al., 2001; NETER et al., 2004; WEISBERG, 2005).

$$\hat{y} = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_kx_k + \epsilon \quad (3.3)$$

De acordo com Montgomery et al. (2001) e Weisberg (2005), o  $\hat{y}$  da eq. 3.3 são os valores estimados para  $y$  ( eq. 3.2). A diferença entre as duas variáveis são os resíduos  $\epsilon$  ( eq. 3.4).

$$\epsilon = y - \hat{y} \quad (3.4)$$

### 3.1 Teste de hipóteses e Intervalo de confiança

Para que seja possível realizar os testes de hipóteses e a construção do intervalo de confiança para as estimativas do modelo é necessário estimar a variância ( $\sigma^2$ ). Essa estimativa pode ser obtida pelo quadrado médio dos erros (QMR) (MONTGOMERY et al., 2001; WEISBERG, 2005) eq. 3.5.

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{SQR}{n - p} = QMR \quad (3.5)$$

**Tabela 3.1.** ANOVA

Fonte de Variação	Soma dos Quadrados	Graus de Liberdade	Média Quadrática	$F_0$
Regressão	SQReg	K	QMReg=SQReg/k	QMReg/QMR
Resíduos	SQR	n-p	QMR=SQR/(n-p)	
Total	SQT	n-1		

A análise de variância (ANOVA) tabela 3.1 é utilizada para o teste da significância da regressão, ou seja, para verificar a existência de relação linear entre preditando e preditores (MONTGOMERY et al., 2001; NETER et al., 2004). O teste de significância da regressão pode ser expresso pelas seguintes hipóteses:

$$\begin{aligned}
 H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0 \\
 H_1 : \beta_j \neq 0 \text{ para no mínimo um } j
 \end{aligned}
 \tag{3.6}$$

A rejeição da hipótese nula ( $H_0$ ) significa que ao menos uma das variáveis de controle é estatisticamente significativa para o modelo. O teste de significância da regressão é baseado na decomposição da soma dos quadrados totais (SQT) equação 3.7.

$$SQT = SQR + SQReg \tag{3.7}$$

De acordo com Montgomery et al. (2001) e Neter et al. (2004) os graus de liberdade para análise de variância são distribuídos da seguinte maneira:

- A SQT possui  $n - 1$  graus de liberdade;
- a SQReg possui  $k$  graus de liberdade. É definido pelos  $k$  coeficientes de inclinação do modelo;
- a SQR possui  $n - p$  graus de liberdade, a estimativa de cada um dos  $p$  parâmetros do modelo acarreta a perda de um grau de liberdade.

Para testar as hipóteses da equação 3.6, utiliza-se o seguinte teste (MONTGOMERY et al., 2001; NETER et al., 2004):

$$F_0 = \frac{QMReg}{QMR} \tag{3.8}$$

Esta estatística, equação 3.8 apresenta uma distribuição *F-Snedecor* com  $k$  graus de liberdade no numerador e  $n - p$  no denominador. Para rejeitar a hipótese nula  $H_0$ , isto é,

mostrar que existe uma relação linear entre os preditores e o preditando, a seguinte expressão deve ser verdadeira:

$$F_0 > F_{\alpha, K, n-p} \quad (3.9)$$

Os coeficientes de regressão também devem ser testados com a formulação de hipóteses e a construção de intervalos de confiança. Para isso, pode-se montar o seguinte teste (MONTGOMERY; RUNGER, 2003):

$$\begin{aligned} H_0 : \beta_j &= cte \\ H_1 : \beta_j &\neq cte \end{aligned} \quad (3.10)$$

Para esse teste utiliza-se a estatística  $t_0$ , de acordo com Montgomery et al. (2001), Neter et al. (2004), Weisberg (2005) essa estatística segue uma distribuição *t-student* com  $n - p$  graus de liberdade. A hipótese nula  $H_0$  é rejeitada se:

$$|t_0| > t_{\alpha/2, n-p} \quad (3.11)$$

Um caso particular é quando a constante testada na equação 3.10 é zero, neste caso:

$$\begin{aligned} H_0 : \beta_j &= 0 \\ H_1 : \beta_j &\neq 0 \end{aligned} \quad (3.12)$$

Se no teste de hipótese acima  $H_0$  for aceita, a variável de controle  $x_j$  não é estatisticamente significativa e deve ser retirada da equação de regressão. Para que sejam tomadas decisões sobre  $H_0$  pode ser utilizado o (*p-value*). Montgomery e Runger (2003) definiram esse como o menor nível de significância que conduz à rejeição da hipótese nula  $H_0$  com os dados fornecidos. Nesse caso, quando o valor *p* for menor que o nível de significância adotado existem evidências estatísticas suficientes para se rejeitar  $H_0$ .

### 3.2 Coeficiente de determinação

O coeficiente de determinação (eq. 3.13) é a medida de variabilidade que pode ser explicada pelo modelo (MONTGOMERY et al., 2001; WEISBERG, 2005):

$$R^2 = \frac{SQReg}{SQT} = 1 - \frac{SQR}{SQT} \quad (3.13)$$

onde:  $0 \leq R^2 \leq 1$ .

A raiz quadrada de  $R^2$  é o coeficiente de regressão múltipla entre  $y$  e o conjunto de variáveis de controle utilizadas no modelo. O coeficiente de determinação ajustado (3.14) é uma medida de controle que leva em consideração tanto a variabilidade de  $y$  que é explicada pelo modelo quanto o número de variáveis de controle utilizado (MONTGOMERY et al., 2001; NETER et al., 2004):

$$R_{aj}^2 = 1 - \frac{n-1}{n-p}(1 - R^2) \quad (3.14)$$

Na equação 3.14 o o acréscimo de uma variável ao modelo pode fazer com que  $R_{aj}^2$  decresça, se o aumento de  $R^2$  não for suficientemente grande para compensar a perda de um grau de liberdade em  $n - p$  (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

### 3.3 Análise dos resíduos

O erro representa toda a fonte de variabilidade em  $Y$  não explicada por  $X$ . Quanto menor seu valor, ou seja, o resíduo ou o erro, melhor será a modelagem de  $Y$  a partir de  $X$ . Para a estimação dos coeficientes de regressão pelo método dos mínimos quadrados ordinários supõe-se que os erros do modelo sejam normais e independentemente distribuídos, com média igual a zero e desvio-padrão constante. Para validar o modelo de regressão é necessário verificar se esses pressupostos são atendidos. Para isso, utiliza-se a análise residual, Montgomery et al. (2001), Neter et al. (2004) sugerem quatro técnicas para verificar essas suposições:

- gráfico de probabilidade normal dos resíduos,
- gráficos dos resíduos em uma sequência temporal (autocorrelação),
- gráficos dos resíduos contra os valores preditos, e
- gráficos dos resíduos contra as variáveis independentes.

Os *outliers* são valores extremos encontrados nas observações. Esses valores podem alterar consideravelmente as estimativas dos coeficientes de regressão. Podem indicar um comportamento atípico de alguma das variáveis, uma falha de medição ou o efeito de alguma variável não incluída no modelo. O método mais simples é a padronização dos resíduos utilizando a variância do modelo, estimada pelo QMR, conforme a equação abaixo (MONTGOMERY et al., 2001; NETER et al., 2004):

$$d_i = \frac{e_i}{\sqrt{\hat{\sigma}^2}} = \frac{e_i}{\sqrt{QMR}} \quad (3.15)$$

Segundo Montgomery et al. (2001) os resíduos padronizados calculados pela equação 3.15 possuem média zero e desvio-padrão aproximadamente unitário. Os *outliers* são as observações que apresentam resíduos padronizados maiores que três.

### 3.4 Seleção das variáveis

A análise de regressão *stepwise* é provavelmente a técnica mais utilizada de seleção de variáveis. O procedimento constrói iterativamente uma sequência de modelos de regressão pela adição ou remoção de variáveis em cada etapa. O critério para adicionar ou remover uma variável em qualquer etapa é geralmente expresso em termos de um teste parcial F (Teste F de comparação de um modelo com um seu submodelo). Começa formando um modelo com uma variável, usando a variável preditora que tenha a mais alta correlação com a variável de resposta. A cada adição de variável é realizada uma etapa de verificação para eliminação de variáveis redundantes. O procedimento termina assim que não houver mais variáveis para serem incluídas ou removidas. A avaliação de performance é realizada em função do coeficiente de correlação parcial.

Em alguns casos a adição de alguns preditores transformados (WILKS, 2006) pode aumentar a força da relação. Transformações como  $x_2 = x_1^2$ ,  $x_2 = \sqrt{x_1}$ , ou outra transformação de um preditor disponível que pode ser também funções trigonométricas como, por exemplo, JACKS et al. (1990) utilizou seno e cosseno do dia do ano. Também podem ser criadas variáveis binárias.

### 3.5 Multicolinearidade

Uma das suposições para o modelo de regressão é a independência entre as variáveis de controle do modelo de regressão, já que quando a correlação entre as variáveis é significativa, as inferências para o modelo de regressão são errôneas. Quando existem dependências lineares entre as variáveis de controle do modelo, diz-se que existe a presença de multicolinearidade

(MONTGOMERY et al., 2001; NETER et al., 2004). A multicolinearidade dificulta a separação do efeito que cada uma das variáveis exerce sobre a variável dependente, prejudicando a habilidade preditiva do modelo de regressão. Um dos sinais da sua existência é quando o teste F de significância do modelo de regressão indica que é estatisticamente significante, mas nenhum dos testes t indica a significância dos coeficientes de inclinação. Podem ser feitos alguns testes para indicar a presença ou não da multicolinearidade, entre eles o VIF (fator de inflação da variância) que deve apresentar valores entre 5 e 10, no máximo (NETER et al., 2004).

Para resolver esse problema Montgomery et al. (2001) e Montgomery e Runger (2003) sugerem a coleta de novos dados, transformações de variáveis e remoção de algumas variáveis de controle do modelo.

### 3.6 Índices de Avaliação

O Viés (eq. 3.16), também conhecido como erro médio, mostra o desvio médio (ou tendência) do modelo em relação à uma variável. Fornece informações sobre a *performace* do modelo a longo prazo, erro sistemático. Pode apresentar resultados positivos (superestima) ou negativos (subestima). Quanto mais próximo de zero, melhor o resultado.

$$Viés = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (p_n - o_n) \quad (3.16)$$

O EMA (*Erro Médio Absoluto*), equação 3.17, é o erro médio absoluto da diferença entre a previsão ( $p_n$ ) e a observação ( $o_n$ ) e N é o total de comparações. Quanto mais próximo de zero, melhor o acerto do modelo. Também mede o erro total.

$$EMA = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |p_n - o_n| \quad (3.17)$$

*Raiz do Erro Quadrático Médio* (REQM), equação 3.18, mostra as diferenças individuais entre a previsão do modelo ( $p_n$ ) e as observações ( $o_n$ ), onde N é o total de comparações. Elevando as diferenças ao quadrado força a tratar igualmente os resultados negativos e positivos. Mede o erro total (sistemáticos e randômicos). É utilizado para medir a magnitude do erro.

$$REQM = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (p_n - o_n)^2} \quad (3.18)$$

Tanto o Viés, REQM quanto o EMA apresentam os resultados nas mesmas unidades que as variáveis que estão sendo testadas. O *Skill Score* (SS) é calculado para refletir a percentagem de melhora do modelo ajustado sobre o não ajustado.

$$SS = \left( \frac{E_{modelo} - E_{corrigido}}{E_{modelo}} \right) \times 100 \quad (3.19)$$

Na equação 3.19  $E_{modelo}$  é o resultado do erro calculado para o modelo e  $E_{corrigido}$  é o calculado para a série corrigida. Esses índice pode ser calculado para cada um dos erros definidos anteriormente, Viés, EMA e REQM.

## Capítulo 4

# Pós-processamento Estatístico do Modelo Numérico

Uma das primeiras técnicas estatísticas desenvolvida para melhorar as saídas de modelos numéricos foi o *Perfect Prog Method* (PPM) (KLEIN et al., 1959). Esse método utiliza séries climatológicas para obter os coeficientes das equações de regressão e, somente durante a operacionalização são utilizadas as previsões do modelo numérico como variáveis preditoras. O MOS (*Model Output Statistics*) proposto por Glahn e Lowry (1972) foi o segundo método a incorporar as informações de modelos numéricos. Contudo, enquanto o PPM usa as previsões do modelo numérico apenas para fazer as previsões, o MOS usa esses preditores no desenvolvimento e na implementação das equações. Mais recentemente, foi desenvolvido o MOC (*Model Output Calibration*) (MAO et al., 1999) que ao contrário do anterior, não calcula a própria variável e sim o erro da previsão em relação a uma determinada variável.

Alguns trabalhos foram desenvolvidos com métodos para calibração/ajuste de modelos (BAARS; MASS, 2005; BRUNET et al., 1998; CHOU et al., 2007; GNEITING et al., 2005; HART et al., 2004; KIM et al., 1998a; KIM et al., 1998b; MAO et al., 1999; SILVEIRA; MOL, 2006; SUGAHARA, 2000; TOZZI; SILVA, 2002; VISLOCKY; YOUNG, 1989). Pode-se perceber, a partir desses, que a utilização de um tratamento estatístico nos dados de saída do modelo traz benefícios como:

- corrigir os erros sistemáticos em certas localidades;
- minimizar a propagação do erro na projeção da previsão;
- determinar variáveis que não podem ser geradas na saída do modelo;
- medir a probabilidade de um certo evento acontecer.

Independentemente de seus pontos fortes, o pós-processamento estatístico da saída do modelo é limitado pelos dados de inicialização. O tratamento estatístico pode melhorar, mas não corrigir totalmente a previsão. Neste trabalho são utilizados dois métodos estatísticos para tratar a saída do modelo BRAMS, são eles: MOS (GLAHN; LOWRY, 1972; JACKS et al., 1990) e MOC (MAO et al., 1999).

De acordo com Sugahara (2000) os métodos estatísticos que utilizam equações de regressão e saídas do modelo como preditores são utilizadas operacionalmente em vários países como Estados Unidos, Austrália, Canadá, Japão e Holanda. Na Austrália, em 1984, foram utilizadas para ajustar as temperaturas máxima e mínima diárias, probabilidade de ocorrência e quantidade de precipitação. Na Holanda, para a previsão de probabilidades de tempestade e de precipitação congelada, brilho solar, temperaturas máxima e mínima do ar e velocidade máxima do vento.

O pós-processamento é importante, pois, existem diferenças importantes entre o mundo real e a sua representação pelo modelo, vide figura 4.1 (WILKS, 2006). Os modelos numéricos tendem a simplificar e homogenizar a superfície. Desta forma, elementos importantes para o clima local, como por exemplo: pequenos corpos d'água, podem não ser representados na grade do modelo. Para resolver este problema são criadas relações estatísticas entre a previsão do modelo e a realidade.

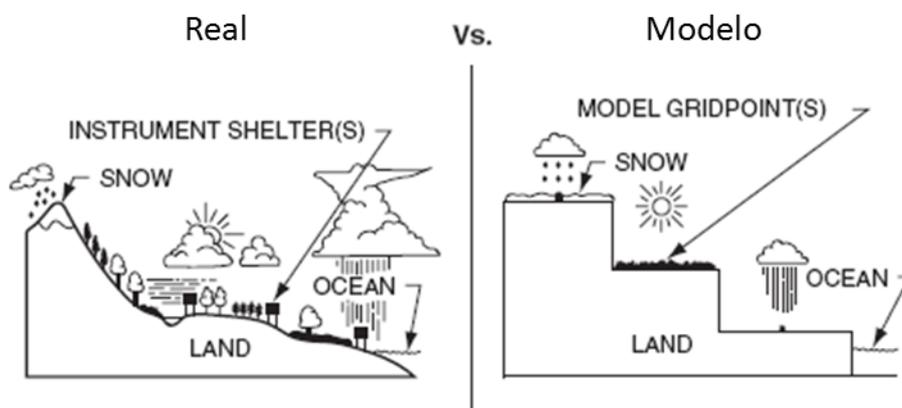


Figura 4.1. Diferença entre a realidade e a representação do modelo

## 4.1 Model Output Statistics

Esta seção está descrita de acordo com o artigo de Glahn e Lowry (1972). O MOS consiste em determinar uma relação estatística entre os campos de variáveis meteorológicas provenientes de modelos numéricos de previsão do tempo (variáveis preditoras ou indepen-

dentos) e observações locais (variáveis preditandas ou dependentes). Talvez um dos usos mais frequentes do MOS seja para determinar a probabilidade de precipitação (TAPP et al., 1986; WILSON; YACOWAR, 1980; LEMCKE; KRUIZINGA, 1988).

#### 4.1.1 Desenvolvimento das equações

A regressão linear múltipla relaciona a variável  $\hat{Y}$ , chamada variável dependente ou preditando com  $k$  outras variáveis  $X_i$  chamadas independente ou preditores.

$$\hat{Y} = a_0 + a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_kX_k \quad (4.1)$$

onde os  $a_i$ s são os coeficientes de regressão,  $a_0$  é a constante e  $\hat{Y}$  é a variável gerada pela equação. Esses são determinados de forma que a soma dos quadrados dos erros (valor observado menos o previsto) seja mínima (eq. 4.2). Deve-se tomar cuidado com o número de preditores que serão utilizados na equação, pois a inclusão de muitos preditores pode não se ajustar muito bem ao conjunto de desenvolvimento e posterior mau desempenho na previsão. Esse conjunto pode não apresentar relações físicas. É importante salientar que variáveis altamente correlacionadas não apresentam necessariamente qualquer relação de causa e efeito. A regressão *stepwise* é utilizada para selecionar os preditores. Existem variações dessa, a explicada a seguir é *forward stepwise*. O primeiro passo é selecionar a variável que possui a maior correlação com o preditando. Essa é a variável que explica a maior variância do preditando. A próxima variável é a que juntamente com a anterior aumenta a variância. A seleção continua até que seja definido um critério de parada.

$$\sum_{j=1}^n (y_j - \hat{y}_j)^2 = \text{minimum} \quad (4.2)$$

A redução da variância (RV), ou coeficiente de determinação ( $R^2$ ) eq. 4.3 é uma medida da qualidade da equação utilizada para estimar  $Y$ .

$$RV = \frac{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2 - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \hat{y}_j)^2}{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2} \quad (4.3)$$

Onde a variação de  $Y$  sobre  $\bar{Y}$  é dada por (eq. 4.4):

$$\sigma_Y^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2 \quad (4.4)$$

Pela equação 4.3 fica claro que diminuindo a soma dos quadrados dos erros (eq. 4.2) é equivalente a aumentar RV (eq. 4.3) e diminuir o REQM (eq. 3.18).

## 4.2 Model Output Calibration

Este método, diferentemente dos outros já citados, não estima a variável de interesse, e sim, o erro de previsão da variável conforme é demonstrado na eq. 4.5. A principal idéia é que o erro de previsão pode, nos últimos dias, ter sofrido influência de algumas variáveis do modelo e que isto poderá ocorrer nos próximos dias.

Este algoritmo (MOC) foi descrito por Mao et al. (1999). Nesta seção será utilizada a mesma nomenclatura do referido artigo. É dependente da previsão do modelo e da observação, em um passado recente. Foi testado por TOZZI e SILVA (2002) para a variável temperatura (6 e 18h) em Cuiabá, Belo Horizonte e Porto Alegre.

### 4.2.1 Desenvolvimento das equações

Seja  $T_{ij}(k)$  onde  $(k = 1, 2, \dots, N)$  é uma série de previsões de temperatura recente do MNPT com tamanho  $N$  no ponto de grade  $(i,j)$  e  $T_{ij}^*(k)$  é a série correspondente dos dados observados, o erro da previsão é dado por:

$$\Delta T_{ij}(k) = T_{ij}(k) - T_{ij}^*(k) \quad (4.5)$$

os valores consecutivos de  $k$  são intervalos de 6h (saída do modelo numérico de 6 em 6h). Assumindo que  $\Delta T_{ij}(k)$  está associado a várias variáveis e parâmetros do modelo, então  $\Delta T_{ij}(k)$  deve ser uma função de  $X_{ij,l}(k)$ ; isto é:

$$\Delta T_{ij}(k) = \Pi(X_{ij,l}(k)) \quad (4.6)$$

onde  $k = 1, 2, \dots, N$ ;  $l = 1, 2, \dots, n$  e  $X_{ij,l}(k)$  é a  $k$ -ésima quantidade obtida ou derivada do modelo no mesmo ponto de grade  $(i,j)$ . A equação 4.6 é relacionada com a quantidade  $l$  de variáveis (direção e velocidade do vento, umidade, cobertura de nuvens etc) geradas pelo modelo numérico. A equação de regressão linear gerada a partir da função  $\Pi$  (equação 4.6) é:

$$\Delta T_{ij}(k) = \Lambda_0 + \sum_{l=1}^L \Lambda_l X_{ij,l}(k) \quad (4.7)$$

onde  $k = 1, 2, \dots, N$ . Uma vez que  $\Lambda_0$  e  $\Lambda_l$  são coeficientes conhecidos, o erro da previsão do modelo pode ser estimado por:

$$\Delta T_{ij}(k) = \Lambda_0 + \sum_{l=1}^L \Lambda_l X_{ij,l}(k) \quad (4.8)$$

onde  $k = N + 1, N + 2, \dots, N + M$  e a previsão refinada  $\hat{T}_{ij}(k)$  depois da calibração é:

$$\hat{T}_{ij}(k) = T_{ij}(k) - \Delta T_{ij}(k) \quad (4.9)$$

onde  $k = N + 1, N + 2, \dots, N + M$  e o tamanho da série temporal de previsões é  $M$ . No algoritmo MOC o preditando é o erro da temperatura  $\Delta T_{ij}(k)$  e não a temperatura  $T_{ij}(k)$ . O erro esperado da execução corrente do modelo é predito pela equação de regressão 4.8 que é estabelecida a partir das saídas recentes do modelo numérico (eq. 4.7). Ao contrário do Método MOS, em que a relação preditando preditor é estabelecida *a priori*, no MOC um preditor  $X_{ij,l}(k)$  é escolhido para cada ciclo de previsão. O preditor é escolhido quando o coeficiente de correlação parcial é maior que o valor de corte  $R_c$ . A quantidade das saídas do modelo, diretas e derivadas  $L_c$  deve ser muito maior que o número de preditores.

# Capítulo 5

## Material e Métodos

### 5.1 BRAMS

As simulações foram executadas, em paralelo, utilizando o modelo BRAMS 4.2 em um *cluster*<sup>1</sup> Sun Fire X2200, instalado no CESUP, composto por cinco nós de processamento e um nó de gerência, 1,75TB de espaço em disco e 48GB de memória (total). Cada nó é composto por dois processadores AMD Opteron 2210 dual core 2 com clock de 1.8Ghz e 2MB de memória cache L2. O melhor *speedup*<sup>2</sup> foi conseguido com 20 processadores.

#### 5.1.1 Dados de entrada

Para inicializar o modelo BRAMS foram utilizadas as análises do modelo global T213L42 do CPTEC/INPE com resolução de 63x63 km. As configurações de número e espaçamento de grade, outros dados de entrada e outras necessárias para inicialização são feitas no RAMSIN (tabela 5.1 e anexo B), arquivo de controle do modelo. O RAMSIN utilizado foi o mesmo que estava em operação no Laboratório de Meteorologia e Qualidade do Ar (LMQA/CEPSRM/UFRGS) em outubro de 2008.

Foram geradas previsões para três dias (72h) com saídas de 3 em 3h para o período de 01 de janeiro de 2008 até 31 dezembro de 2009 e 29 de maio de 2010 até 31 de julho de 2010. Foram necessários quatro meses para instalação, configuração do BRAMS e a execução de todas as simulações (730 dias). Para isso, foi feito um *script*<sup>3</sup> em *Bash*<sup>4</sup> agendado no *crontab*<sup>5</sup>

---

<sup>1</sup>Conjunto de computadores que trabalham como se fossem uma única máquina de grande porte.

<sup>2</sup>Quanto um algoritmo paralelo é mais rápido que o seu correspondente sequencial.

<sup>3</sup>Conjunto de instruções que executam uma determinada ação.

<sup>4</sup>Interpretador de comandos que permite a execução de sequencias de comandos escritas em arquivos de texto.

<sup>5</sup>Programa que executa comandos agendados no sistema operacional.

**Tabela 5.1.** Principais configurações do RAMSIN

<b>RAMSIN</b>	<b>Descrição</b>
TIMMAX = 72	Tempo de simulação (horas)
NGRIDS = 1	Número de grades
NNXP = 88	Número de pontos em x
NNYP = 76	Número de pontos em y
DELTA X = DELTA Y = 12000	Espaçamento de grade em x e y (m)
POLELAT = -30.0 POLELON = -53.0	Coordenadas do ponto central da grade
NUDLAT = 5	Número de pontos na fronteira lateral
ITOPTFN	Topografia com resolução espacial de 10 km
ISSTFN	SST semanal, com resolução de 1 grau
IVEGTFN	Vegetação heterogênea
ISOILFN	Dados de solo da FAO
SOIL MOIST = i	Umidade do solo heterogênea

para executar todas as simulações. Para extrair os dados dos arquivos com as previsões geradas pelo modelo, foi utilizado o GrADS (versão 2.0.a8) . Foram gerados arquivos texto com os dados (tabela 5.3) de cada uma das estações (tab. 5.2).

O GrADS (*Grid Analysis and Display System*) é uma ferramenta para facilitar o acesso, manipulação e visualização de dados (disponível em: <http://www.iges.org/grads/>). Utiliza um modelo de dados de quatro dimensões: latitude, longitude, nível de pressão atmosférica e tempo. Os dados podem ser pontuais (estações) ou em grade. Para a visualização de dados do BRAMS no GrADS, são utilizados dois arquivos, o arquivo de dados no formato binário (.gra) e o arquivo descritor (.ctl), que é utilizado para a manipulação dos dados.

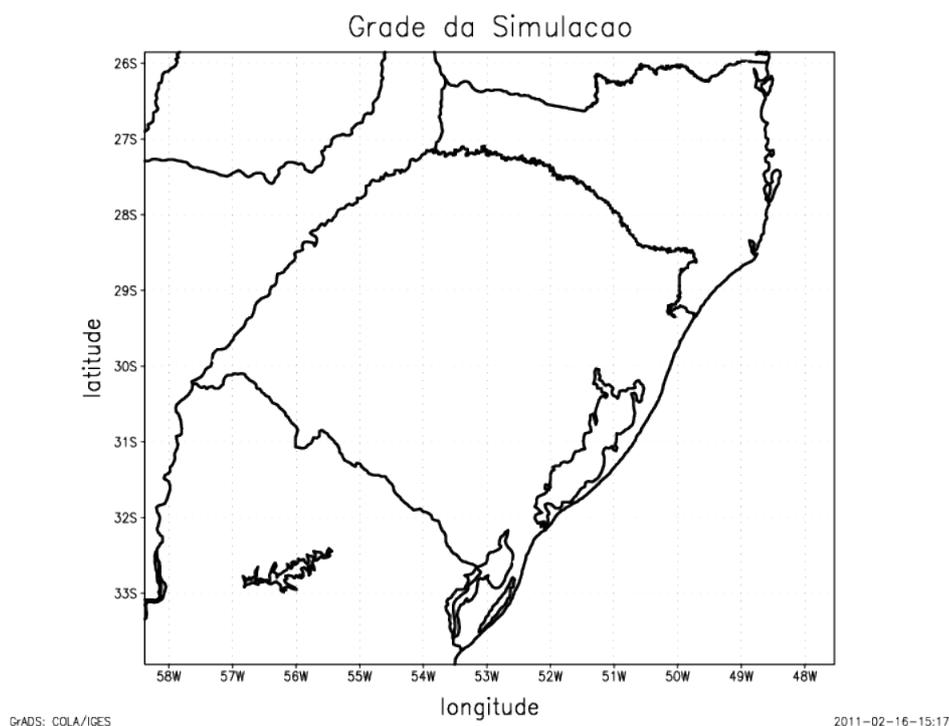
Foram utilizados os dados observados (temperatura, umidade e pressão em superfície e chuva) das estações automáticas do INMET (tabela 5.2) no período de janeiro de 2008 até dezembro de 2009 como preditandos das equações de regressão para o MOS e de 29 de maio até 04 de julho de 2010 como preditando do MOC. Para teste dos dois métodos foram utilizados os dados de 05 a 31 de julho de 2010.

Como a série de dados utilizada para gerar as equações de regressão possuía um grande número de observações, optou-se por não trabalhar com algum método de recuperação de dados, exceto em uma localidade, visto que se estaria gerando um erro. A equação de regressão, por sua vez, já possui um erro, que seria calculado sobre uma série onde os dados poderiam conter erros da recuperação. Na estação de Vacaria foi necessário preencher a série (dados do INMET) que continha muitas falhas nas observações das 0 e 9h, para isso, optou-se pela média das duas variáveis mais próximas (antecessora e sucessora) ??.

## 5.2 Área de Estudo

Como área de estudo foi utilizado o Estado do Rio Grande do Sul. Esse possui como limites o estado de Santa Catarina ao norte, o oceano Atlântico ao leste, o Uruguai ao sul, e a Argentina a oeste, sua capital é o município de Porto Alegre. O Estado apresenta, em sua maior parte, relevo com altitudes até 300 m. A única porção elevada, com mais de 600 m de altitude localiza-se no nordeste (Serra). O clima, de acordo com a classificação de *Köppen*, que leva em consideração fatores como relevo, regime de chuvas, temperatura entre outros, o clima no Estado pode ser classificado como *cfa*, exceto na Serra que é *cfb*. O *cfa* possui temperatura moderada com chuvas bem distribuídas e verão quente. Nos meses de inverno há ocorrência de geadas sendo a média de temperatura neste período inferior a 16°C. No mês mais quente as máximas são maiores que 30°C. Enquanto, o *cfb* tem como características temperatura moderada com chuva bem distribuída e verão brando. Podem ocorrer geadas, tanto no inverno como no outono. As médias de temperatura são inferiores a 20°C, exceto no verão. No inverno média inferior a 14°C como mínimas inferiores a 8°C.

A grade utilizada na simulação está entre as latitudes -25,8507 e -33,9399 e longitudes -47,5314 e -58,3769, pois quanto maior a grade maior o tempo computacional para a execução do modelo. A figura 5.1 mostra a delimitação da área que foi utilizada nas simulações.



**Figura 5.1.** Grade utilizada no modelo

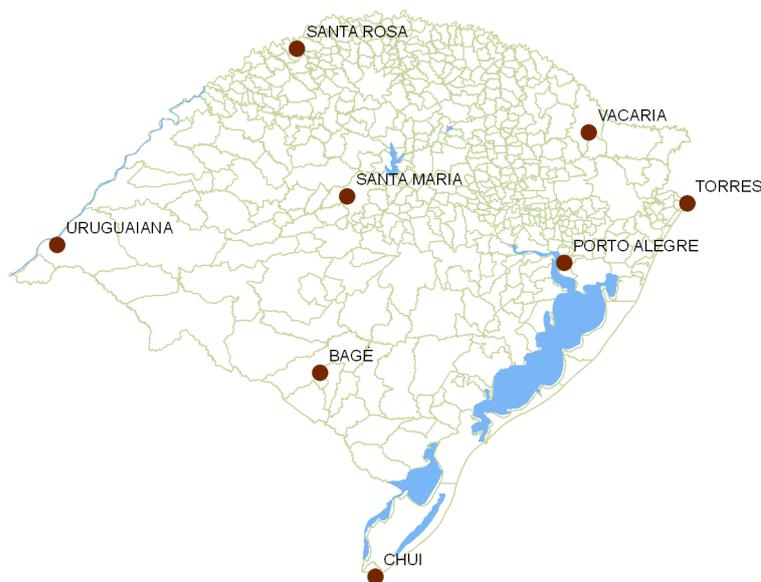
### 5.2.1 Localização das estações

Na tabela 5.2 estão relacionadas todas as estações do INMET que foram utilizadas neste trabalho. Nela estão descritas as coordenadas de localização e a altitude, tanto a observada quanto a utilizada pelo modelo. O que pode ser observado é que em nenhum dos pontos elas são iguais. As diferenças entre a estação e o modelo variam de -285,65 m (Santa Maria) até 53,71 m (Vacaria).

**Tabela 5.2.** Estações

cidade	altitude (m)		latitude	longitude
	estação	modelo		
Bagé	242,31	239,85	-31,3478°	-54,0133°
Chuí	26,00	8,89	-33,7418°	-53,3714°
Porto Alegre	46,97	43,19	-30,0500°	-51,1666°
Santa Maria	95,00	380,65	-29,7000°	-53,7000°
Santa Rosa	276,00	233,11	-27,8901°	-54,4797°
Torres	4,50	37,21	-29,3503°	-49,7331°
Uruguaiana	62,31	56,44	-29,8425°	-57,0825°
Vacaria	986,00	932,29	-28,5136°	-50,8828°

No momento da escolha dos pontos que seriam utilizados (figura 5.2), procurou-se distribuí-los pelo Estado, em locais que possuíssem características diferentes, quer em relação à topografia ou a existência de corpos d'água.



**Figura 5.2.** Localização das estações

### 5.2.2 Escolha das variáveis preditoras

Foram utilizadas todas as variáveis da tabela 5.3 que são as mesmas apresentadas no anexo C. Para as variáveis que possuem níveis na vertical foram utilizados os cinco.

**Tabela 5.3.** Variáveis preditoras

variável	níveis vertical	significado	unidade
u10m	0	componente u do vento 10 m	m/s
v10m	0	componente v do vento 10 m	m/s
t2m	0	temperatura do ar 2 m	°C
tempc	5	temperatura	°C
rh	5	umidade relativa	%
u	5	componente u do vento	m/s
v	5	componente v do vento	m/s
sea_press	0	pressão atmosférica ao nível do mar	hPa
zitheta	0	altura da camada limite	m -sigma
accon	0	precipitação convect. acumulada	mm
rv2m	0	taxa de vapor d'água 2 m	g/kg
td2m	0	temperatura do ponto de orvalho 2 m	°C
tveg2	0	temperatura da vegetação	°C
theta	5	temperatura potencial	K
precip	0	precipitação acumulada total	mm liq
le	0	fluxo de calor latente	W/m <sup>2</sup>
rshort	0	radiação onda curta	W/m <sup>2</sup>
rlong	0	radiação onda longa incidente	W/m <sup>2</sup>
albedt	0	albedo	
rlongup	0	radiação onda longa refletida	W/m <sup>2</sup>
press2m	0	pressão em 2 m	hPa
geo	5	altura geopotencial	m
press	5	pressão atmosférica	hPa
cape	0	cape	J/kg
cine	0	cine	J/kg
dewptc	5	temperatura do ponto de orvalho	°C
sst	0	temperatura superfície do mar	°C
totpcp	0	precipitação total	mm liq
rh2m	0	umidade relativa 2 m	%
pcpr	0	taxa de precipitação	mm/h

Após a extração dos dados pontuais de cada localidade, conforme a tabela 5.2, foram utilizados *scripts* feitos na linguagem Python (versão 2.6.6) para organizar os arquivos de forma que pudessem ser utilizados no *software* estatístico SPSS. Python (disponível em: <http://www.python.org/>) é uma linguagem de altíssimo nível orientada a objetos, de tipagem dinâmica e forte, interpretada e interativa. O SPSS (*Statistical Package for the Social Sciences*) (<http://www.spss.com.br>) foi o pacote estatístico utilizado para calcular as equações

de regressão. Foi utilizada a versão 18 que excepcionalmente passou a ser chamada de PASW (*Predictive Analytics SoftWare*) tendo voltado ao nome original na versão 19, a mais recente.

### 5.3 Implementação do MOS

Após os arquivos serem organizados com os dados previstos (modelo) e observados (estações INMET) obteve-se três arquivos para cada mês (24-48-72h). Optou-se por dividir os dados processados (24 meses) em dois períodos: inverno e verão (HART et al., 2004). Os meses de abril, maio, junho, julho, agosto e setembro foram classificados como inverno e o restante como verão. O período de 05 a 31 de julho de 2010 foi utilizado para testar a equação do inverno. As equações de regressão foram geradas no SPSS, uma para cada estação, com os dados de 24h.

### 5.4 Implementação do MOC

O período de treinamento adotado foi de 28 dias, de 29 de maio até 04 de julho de 2010, pois havia dados faltosos na série, tanto das estações quanto do modelo. Foi testado para a estação de Bagé 21 dias, entretanto, a série mais longa apresentou resultados mais estáveis. As equações foram geradas para o período de 24h, no total de 25 para cada estação. O teste foi realizado no mesmo período do MOS, para que fosse possível comparar os resultados dos dois métodos.

### 5.5 Controle de qualidade

No SPSS quando se gera uma equação de regressão linear pelo método *stepwise*, são gerados vários modelos de acordo com a especificação feita no teste parcial F (probabilidade entrar 0,05 e sair 0,1). A partir desses modelos, foi feita uma criteriosa seleção daquele que melhor definiria o preditando, somente pelos critérios estatísticos, sem levar em consideração os critérios físicos.

Primeiramente, foram selecionados os modelos que utilizavam até seis preditores, pois um número maior dificultou a construção da equação de regressão, algumas vezes a solução com os dados de teste não apresentavam a mesma eficácia com os de treinamento. A seguir, foram realizados os testes para identificar a presença da multicolinearidade que entre suas consequências pode apresentar um  $R^2$  (eq. 3.13) muito alto que não corresponde a realidade. Foram descartados os modelos que apresentaram o Índice de Condição <sup>6</sup> superior a 15. Nos

---

<sup>6</sup>Índice de condição maior que 10 possui colinearidade significativa e maior que 30 severa.

restantes, os testes VIF não apresentaram valores superiores a 5 para cada um das variáveis. Os coeficientes da equação de regressão também foram testados de acordo com a eq. 3.11 e nos casos onde  $H_0$  da eq. 3.12 foi aceito, a variável foi removida da expressão. Também foram analisados os testes t ( $alpha = 0,05$ ) e o  $p-value$ , que indicam o impacto de cada variável preditora, foram excluídas aquelas que apresentaram  $p - value > 0,05$ . Os coeficientes de determinação ( $R^2$ ) e o de determinação ajustado ( $R_{aj}^2$ ) foram testados, assim como, foram feitas as análises dos gráficos de probabilidade normal do resíduo e resíduos contra valores preditos.

## 5.6 Tabela de Contingência

A estimação da taxa de chuva (mm/h) pelo BRAMS e pelos modelos estatísticos não apresentou resultados satisfatórios. Por isso, buscou-se trabalhar com a tabela de contingência (tab. 5.4) para tratar de forma binária a ocorrência da chuva. Na referida tabela, os eventos  $a$  e  $d$  são os acertos de chuva e não-chuva respectivamente,  $b$  é a previsão de chuva quando não ocorreu e  $c$  é quando não foi prevista e choveu (WILKS, 2006).

**Tabela 5.4.** Tabela de Contingência

		observação	
		chuva	não-chuva
previsão	chuva	a	b
	não-chuva	c	d

De acordo com Saldanha et al. (2007), a previsão de chuva é bem mais difícil do que a de não-chuva. Devido à esse motivo buscou-se calcular alguns índices que representassem o acerto ou não da ocorrência do evento. A Proporção Correta (PC) é o percentual de acertos no geral (eq. 5.1), não distingue entre a ocorrência ou não de chuva, seus valores variam entre 0 e 1, quanto maior o resultado melhor. Razão de Falso Alarme (FAR) é a previsão de ocorrência de chuva quando não ocorre (eq. 5.2), quanto mais próximo de 1 pior o resultado. E, Probabilidade de detecção (POD) (eq. 5.3) é o percentual de acertos de ocorrência de chuva.

$$PC = \frac{a + d}{n}, \text{ onde } n = a + b + c + d \quad (5.1)$$

$$FAR = \frac{b}{a + b} \quad (5.2)$$

$$POD = \frac{a}{a + c} \quad (5.3)$$

Para transformar os dados de chuva em binários utilizou-se a classificação de quantidade de chuva de acordo com o Manual de Observações Meteorológicas do INMET (INMET, 1999) que considera o valor mínimo de 0,1 mm/h para chuvisco fraco, assim, os valores abaixo disso foram considerados zero (não-chuva) e acima um (chuva).

## 5.7 Programas utilizados

Além dos *softwares* já descritos, foi utilizado o Excel 2007, *software* integrante do pacote Microsoft Office, para a elaboração dos gráficos, cálculo dos erros e índices.

As figuras foram manipuladas com o GIMP (*GNU Image Manipulation Program*) na versão 2.6. É um programa de código aberto voltado principalmente para criação e edição de imagens e para desenho vetorial. Também foi utilizado o ImageMagick versão 6.6.2.6 (disponível em: <http://www.imagemagick.org/script/index.php>) para a conversão de formato das imagens.

O texto foi escrito utilizando  $\text{\LaTeX}$  que é um conjunto de macros para o processador de textos (TeX), utilizado amplamente pela comunidade científica para a produção de textos matemáticos e científicos devido à sua alta qualidade tipográfica. O LaTeX foi desenvolvido na década de 80 e atualmente está na versão denominada  $\text{\LaTeX} 2_{\epsilon}$ . Foi utilizado o Kile *KDE Integrated LaTeX Environment* 2.0.85 como ambiente de edição e manipulação dos textos.

## Capítulo 6

# Resultados

Neste capítulo, são apresentados os resultados obtidos com os dois métodos de correção estatística, o MOS e o MOC, para temperatura da superfície, umidade relativa do ar em superfície, pressão à superfície e chuva acumulada em 1h. Ressalta-se que esses valores são baseados em uma amostra significativa, do ponto de vista estatístico. Utilizou-se três índices estatísticos (Viés, EMA e REQM) para verificar a acurácia dos resultados e gráficos para análise visual da correção. Os índices apresentam seu melhor resultado próximo de zero e são medidos na mesma unidade das variáveis testadas. E, por último é calculado o *Skill Score* (SS) do EMA e do REQM para comparar o desempenho da correção em relação ao modelo BRAMS.

Neste trabalho testa-se a possibilidade de fazer a correção da chuva pelo total previsto em mm/h. Como essa variável não é contínua os resultados apresentados não possuem a mesma qualidade das outras variáveis. Por isso, optou-se em fazer uma tabela de contingência, transformando os resultados de chuva em binários (chuva e não-chuva), podendo-se trabalhar com a probabilidade de ocorrência do evento.

Nas estações de Bagé e Porto Alegre avalia-se a qualidade das equações de regressão (24h) para corrigir as previsões de 48 e 72h. Essas estações foram escolhidas devido à qualidade dos dados observados, as séries não apresentavam falhas no período de simulação e teste, e também à importância econômica da Capital e a cidade de Bagé por sofrer influência das chegadas de frentes frias no Estado. Nas outras localidades são testadas apenas as previsões de 24h.

Para escolher o melhor método estatístico de correção será utilizado o *Skill Score* do EMA, que mede o quanto a correção melhorou a saída do BRAMS em relação ao erro absoluto. Não será utilizado o REQM porque este penaliza os *outliers* quando o erro é elevado ao

quadrado. Como em algumas variáveis meteorológicas um valor atípico pode não ser um erro, e sim, uma anomalia preferiu-se utilizar o EMA.

## 6.1 Bagé

Nesta seção serão avaliados os resultados obtidos utilizando o MOS e o MOC para corrigir a temperatura da superfície, umidade relativa do ar, pressão à superfície e chuva nas coordenadas da tabela 5.2, município de Bagé, também utilizando a equação calculada com os dados de 24h para as 48 e 72h.

### 6.1.1 Previsão para 24h

#### 6.1.1.1 Temperatura da superfície

A temperatura calculada pelo BRAMS (*tbrams*) se mostra muito semelhante a observada (*tobs*) e a corrigida pelo MOS (*tmos*) como pode ser observado na figura 6.1. O Viés calculado tanto para o BRAMS quanto para o MOS demonstra que esta variável é superestimada em aproximadamente  $0,5^{\circ}\text{C}$ . Com a calibração o EMA e o REQM diminuem em relação ao erros do BRAMS (tabela 6.2) proporcionando uma melhora de 15,8% no EMA e 12,36% no REQM (SS tabela 6.3).

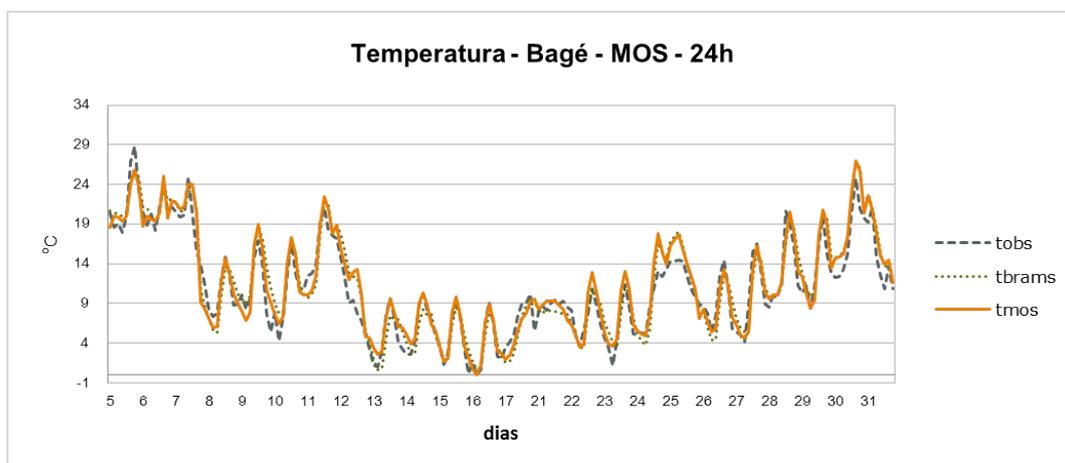
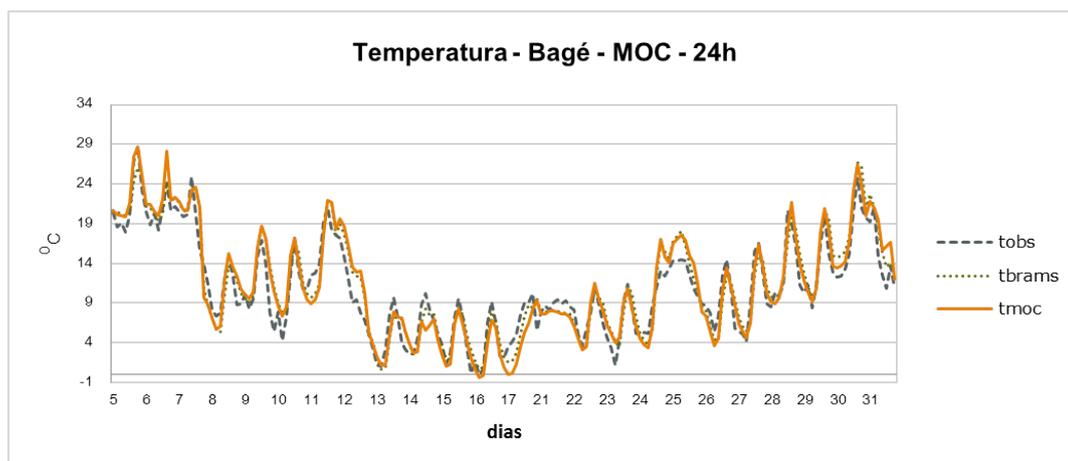


Figura 6.1. Temperatura Bagé 24h MOS

Assim como no MOS, o MOC apresenta um Viés de aproximadamente  $0,5^{\circ}\text{C}$ . As três variáveis mostradas na figura 6.2 possuem o mesmo comportamento, *tmoc* é a temperatura corrigida com o MOC. O Viés diminuiu, mas o EMA e o REQM (tabela 6.2) aumentaram em relação ao BRAMS fazendo com que o *Skill Score* apresente um resultado negativo de aproximadamente 4,6% para os dois índices.

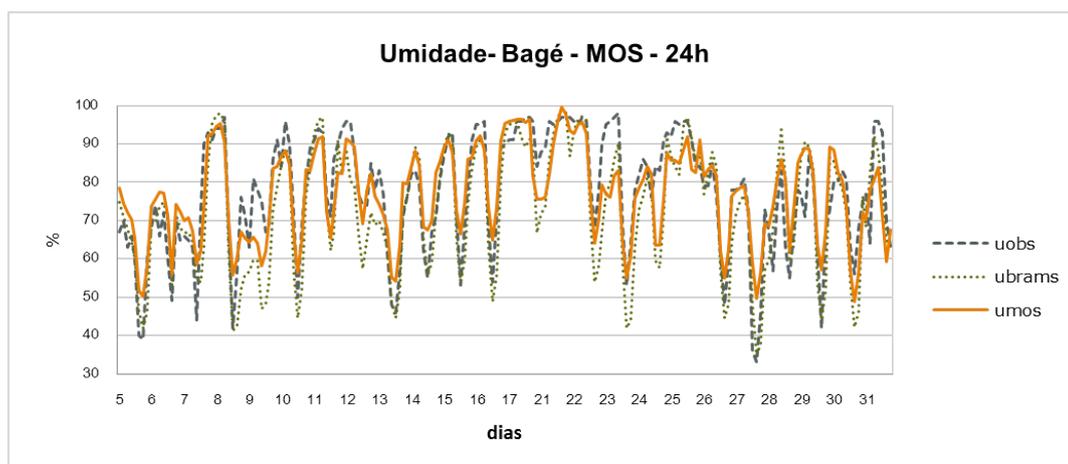


**Figura 6.2.** Temperatura Bagé 24h MOC

A equação de regressão do MOS é constituída por três variáveis (tabela A.1) e as 25 do MOC utilizam 16 variáveis (tabela A.5) totalizando 60 ocorrências, sendo que as mais repetidas não são as mesmas do método anterior.

#### 6.1.1.2 Umidade relativa do ar em Superfície

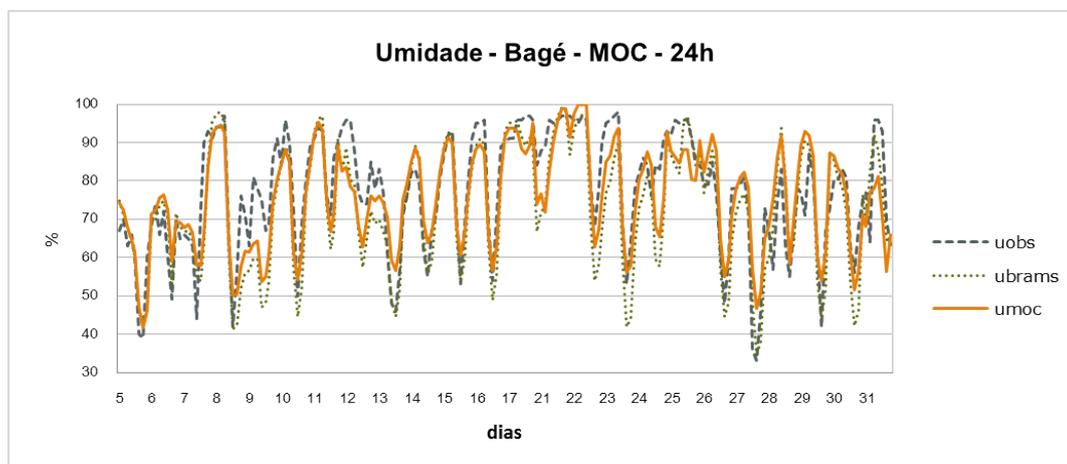
A umidade relativa prevista pelo BRAMS (*ubrams* fig. 6.3) é subestimada em 4,6% (Viés tab. 6.2). Após ser corrigida pelo MOS (*umos*) esse erro passa para -0,35% (Viés tab. 6.2). Na figura 6.3 pode-se observar que, por exemplo, nos dias 7 e 23 a umidade relativa corrigida (*umos*) fica mais próxima da umidade relativa observada (*uobs*). Os erros calculados pelo EMA e REQM diminuem com a correção, e com isso, o SS, alcança 15% e 17,27% respectivamente.



**Figura 6.3.** Umidade relativa Bagé 24h MOS

Na figura 6.4 as três variáveis descrevem um comportamento semelhante, *umoc* é a

umidade corrigida pelo MOC. O MOC também apresenta redução nos erros (tabela 6.2) o Viés é -1,68% e como o EMA e o REQM diminuem, em relação ao BRAMS, o SS alcança uma melhora de 10,6% e 13,81% respectivamente (tabela 6.3).



**Figura 6.4.** Umidade relativa Bagé 24h MOC

O MOS (tab. A.2) necessita quatro variáveis para corrigir a umidade relativa enquanto o MOC (tab. A.6) utiliza 8 em um total de 63 ocorrências. Duas (*umidade relativa em 1000 hPa* e *fluxo de calor latente*) das mais utilizadas pelo MOC estão entre as selecionadas pelo MOS.

### 6.1.1.3 Pressão à Superfície

Analisando-se o gráfico da figura 6.5 percebe-se que a variável *pbrams*, calculada pelo BRAMS, possui um comportamento bem diferente da pressão observada. Na correção, *pmos*, se aproxima da observada e melhora o resultado em aproximadamente 30% (tabela 6.3). O Viés (tab. 6.2) do BRAMS é superestimado e no MOS é subestimado, possuindo um valor em módulo bem superior ao BRAMS, mas isso não faz com que os outros erros aumentem.

A pressão corrigida pelo MOC (*pmoc*) também consegue resultado melhor que o BRAMS (*pbrams*). O Viés, do MOC, está superestimado e maior que o do BRAMS e o EMA e o REQM possuem valores menores (tabela 6.2), assim o método apura os resultados em 12,54% e 19,8% (tab. 6.3) respectivamente.

Para calcular a pressão corrigida, o MOS (tabela A.3) e o MOC (tabela A.7) necessitam seis variáveis, dessas somente *componente u do vento em 850 hPa*, *componente v do vento em 500 hPa* e *altura geopotencial de 1000 hPa* estão presentes nos dois métodos.

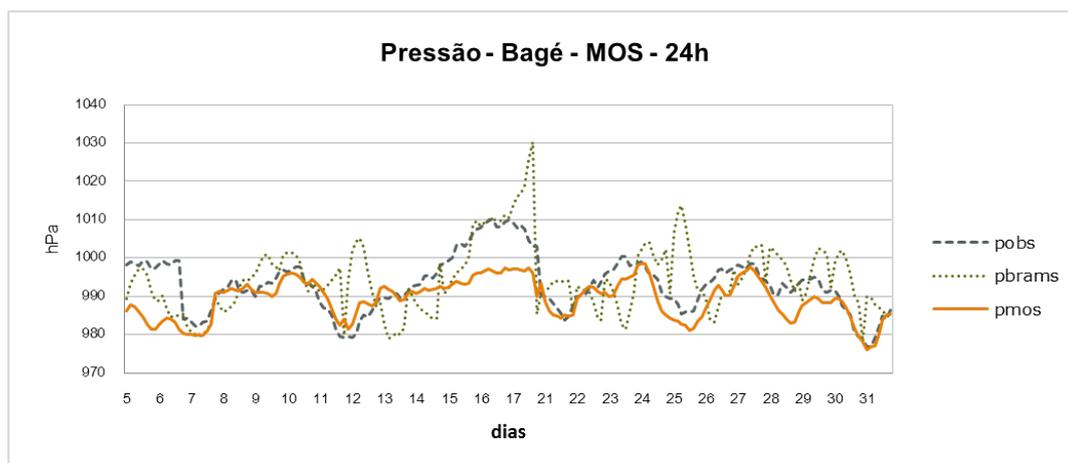


Figura 6.5. Pressão Bagé 24h MOS

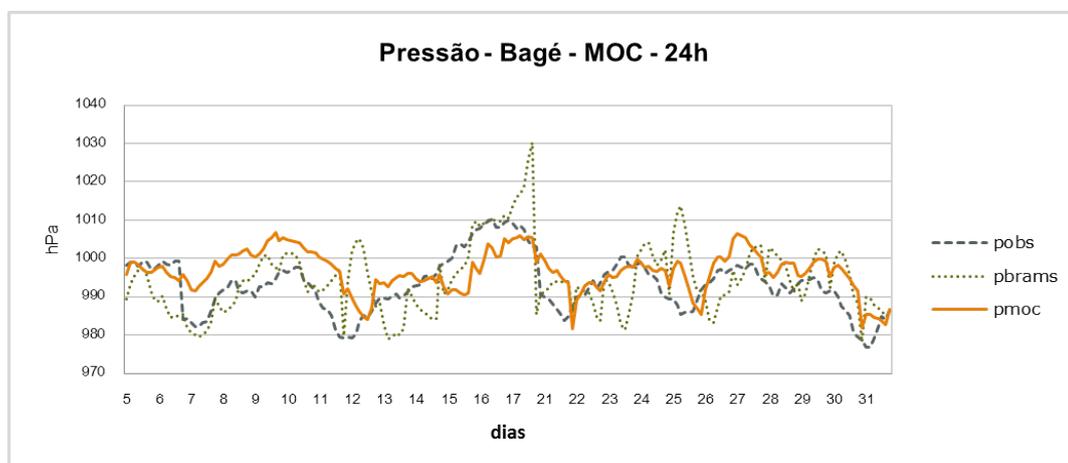
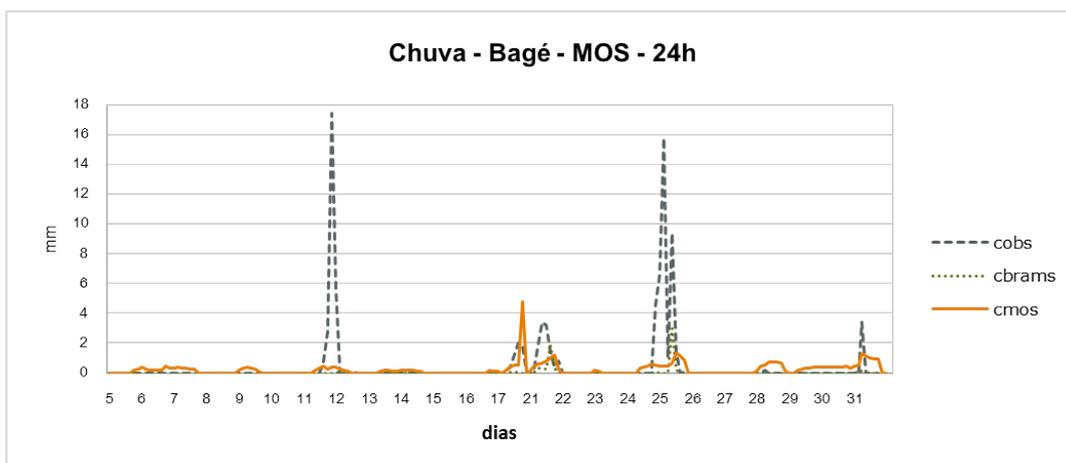


Figura 6.6. Pressão Bagé 24h MOC

#### 6.1.1.4 Chuva acumulada em 1h

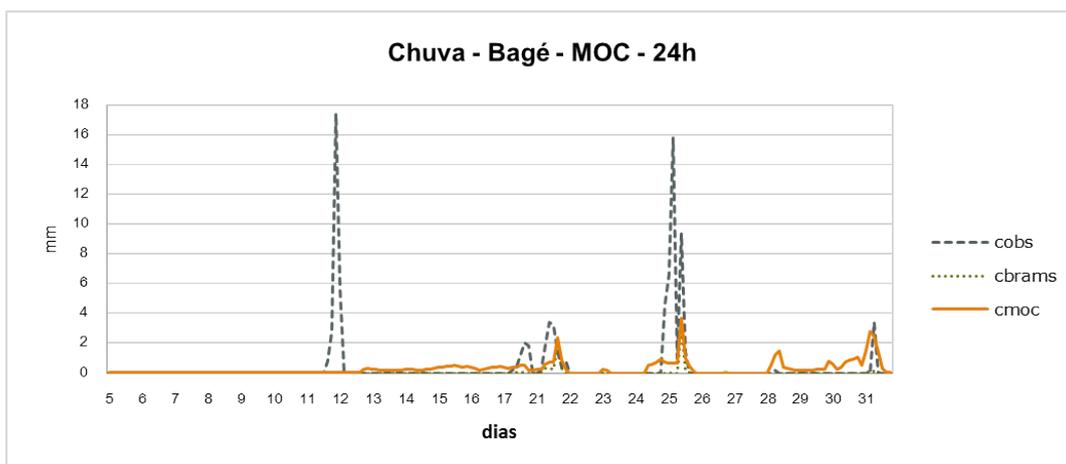
Observando-se a figura 6.7 nota-se a dificuldade do BRAMS (*cbrams*) e do MOS (*cmos*) em prever a quantidade de chuva no período de uma hora. Nos dias em que choveu o MOS consegue indicar uma pequena quantidade, abaixo do previsto, exceto entre os dias 17 e 21 onde essa quantidade é superestimada. A chuva é subestimada pelo BRAMS, seu Viés é -0,41 mm (tab. 6.2) enquanto que com o MOS esse valor passa para -0,21 mm. Os erros calculados pelo EMA e REQM são baixos porque esta variável tem a maior parte de seus valores zero. Pelo SS do EMA, o MOS piora o resultado do BRAMS e pelo REQM melhora em 0,4% (tab. 6.2).

O MOC (*cmoc*), em duas ocorrências, na figura 6.8 consegue prever um volume de chuva bem próximo do observado, contudo exibe pequenos volumes quando não chove. O



**Figura 6.7.** Chuva Bagé 24h MOS

Viés reduz para -0,18 mm (tab. 6.2) e o SS do EMA mostra que o resultado, em relação ao BRAMS, piora quase 30% (tab. 6.3) e pelo REQM melhora 2,49%.



**Figura 6.8.** Chuva Bagé 24h MOC

O MOS utiliza duas variáveis para a equação, sendo que essas estão entre as quatro do MOC. O total de variáveis utilizadas no MOC mostra que cada uma das quatro variáveis é utilizada como único preditor da equação (tab. A.8) para um determinado dia.

Como pode ser observado na tabela 6.1, o percentual de acertos (PC) do BRAMS é de 91%, do MOC é 61% e o do MOS 60%. E, analisando a detecção de chuva (POD) a previsão do BRAMS sem correção é melhor.

**Tabela 6.1.** Tabela de Contingência Bagé 24h

	FAR	POD	PC
BRAMS	0,13	0,88	0,91
MOC	0,78	0,22	0,61
MOS	0,76	0,24	0,60

**Tabela 6.2.** Erros Bagé 24h

	BRAMS				MOS				MOC			
	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva
Viés	0,52	-4,60	1,39	-0,41	0,57	-0,35	-3,88	-0,21	0,45	-1,68	3,45	-0,18
EMA	1,67	7,74	6,75	0,42	1,41	6,57	4,68	0,54	1,75	6,92	5,90	0,55
REQM	1,29	2,78	2,60	0,65	1,19	2,56	2,16	0,73	1,32	2,63	2,43	0,74

**Tabela 6.3.** Skill Score Bagé 24h

	MOS				MOC			
	temperatura	umidade	pressão	chuva	temperatura	umidade	pressão	chuva
SS EMA	15,80	15,01	30,69	-26,89	-4,64	10,6	12,54	-29,73
SS REQM	12,36	17,27	28,27	0,40	-4,63	13,81	19,80	2,49

### 6.1.1.5 Conclusão

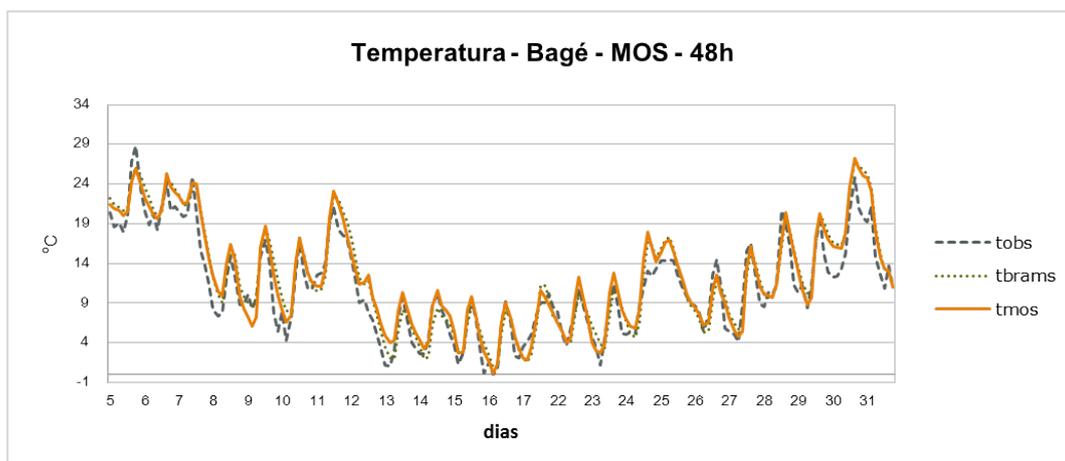
Para Bagé, nas coordenadas da estação do INMET, nas primeiras 24h de previsão do BRAMS BRAMS, o método de correção estatística que obtém melhor resultados na correção da temperatura, umidade relativa e pressão é o MOS. Esse apresenta o *Skill Score* para o EMA maior nas três variáveis: temperatura 15,8%, umidade relativa 15,01% e pressão 30,69% (tab. 6.3). A chuva não apresenta resultado satisfatório em nenhum dos métodos levando em consideração a quantidade estimada e a probabilidade de detecção (tab. 6.1).

## 6.1.2 Previsão para 48h

### 6.1.2.1 Temperatura da superfície

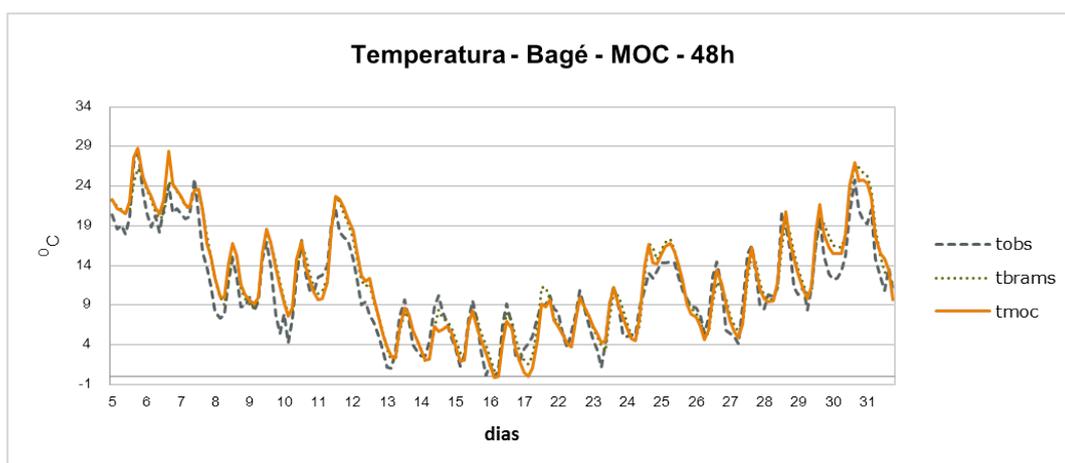
A temperatura calculada pelo BRAMS ( $t_{brams}$ ) apresenta divergência em relação à observada ( $t_{obs}$ ) e como a correção é feita com base nos dados calculados pelo BRAMS, a correção feita pelo MOS ( $t_{mos}$ ), se mostra muito semelhante ao previsto, como pode ser observado na figura 6.9. O Viés calculado tanto para o BRAMS quanto para o MOS demonstra que esta variável é superestimada em pouco mais de 1 °C. Com a calibração o EMA e o REQM diminuem em relação ao erros do BRAMS (tabela 6.5) fazendo com que ocorra uma melhora de 10,65% no EMA e 9,7% no REQM (SS tabela 6.6).

O MOC apresenta um Viés igual a 1 °C. As temperaturas previstas pelo BRAMS e a corrigida pelo MOC ( $t_{moc}$ ) mostradas na figura 6.10 apresentam o mesmo comportamento.



**Figura 6.9.** Temperatura Bagé 48h MOS

O Viés, o EMA e o REQM (tabela 6.5) decrescem em relação ao BRAMS fazendo com que o *Skill Score* apresente um resultado positivo para os dois índices.

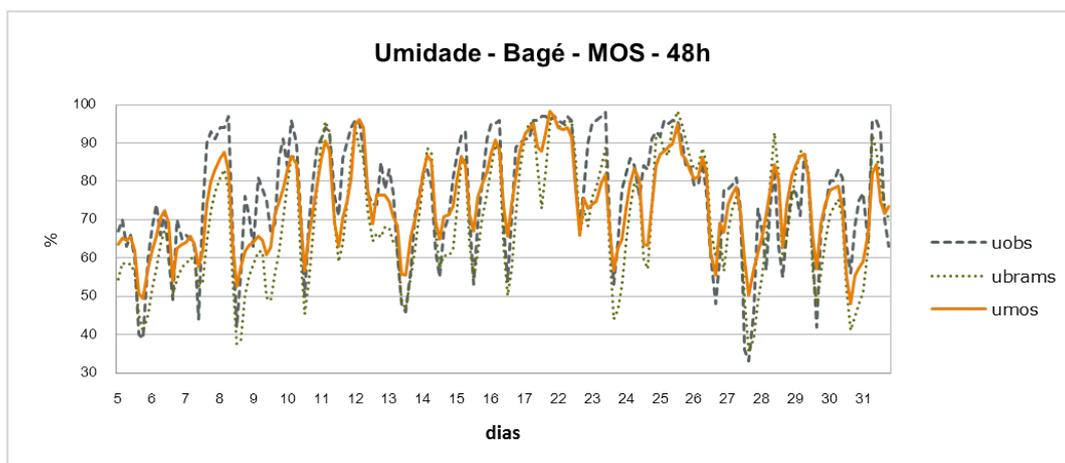


**Figura 6.10.** Temperatura Bagé 48h MOC

A temperatura (48h) é superestimada tanto pelo BRAMS quanto pelos métodos de correção. Os erros aumentaram aproximadamente  $0,5\text{ }^{\circ}\text{C}$  em relação às primeiras 24h.

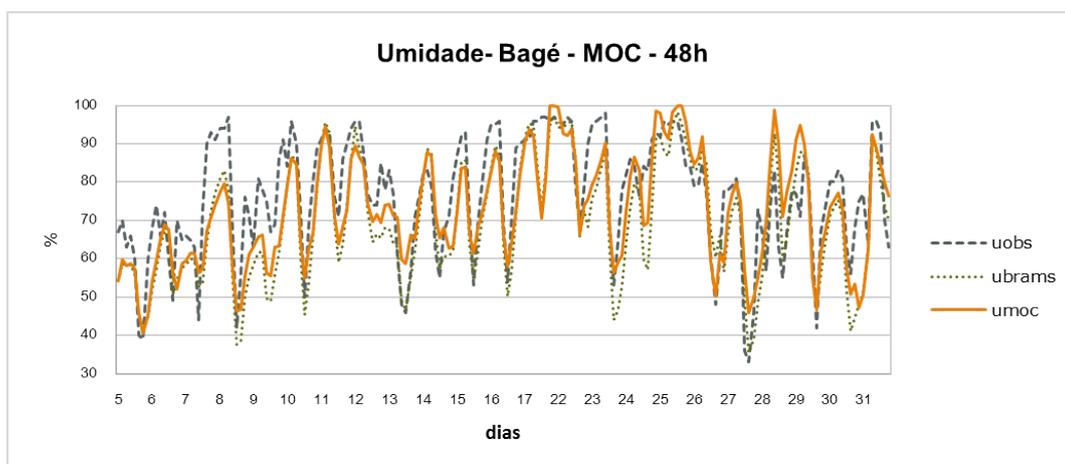
### 6.1.2.2 Umidade relativa do ar em Superfície

A umidade relativa prevista pelo BRAMS (*ubrams* fig. 6.11) de acordo com o calculado pelo Viés (tab. 6.5) é subestimada ( $-6,98\%$ ). Após ser corrigida pelo MOS (*umos*) esse erro passa para  $-2,37\%$ . Na figura 6.11 a tendência da correção (*umos*) foi manter os valores acima dos 50% tendo dificuldade em acompanhar os picos abaixo desse valor. Os erros calculados pelo EMA e REQM também diminuem com o MOS, como resultado, o SS calculado é  $28,01\%$  e  $25,77\%$  respectivamente.



**Figura 6.11.** Umidade relativa Bagé 48h MOS

O comportamento da variável corrigida ( $umos$ ) é muito semelhante ao previsto pelo BRAMS, embora em alguns dias, por exemplo no dia 23, tenha diminuído a diferença entre o corrigido e o observado (fig. 6.12). O Viés é -3,92% (tab. 6.5) e como o EMA e o REQM apresentam resultados menores, o SS mostra uma melhora de 7,69% e 8,71% respectivamente (tabela 6.6).



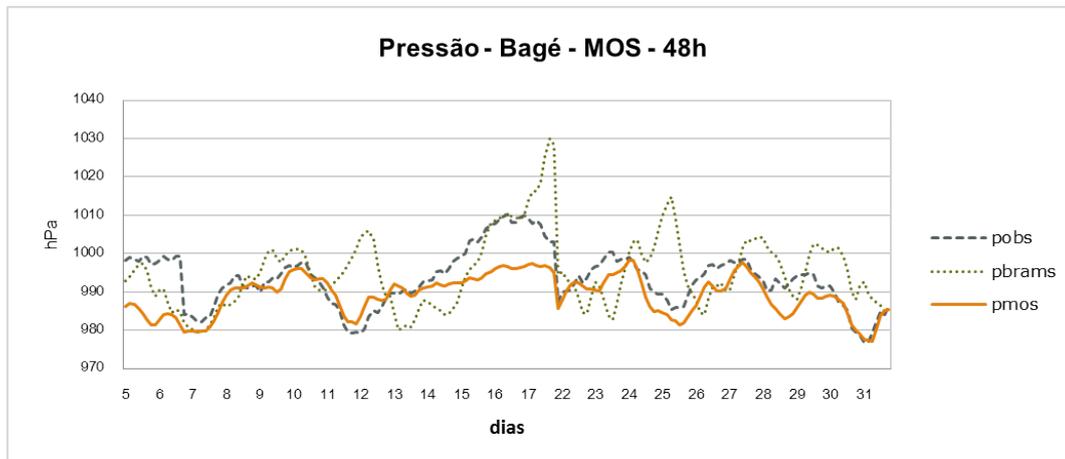
**Figura 6.12.** Umidade relativa Bagé 48h MOC

A umidade relativa (48h) é subestimada tanto pelo BRAMS quanto pelos métodos de correção. Os erros aumentaram aproximadamente 2% em relação às primeiras 24h.

### 6.1.2.3 Pressão à Superfície

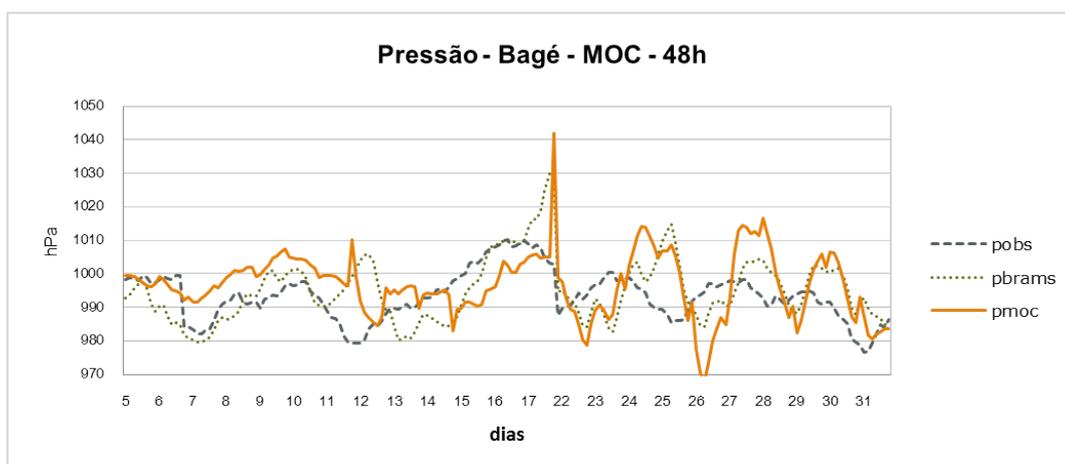
A evolução temporal na localidade de Bagé (latitude  $-31,3478^\circ$  e longitude  $-54,0133^\circ$ ) mostra que a pressão prevista pelo BRAMS ( $pbrams$ ) apresenta discrepância em relação à observação. Na correção, a linha descrita por  $pmos$ , ficou mais próxima da observada, mesmo

assim, os erros são superiores ao do BRAMS. O Viés (tab. 6.5) do BRAMS é superestimado e no MOS é subestimado, passando de 1,67 para -4,17 hPa. Os outros erros mostram um decréscimo, o EMA passa de 7,49 para 4,87 hPa e o REQM de 9,59 para 6,53 hPa.



**Figura 6.13.** Pressão Bagé 48h MOS

A pressão corrigida pelo MOC (*pmoc*) apresenta um resultado pior que a do BRAMS (*pbrams*). O Viés, do MOC, está superestimado e maior que o do BRAMS e o EMA e o REQM também mostram resultados maiores (tabela 6.5), assim o método piora os resultados em 20,02% e 15,62% (tab. 6.6) respectivamente.

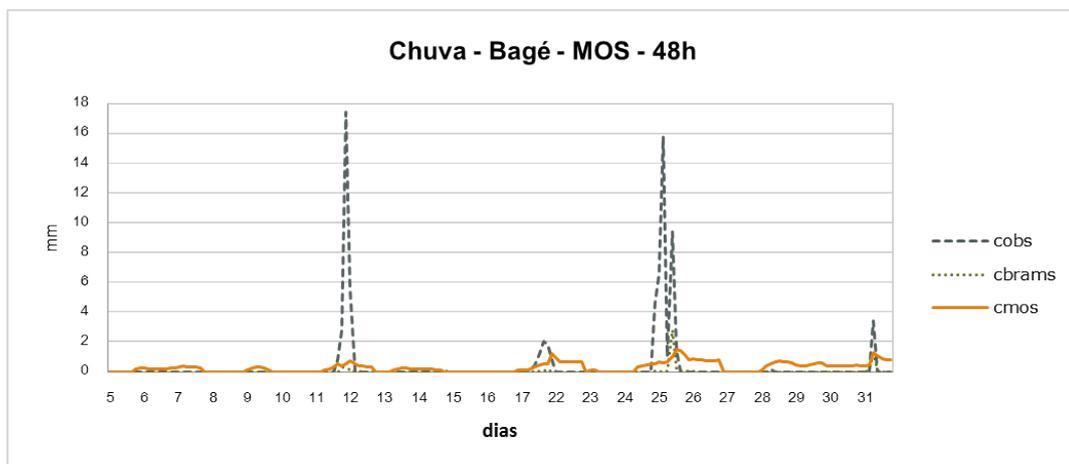


**Figura 6.14.** Pressão Bagé 48h MOC

Os erros calculados em 48h são maiores do que os de 24h. Pode-se perceber pelo aumento do REQM(MOC) em relação ao de 24h e nas figuras 6.6 e 6.14 a presença de *outliers* nos valores corrigidos.

#### 6.1.2.4 Chuva acumulada em 1h

Observando-se a figura 6.15 pode-se verificar que persiste a dificuldade do BRAMS (*cbrams*) e do MOS (*cmos*) em prever a quantidade de chuva no período de uma hora. Nos dias em que chove o MOS consegue indicar uma pequena quantidade, abaixo do previsto, exceto entre os dias 18 e 22 onde essa quantidade é superestimada. A chuva é subestimada pelo BRAMS, seu Viés é -0,38 mm (tab. 6.5) enquanto que com o MOS esse valor passa para -0,12 mm. Os erros calculados pelo EMA e REQM são baixos porque esta variável tem a maior parte de seus valores zero. Pelo SS do EMA, o MOS piora (-49,24%) o resultado do BRAMS e pelo REQM melhora em 0,4% (tab. 6.5).



**Figura 6.15.** Chuva Bagé 48h MOS

O MOC (*cmoc*) como pode ser observado na figura 6.16 não consegue prever um volume de chuva próximo do observado, mas prevê pequenos volumes quando não chove. O Viés diminui para -0,13 mm (tab. 6.5) e o SS do EMA mostra que o resultado, em relação ao BRAMS, piora mais de 50% (tab. 6.6).

Como pode ser observado na tabela 6.4, o percentual de acertos (PC) do BRAMS é de 93% em contraste com 54% do MOC e 47% do MOS. O BRAMS continua melhor na detecção de chuva (POD) o MOS e o MOC ficam com índices próximos a 10%.

**Tabela 6.4.** Tabela de Contingência Bagé 48h

	FAR	POD	PC
BRAMS	0,14	0,86	0,93
MOC	0,89	0,11	0,54
MOS	0,84	0,16	0,47

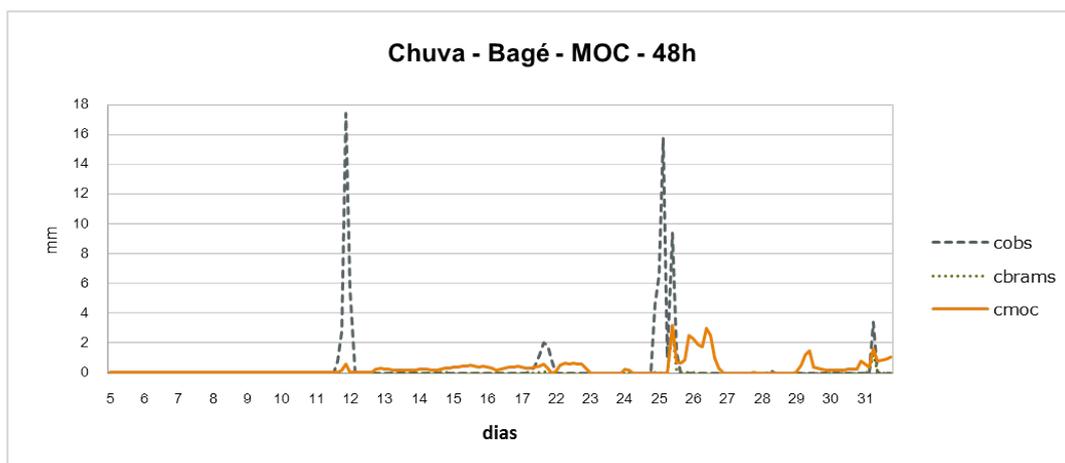


Figura 6.16. Chuva Bagé 48h MOC

Tabela 6.5. Erros Bagé 48h

	BRAMS				MOS				MOC			
	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva
Viés	1,07	-6,98	1,67	-0,38	1,14	-2,37	-4,17	-0,12	1,00	-3,92	3,38	-0,13
EMA	1,90	9,47	7,49	0,39	1,70	6,82	4,87	0,58	1,88	8,75	8,98	0,61
REQM	2,34	11,75	9,59	1,95	2,11	8,73	6,53	1,96	2,28	10,73	11,09	2,00

Tabela 6.6. Skill Score Bagé 48h

	MOS				MOC			
	temperatura	umidade	pressão	chuva	temperatura	umidade	pressão	chuva
EMA	10,65	28,01	34,98	-49,24	0,94	7,69	-20,02	-56,90
REQM	9,70	25,77	31,95	-0,40	2,19	8,71	-15,62	-2,81

### 6.1.2.5 Conclusão

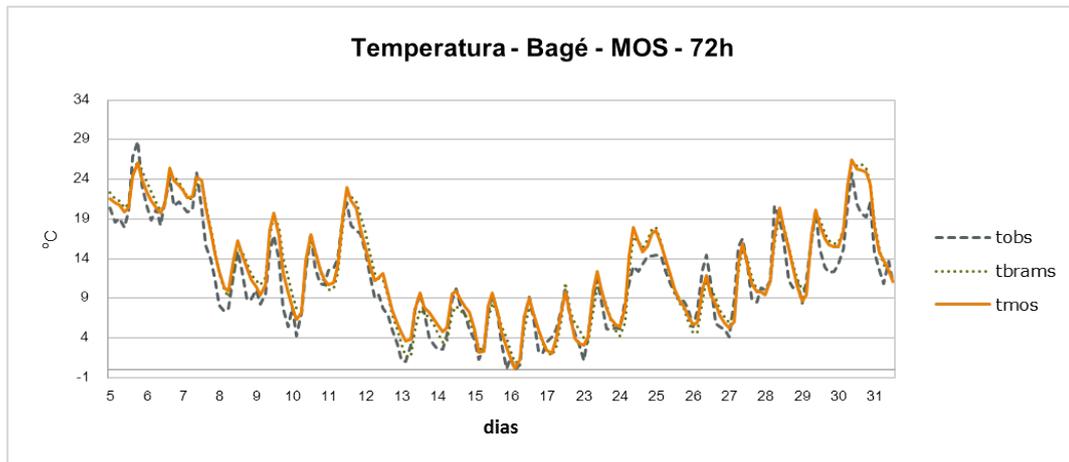
Em Bagé, nas coordenadas da estação do INMET, o método de correção estatística que obteve melhor resultados na correção da temperatura, umidade relativa e pressão, do BRAMS para 48h, foi o MOS. Esse apresenta o *Skill Score* para o EMA maior nas três variáveis: temperatura 10,65%, umidade relativa 28,01% e pressão 34,98% (tab. 6.6). A chuva não apresenta resultado satisfatório em nenhum dos métodos levando em consideração a quantidade estimada e a detecção do evento (tab. 6.4).

## 6.1.3 Previsão para 72h

### 6.1.3.1 Temperatura da superfície

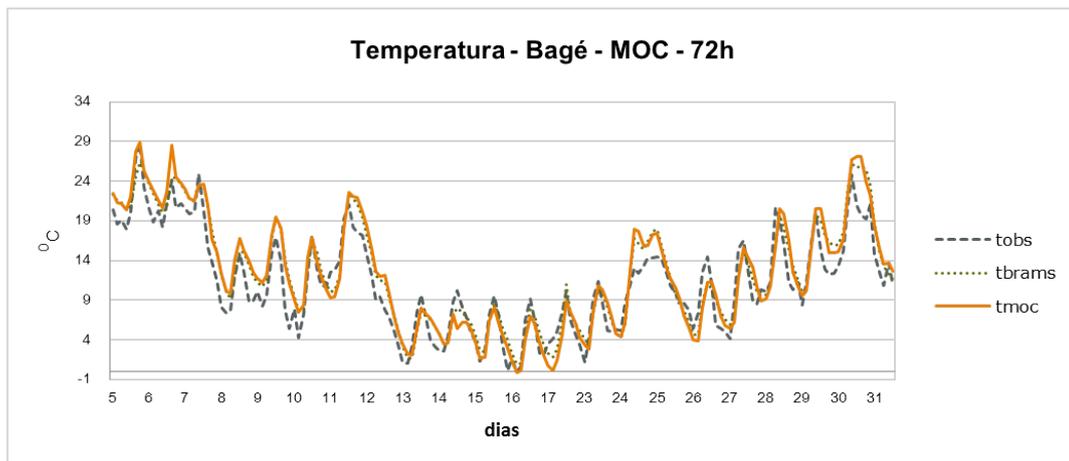
A temperatura calculada pelo BRAMS (*tbrams*) apresenta um atraso em relação a observada (*tobs*) e como a correção é feita com base nos dados calculados pelo BRAMS, a

correção feita pelo MOS (*tmos*), se mostra muito semelhante ao previsto, como pode ser observado na figura 6.17. O Viés calculado tanto para o BRAMS quanto para o MOS demonstra que esta variável é superestimada em aproximadamente 1,2 °C. Com a calibração o EMA e o REQM diminuem em relação ao erros do BRAMS (tabela 6.8), e com isso, o SS atinge 15,08% no EMA e 8,71% no REQM (tabela 6.9).



**Figura 6.17.** Temperatura Bagé 72h MOS

O MOC apresenta um Viés idêntico ao do BRAMS 1,17 °C. As temperaturas previstas pelo BRAMS e a corrigida pelo MOC (*tmoc*) mostradas na figura 6.18 apresentam o mesmo comportamento, estão praticamente sobrepostas. O Viés, o EMA e o REQM (tabela 6.8) obtêm um pequeno acréscimo em relação ao BRAMS fazendo com que o *Skill Score* apresente um resultado negativo de quase 10% para os dois índices.



**Figura 6.18.** Temperatura Bagé 72h MOC

A temperatura (72h) é superestimada tanto pelo BRAMS quanto pelos métodos de correção. Os erros aumentaram aproximadamente 0,6 °C em relação às primeiras 24h.

### 6.1.3.2 Umidade relativa do ar em Superfície

A umidade relativa prevista pelo BRAMS (*ubrams* fig. 6.19) de acordo com o calculado pelo Viés (tab. 6.8) é subestimada (-6,28%). Após ser corrigida pelo MOS (*umos*) esse erro passa para -2,12%. Na figura 6.19, a tendência da correção (*umos*) é manter os valores acima dos 50%, assim como, nas 48h, tendo dificuldade em acompanhar os picos abaixo desse valor. Os erros calculados pelo EMA e REQM também diminuem com a correção, e com isso, os SSs são 25,63% e 23,5% respectivamente.

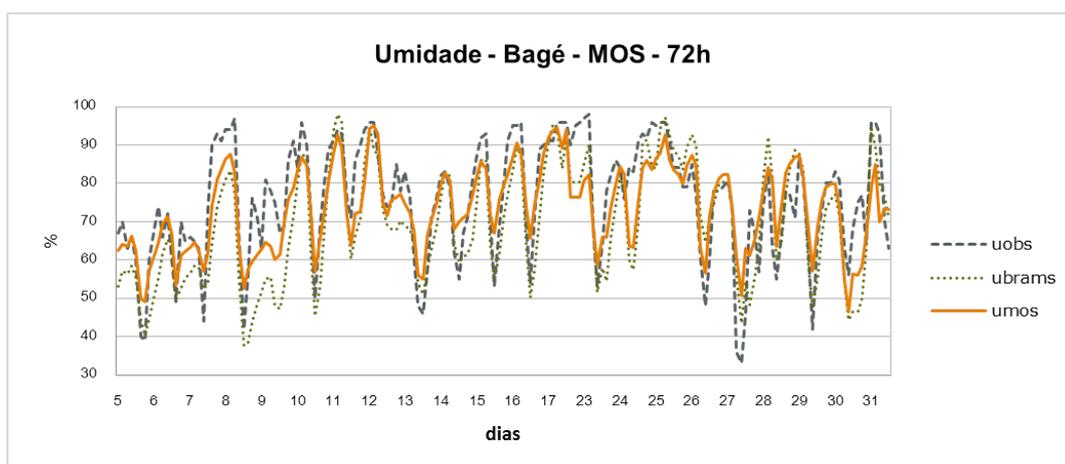


Figura 6.19. Umidade relativa Bagé 72h MOS

O comportamento da variável corrigida (*umoc*) é muito semelhante ao previsto pelo BRAMS, nas 72h a correção consegue acompanhar a umidade relativa observada nos picos próximos a 40% (fig. 6.20). o Viés é -3,22% e como o EMA e o REQM atingem um pequeno acréscimo, o SS mostra que os resultados decrescem, ficando -1,83% e 0,57% respectivamente (tabela 6.9).

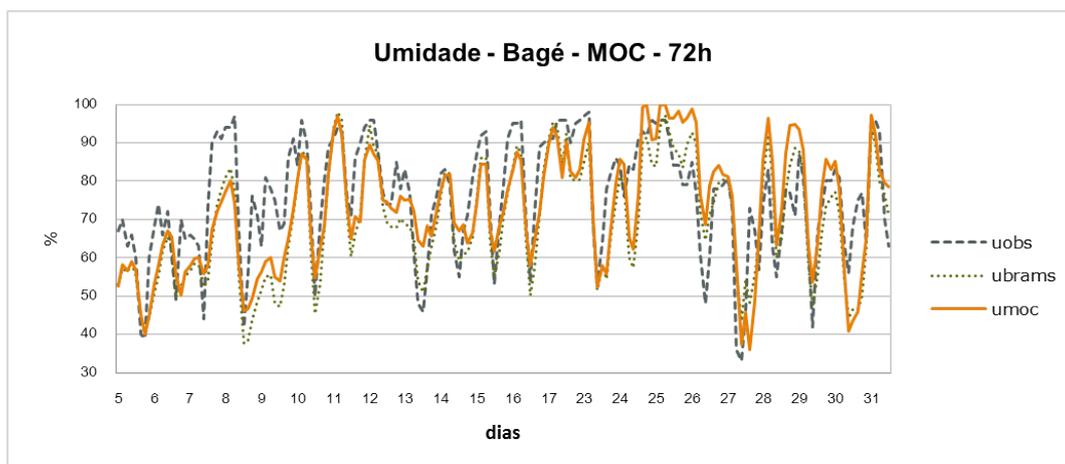


Figura 6.20. Umidade relativa Bagé 72h MOC

A umidade relativa (72h) é subestimada tanto pelo BRAMS quanto pelos métodos de correção. Os erros se mantêm próximos aos das 48h.

### 6.1.3.3 Pressão à Superfície

Examinando o gráfico da figura 6.21 percebe-se que a variável *pbrams*, calculada pelo BRAMS, possui um comportamento bem diferente da pressão, variável observada. Na correção, a linha descrita por *pmos*, fica mais próxima da observada, mesmo assim, os erros são superiores. O Viés (tab. 6.8) do BRAMS é superestimado e no MOS é subestimado, passando de 1,55 hPa para -4,3 hPa. Os outros erros e diminuem, o EMA passa de 7,38 para 5,02 hPa e o REQM de 9,37 para 6,67 hPa.

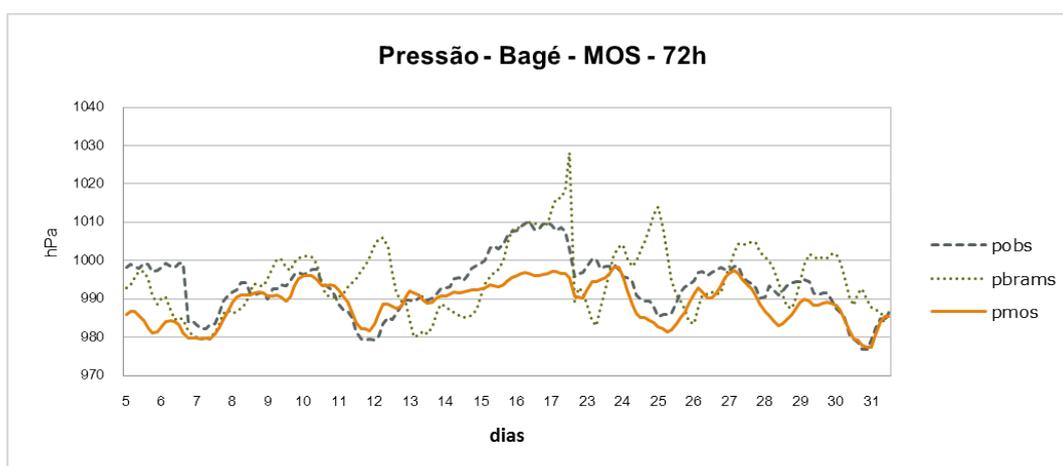


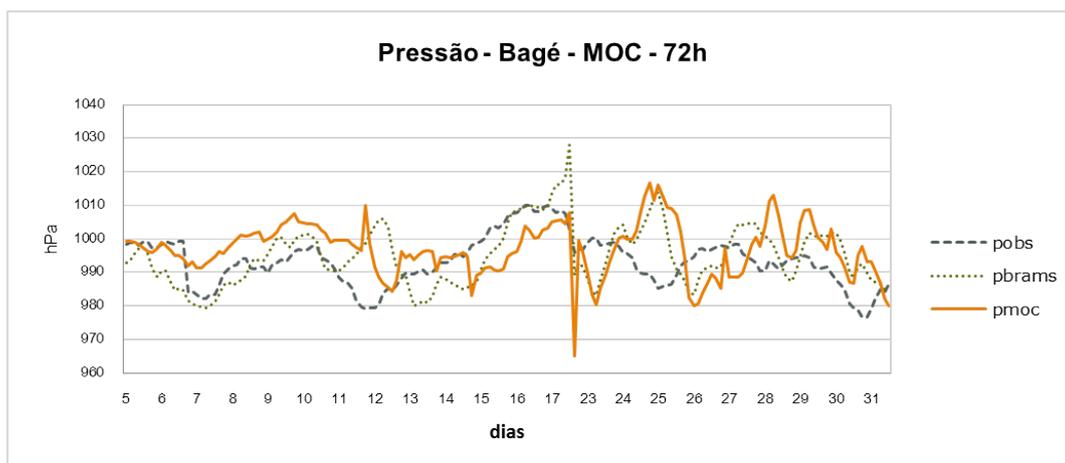
Figura 6.21. Pressão Bagé 72h MOS

A pressão corrigida pelo MOC (*pmoc*) apresenta um resultado pior que a do BRAMS (*pbrams*). O Viés, do MOC, está superestimado e maior que o do BRAMS e o EMA e o REQM também mostram resultados maiores (tabela 6.8), assim o método piora os resultados em 20,26% e 16,71% (tab. 6.9) respectivamente.

Os erros calculados em 72h são bem mais expressivos do que os das 24h. Pode-se perceber pelo aumento do REQM(MOC) em relação ao das 24h e nas figuras 6.6 e 6.14 a presença de *outliers* nos valores corrigidos.

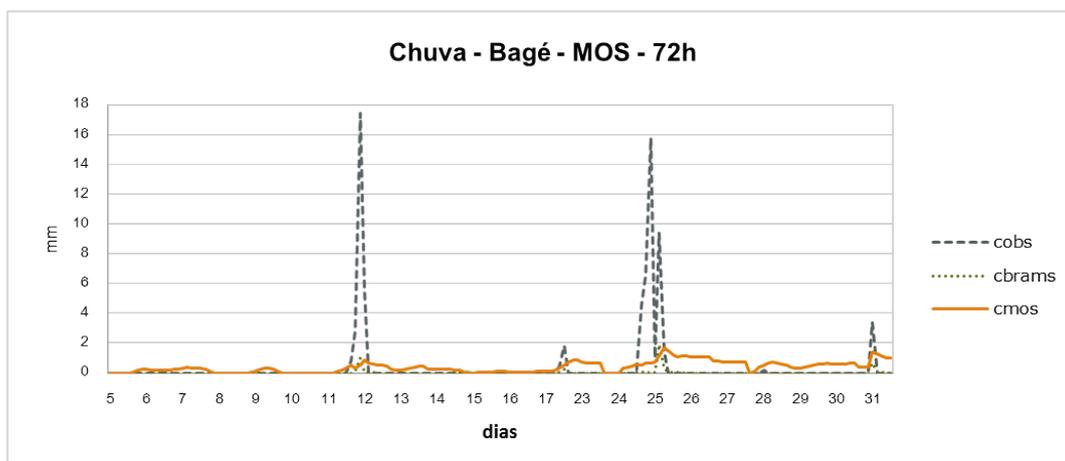
### 6.1.3.4 Chuva acumulada em 1h

Observando a figura 6.23 pode-se verificar que persiste a dificuldade do BRAMS (*cbrams*) e do MOS (*cmos*) em prever a quantidade de chuva no período de uma hora. Nos dias em que chove o MOS consegue indicar uma pequena quantidade, abaixo do previsto. A chuva é subestimada pelo BRAMS, seu Viés é -0,38 mm (tab. 6.8) enquanto que com o MOS



**Figura 6.22.** Pressão Bagé 72h MOC

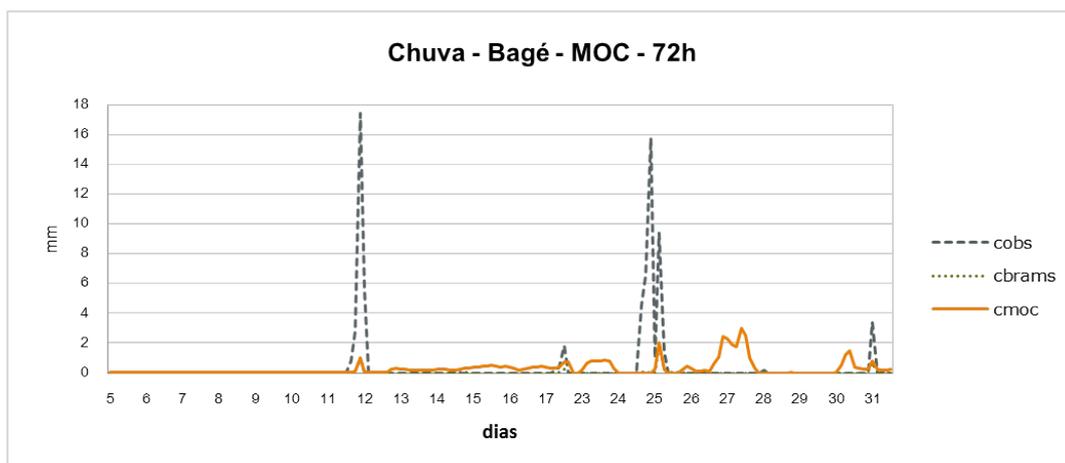
esse valor passa para  $-0,03$  mm. Os erros calculados pelo EMA e REQM são baixos porque esta variável tem a maior parte de seus valores zero. Pelo SS do EMA, o MOS piora ( $-75,2\%$ ) o resultado do BRAMS e pelo REQM também fica negativo ( $-1,33\%$ ) (tab. 6.8).



**Figura 6.23.** Chuva Bagé 72h MOS

O MOC (*cmoc*), como pode ser observado na figura 6.24 não consegue prever um volume de chuva próximo ao observado, mas prevê pequenos volumes quando não chove, fazendo com que a FAR fique com 0,89. O Viés é reduzido para  $-0,14$  mm (tab. 6.8) e o SS do EMA mostra que o resultado, em relação ao BRAMS, piora mais de 50% (tab. 6.9).

Como pode ser observado na tabela 6.7, o percentual de acertos (PC) do BRAMS é de 95% em contraste com 55% do MOC e 38% do MOS. Na previsão de 72h, o BRAMS apresenta 100% na probabilidade de detecção de chuva.



**Figura 6.24.** Chuva Bagé 72h MOC

**Tabela 6.7.** Tabela Contingência Bagé 72h

	FAR	POD	PC
BRAMS	0,00	1,00	0,95
MOC	0,89	0,11	0,55
MOS	0,88	0,12	0,38

**Tabela 6.8.** Erros Bagé 72h

	BRAMS				MOS				MOC			
	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva
Viés	1,17	-6,28	1,55	-0,38	1,25	-2,12	-4,30	-0,03	1,17	-3,22	3,50	-0,14
EMA	2,04	9,53	7,38	0,39	1,74	7,09	5,02	0,68	2,24	9,70	8,87	0,62
REQM	2,44	11,88	9,37	2,00	2,15	9,08	6,67	2,02	2,67	11,94	10,93	2,06

**Tabela 6.9.** Skill Score Bagé 72h

	MOS				MOC			
	temperatura	umidade	pressão	chuva	temperatura	umidade	pressão	chuva
EMA	15,08	25,63	32,01	-75,2	-9,76	-1,83	-20,26	-57,67
REQM	11,71	23,50	28,82	-1,33	-9,61	-0,57	-16,71	-3,16

### 6.1.3.5 Conclusão

Para a previsão de 72h do BRAMS em Bagé, nas coordenadas da estação do INMET, o método de correção estatística que obtém melhor resultados na temperatura, umidade relativa e pressão é o MOS. Esse apresenta o *Skill Score* para o EMA maior nas três variáveis: temperatura 15,08%, umidade relativa 25,63% e pressão 32,01% (tab. 6.9). A chuva não apresenta resultado satisfatório em nenhum dos métodos levando em consideração a quantidade estimada e a detecção do evento (tab. 6.7).

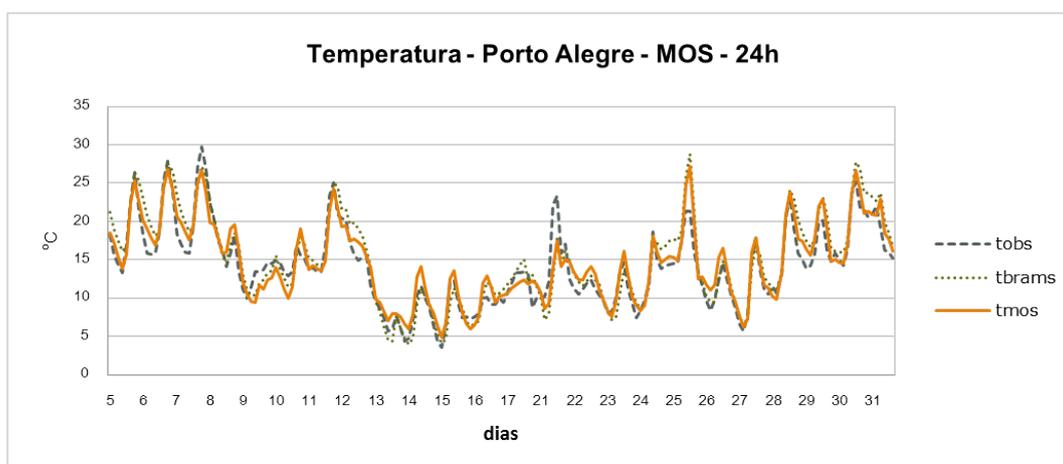
## 6.2 Porto Alegre

Nesta seção serão avaliados os resultados obtidos utilizando o MOS e o MOC para corrigir a temperatura da superfície, umidade relativa do ar em Superfície, pressão à Superfície e chuva acumulada em 1h nas coordenadas da tabela 5.2, município de Porto Alegre, utilizando a equação calculada com os dados de 24h para as 48 e 72h.

### 6.2.1 Previsão para 24h

#### 6.2.1.1 Temperatura da superfície

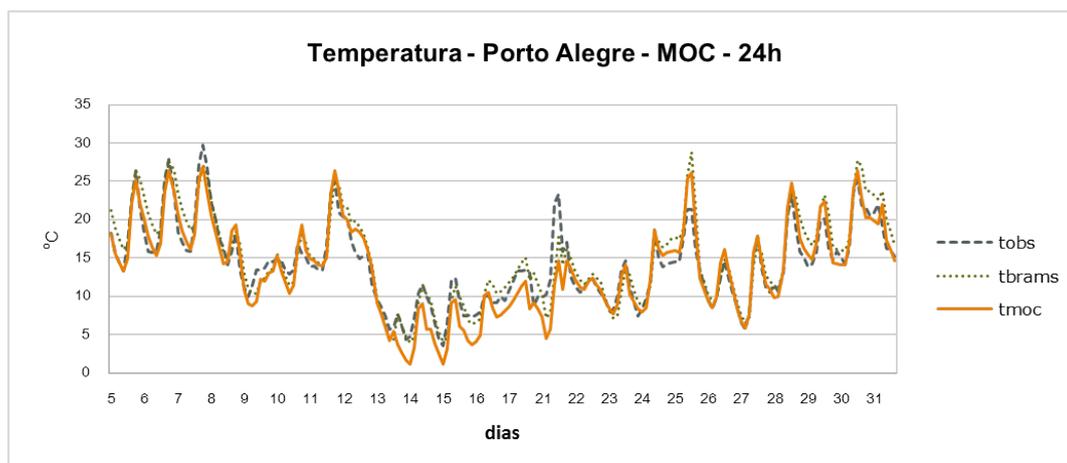
A temperatura calculada pelo BRAMS (*tbrams*) não apresenta grande diferença em relação a observada (*tobs*) e a corrigida pelo MOS (*tmos*), se mostra muito semelhante a do BRAMS, como pode ser observado na figura 6.25. O Viés calculado tanto para o BRAMS quanto para o MOS demonstra que esta variável é superestimada em menos de 1 °C (tabela 6.11). Com a calibração o EMA e o REQM diminuem um pouco em relação ao erros do BRAMS (tabela 6.11) permitindo uma melhora de 17,14% no EMA e 19,51% no REQM (SS tabela 6.12).



**Figura 6.25.** Temperatura Porto Alegre 24h MOS

Assim como no MOS, o MOC apresenta um Viés de aproximadamente 0,5 °C, só que negativo, sendo essa variável subestimada pela correção. As três variáveis mostradas na figura 6.26 apresentam o mesmo comportamento, *tmoc* é a temperatura corrigida com o MOC. O Viés, o EMA e o REQM (tabela 6.11) diminuem em relação ao BRAMS fazendo com que o *Skill Score* apresente um resultado positivo para os dois índices, ainda que, menores do que o método anterior.

Para a formação da equação de regressão do MOS são necessárias quatro variáveis

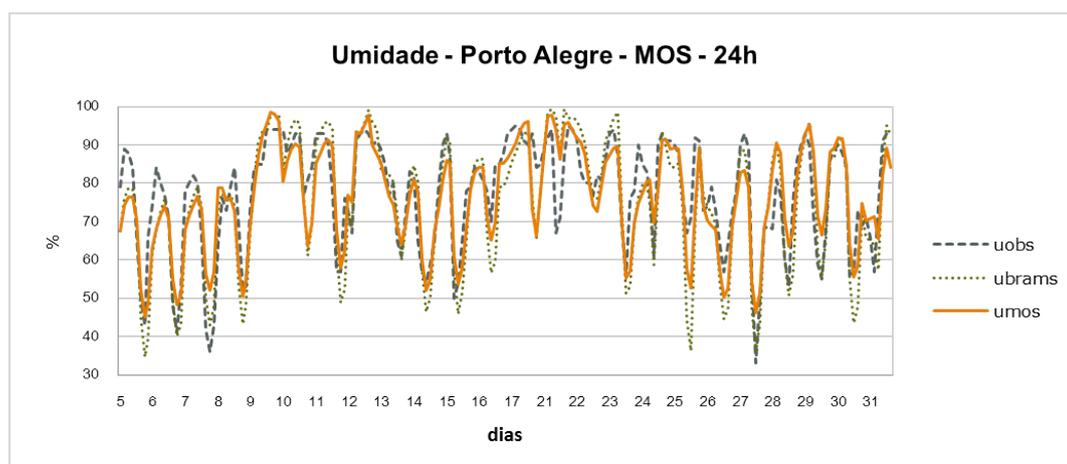


**Figura 6.26.** Temperatura Porto Alegre 24h MOC

(tabela A.1) e para as 25 equações do MOC são utilizadas oito variáveis (tabela A.5) totalizando 74 ocorrências, sendo que a variável mais repetida (*radiação onda curta*) é uma das utilizadas pelo método anterior.

### 6.2.1.2 Umidade relativa do ar em Superfície

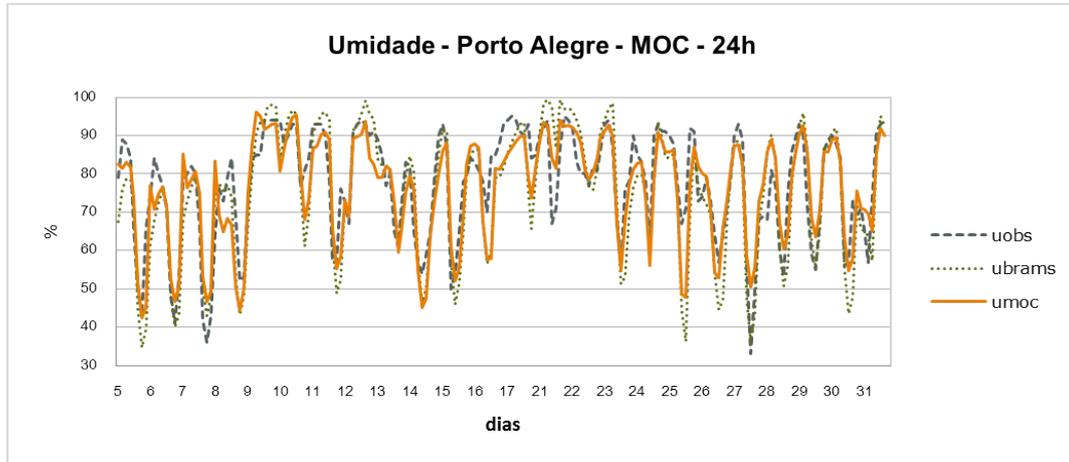
A umidade relativa prevista pelo BRAMS (*ubrams* fig. 6.27) é subestimada, o Viés é -2,42% (tab. 6.11). Após ser corrigida pelo MOS (*umos*) esse erro passa para -1,19%. Na figura 6.27 observa-se que, por exemplo, entre os dias 13 e 16 a umidade relativa corrigida (*umos*) está mais próxima da umidade relativa observada (*uobs*). Os erros calculados pelo EMA e REQM também diminuem um pouco com a correção, e com isso os SSs calculados são 7,78% e 12,43% respectivamente.



**Figura 6.27.** Umidade relativa Porto Alegre 24h MOS

Na figura 6.28 as três variáveis são semelhantes, *umoc* é a corrigida. O MOC tam-

bém apresenta redução nos erros (tabela 6.11) o Viés é -1,29% e como o EMA e o REQM decrescem, em relação ao BRAMS e ao MOS, os SSs mostram uma melhora de 11,47% e 15,89% respectivamente (tabela 6.12).



**Figura 6.28.** Umidade relativa Porto Alegre 24h MOC

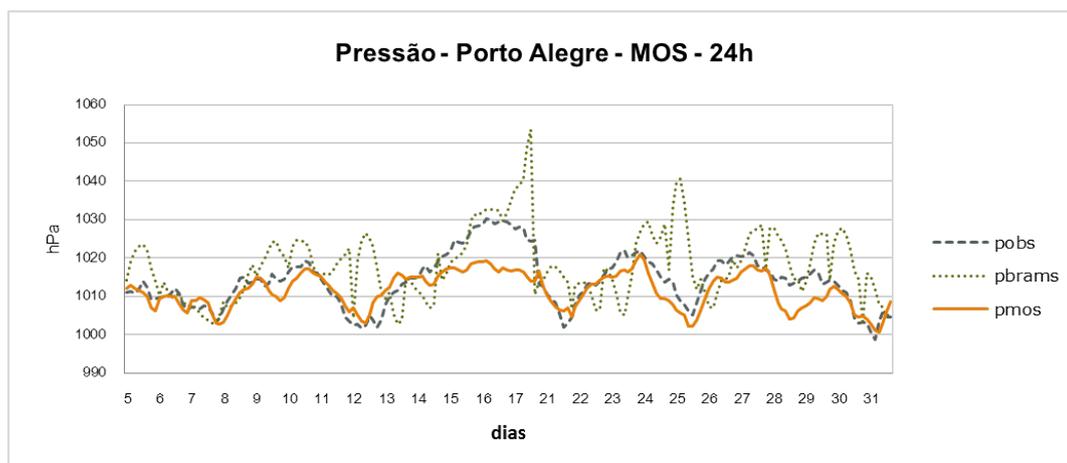
O MOS (tab. A.2) precisa de quatro variáveis para corrigir a umidade relativa enquanto o MOC (tab. A.6) utiliza 10 em um total de 55 ocorrências. Dois dos preditores (*umidade relativa 2 m* e *fluxo de calor latente*) mais utilizados pelo MOC estão entre os selecionados pelo MOS.

### 6.2.1.3 Pressão à Superfície

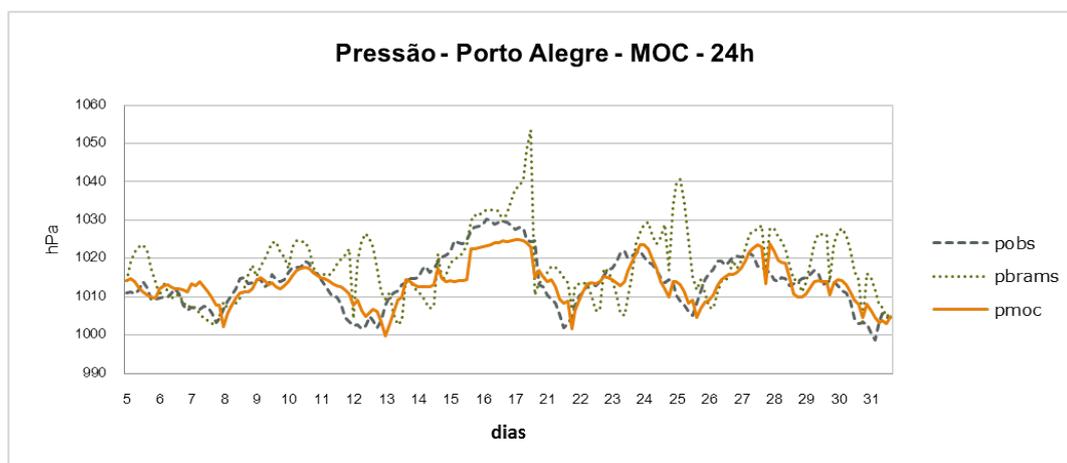
Analisando o gráfico da figura 6.29 percebe-se que a variável *pbrams*, calculada pelo BRAMS, possui um comportamento bem diferente da pressão, variável observada. Na correção, *pmos*, se aproxima da observada e o resultado é uma melhora de aproximadamente 50% (tabela 6.12). O Viés (tab. 6.11) do BRAMS é superestimado e no MOS é subestimado, o que pode ser observado na fig. 6.29.

A pressão corrigida pelo MOC (*pmoc*) é melhor que a do BRAMS (*pbrams*) e também que a do MOS (*pmoc*). O Viés, do MOC, está subestimado, mas seu valor está próximo a zero (-0,51 hPa). O EMA e o REQM possuem os menores valores 3,44 e 4,15 hPa respectivamente (tabela 6.11), assim, o método apura os resultados em 50,68% e 55,59% (tab. 6.12) respectivamente.

Para calcular a pressão corrigida, o MOS (tabela A.3) utiliza três preditores e o MOC (tabela A.7) oito, dessas somente *componente u do vento em 850 hPa* está presentes nos dois métodos.



**Figura 6.29.** Pressão Porto Alegre 24h MOS

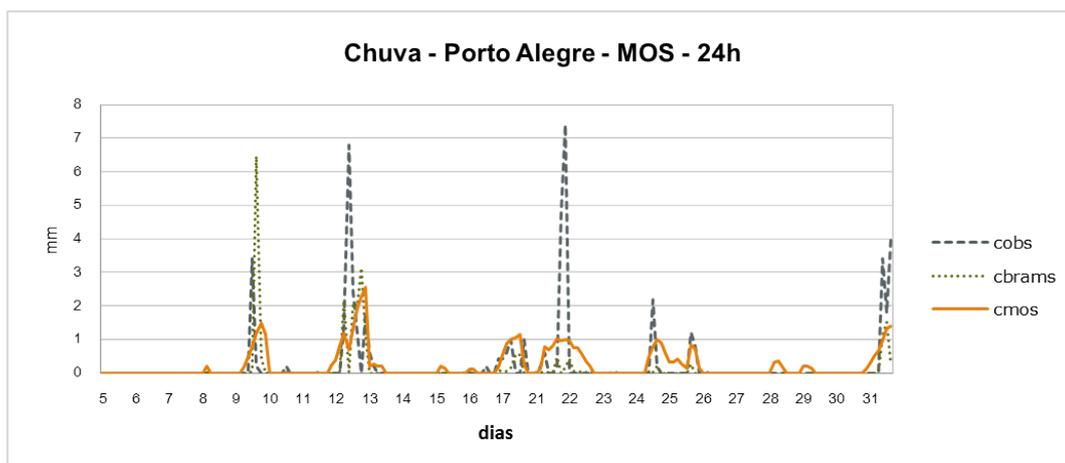


**Figura 6.30.** Pressão Porto Alegre 24h MOC

#### 6.2.1.4 Chuva acumulada em 1h

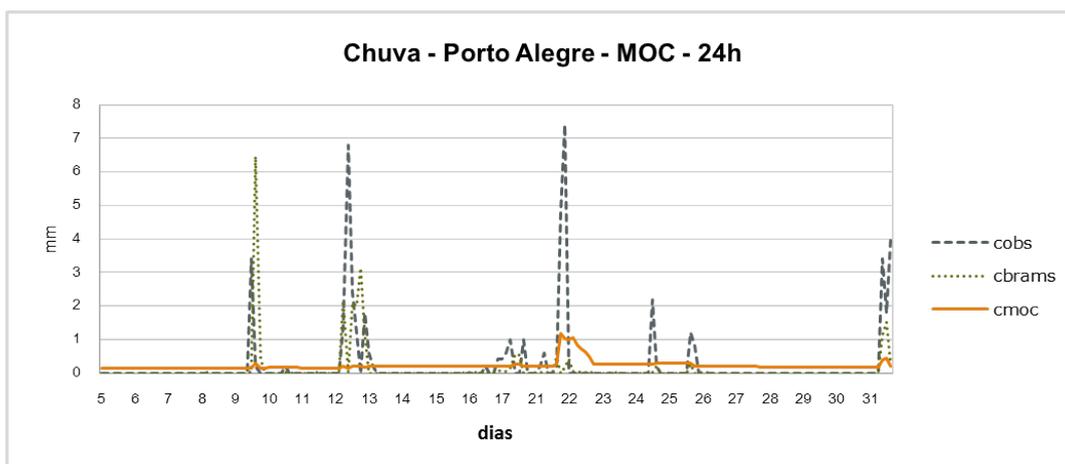
Observando a figura 6.31 nota-se que o BRAMS (*cbrams*), assim como o MOS (*cmos*), possuem dificuldade em prever a quantidade de chuva no período de uma hora. Mas o MOS consegue prever melhor, comparando com a estação anterior, a ocorrência de chuva. A chuva é subestimada pelo BRAMS, seu Viés é -0,13 mm (tab. 6.2), visto que, com o MOS esse valor passa para -0,01 mm. Os erros calculados pelo EMA e REQM são baixos porque esta variável tem a maior parte de seus valores zero. Pelo SS do EMA, o MOS piora o resultado do BRAMS e pelo REQM melhora em 0,4% (tab. 6.2).

O MOC (*cmoc*), em duas ocorrências, como pode ser observado na figura 6.32, consegue prever um volume de chuva quando o evento acontece, embora também tenha previsto pequenos volumes no resto do período. O Viés diminui para -0,04 mm (tab. 6.11) e o SS



**Figura 6.31.** Chuva Porto Alegre 24h MOS

do EMA mostra que o resultado em relação ao BRAMS piora, atingindo o resultado -44,08% (tab. 6.12) e pelo REQM há uma melhora de 13,2%.



**Figura 6.32.** Chuva Porto Alegre 24h MOC

O MOS e o MOC necessitam de duas variáveis para a equação, todavia não são as mesmas. O MOC utiliza a variável *taxa precipitação* 25 vezes, dessa forma, é utilizada como preditora em todas as equações (tab. A.8).

Como pode ser observado na tabela 6.10, o percentual de acertos (PC) do BRAMS é de 89% em contraste com 15% do MOC e 76% do MOS. E, analisando a detecção de chuva (POD) a previsão do BRAMS sem correção é melhor.

**Tabela 6.10.** Tabela Contingência Porto Alegre 24h

	FAR	POD	PC
BRAMS	0,28	0,72	0,89
MOC	0,85	0,15	0,15
MOS	0,63	0,37	0,76

**Tabela 6.11.** Erros Porto Alegre 24h

	BRAMS				MOS				MOC			
	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva
Viés	0,83	-2,42	4,15	-0,13	0,50	-1,19	-2,58	-0,01	-0,54	-1,29	-0,51	-0,04
EMA	1,73	6,77	6,98	0,27	1,43	6,24	3,66	0,30	1,59	5,99	3,44	0,39
REQM	2,28	9,29	9,35	1,06	1,83	8,13	4,81	0,86	2,17	7,81	4,15	0,92

**Tabela 6.12.** Skill Score Porto Alegre 24h

	MOS				MOC			
	temperatura	umidade	pressão	chuva	temperatura	umidade	pressão	chuva
EMA	17,14	7,78	47,50	-7,96	7,99	11,47	50,68	-44,08
REQM	19,51	12,43	48,59	19,11	4,76	15,89	55,59	13,20

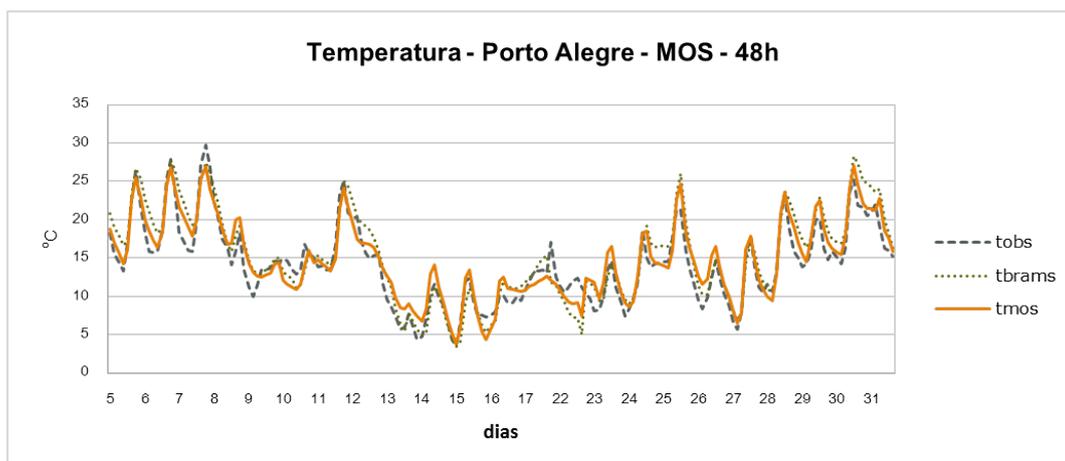
### 6.2.1.5 Conclusão

Para Porto Alegre, nas coordenadas da estação do INMET, nas primeiras 24h de previsão do BRAMS BRAMS, o método de correção estatística que detém melhor resultado na correção da temperatura é o MOS. Enquanto que na umidade relativa e na pressão é o MOC, conseguindo melhorar essa em 50% (tab. 6.3). A chuva mostra uma melhora quantidade estimada, embora, de uma maneira geral, não apresenta resultados satisfatórios em ambos métodos. Na probabilidade de detecção (tab. 6.1), o BRAMS sem correção obtém o melhor resultado (89%) e em segundo lugar o MOS com 76%.

## 6.2.2 Previsão para 48h

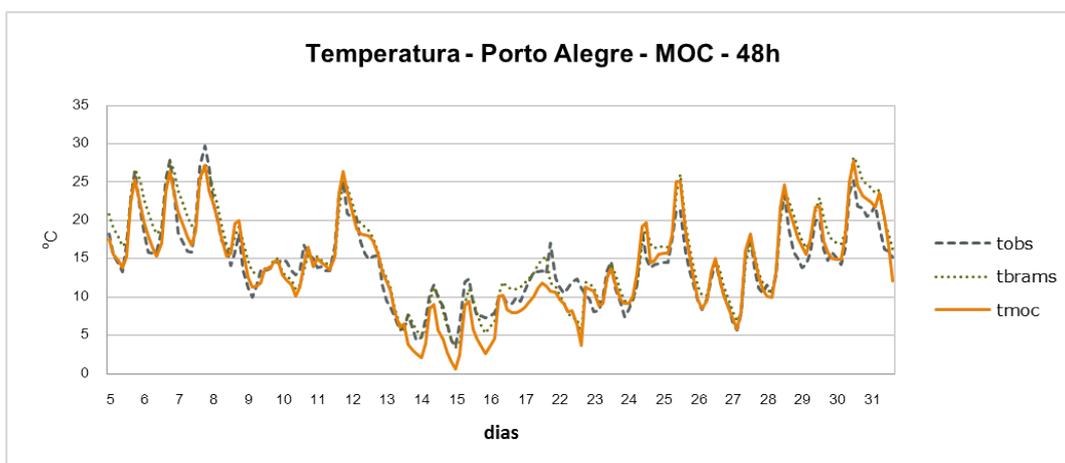
### 6.2.2.1 Temperatura da superfície

A temperatura calculada pelo BRAMS (*tbrams*) mostra um atraso em relação a observada (*tobs*), o que pode ser observado nos três primeiros e nos últimos dias da série de teste. e como a correção é feita com base nos dados calculados pelo BRAMS, e esse se mostra muito parecido com o observado, a correção feita pelo MOS (*tmos*), não é muito diferente (figura 6.33). O Viés calculado tanto para o BRAMS quanto para o MOS demonstra que esta variável é superestimada 1,07 °C no BRAMS e 0,67% no MOS. Com a calibração o EMA e o REQM diminuem em relação ao erros do BRAMS (tabela 6.14) melhorando 17,6% no EMA e 20,83% no REQM (SS tabela 6.15).



**Figura 6.33.** Temperatura Porto Alegre 48h MOS

O MOC apresenta um Viés igual a  $-0,14$  °C. As temperaturas previstas pelo BRAMS e a corrigida pelo MOC (*tmoc*) mostradas na figura 6.34 são muito semelhantes, exceto entre os dias 16 e 23. O Viés, o EMA e o REQM (tabela 6.14) obtêm um decréscimo em relação ao BRAMS, sendo que o Viés é subestimado em  $-0,14$  °C fazendo com que o *Skill Score* apresente um resultado positivo para os dois índices.



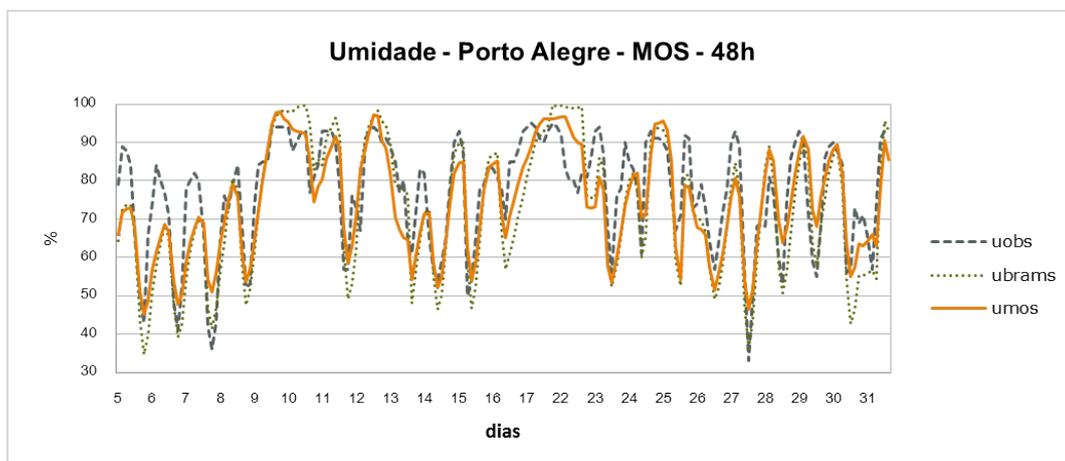
**Figura 6.34.** Temperatura Porto Alegre 48h MOC

A temperatura (48h) é superestimada tanto pelo BRAMS quanto pelo MOS, sendo subestimada pelo MOC. Os erros aumentaram muito pouco em relação às primeiras 24h, sendo que o Viés do MOC diminuiu.

### 6.2.2.2 Umidade relativa do ar em Superfície

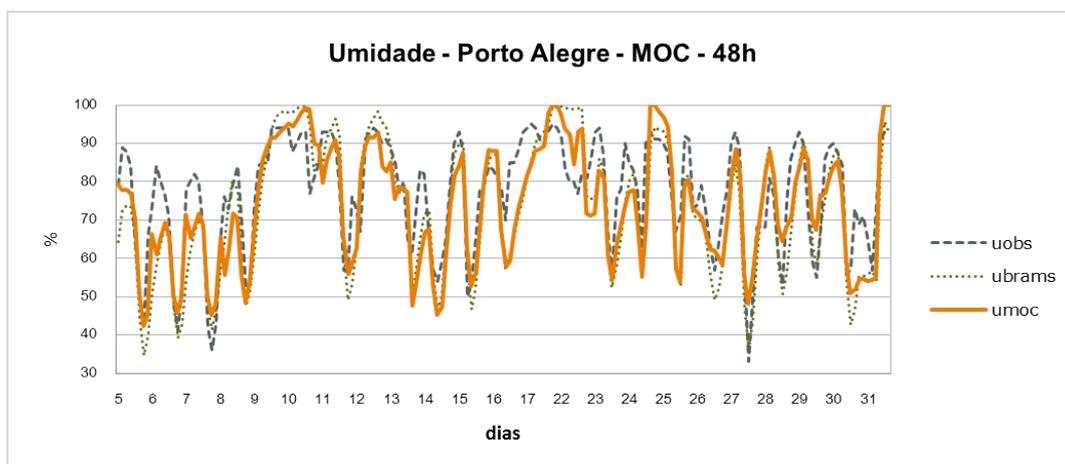
A umidade relativa prevista pelo BRAMS (*ubrams* fig. 6.35) de acordo com o calculado pelo Viés (tab. 6.5) é subestimada ( $-4,14\%$ ). Após ser corrigida pelo MOS (*umos*)

esse erro passa para -2,81%. Na figura 6.35, a tendência da correção ( $umos$ ) é manter os valores próximos dos 50% tendo dificuldade em acompanhar os picos abaixo desse valor. Os erros calculados pelo EMA e REQM também diminuem com a correção, e com isso, os SSs calculados são 10,07% e 13,78% respectivamente.



**Figura 6.35.** Umidade relativa Porto Alegre 48h MOS

O comportamento da variável corrigida ( $umoc$ ) é muito semelhante ao previsto pelo BRAMS (fig. 6.36). o Viés é -3,23% e como o EMA e o REQM diminuem muito pouco, o SS mostrou um percentual de melhora muito baixo: 3,26% e 7,18% respectivamente (tabela 6.15).



**Figura 6.36.** Umidade relativa Porto Alegre 48h MOC

A umidade relativa (48h) é subestimada tanto pelo BRAMS quanto pelos métodos de correção. Os erros aumentaram aproximadamente 2% em relação às primeiras 24h.

### 6.2.2.3 Pressão à Superfície

Analisando o gráfico da figura 6.37 percebe-se que a variável *pbrams*, calculada pelo BRAMS, possui um comportamento bem diferente da *pobs*, variável observada. Na correção, a linha descrita por *pmos*, ficou mais próxima da observada. O Viés (tab. 6.14) do BRAMS é superestimado e no MOS é subestimado, passando de 4,74 para -2,95 hPa. Os outros erros também diminuem, o EMA passou de 7,8 para 3,83 hPa e o REQM de 10,27 para 5,0 hPa.

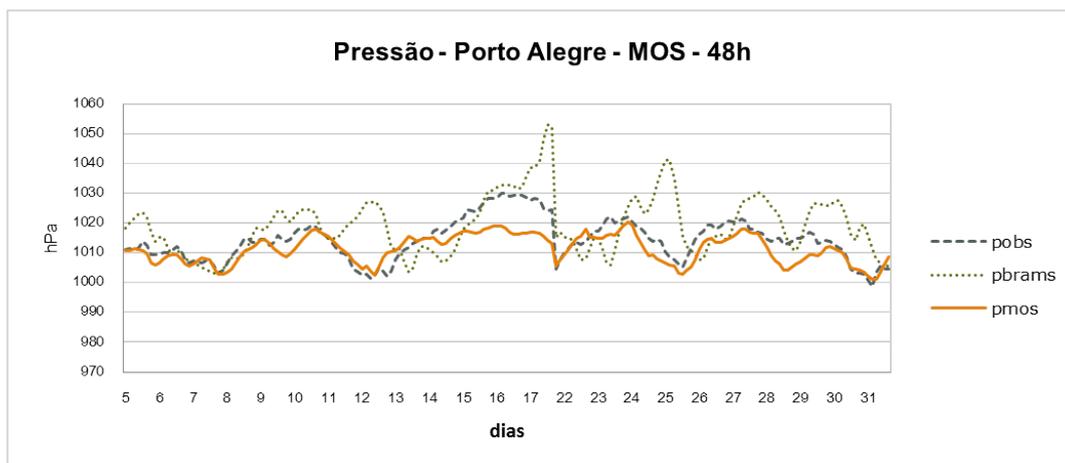


Figura 6.37. Pressão Porto Alegre 48h MOS

A pressão corrigida pelo MOC (*pmoc*) apresenta a mesma tendência do que a do BRAMS (*pbrams*) como pode ser observado na figura 6.38. O Viés, do MOC, está superestimado (0,17 hPa), em módulo, é bem menor que o do BRAMS, o EMA e o REQM mostram resultados pouco inferiores (tabela 6.14), mesmo assim o método melhora os resultados em 7,59% e 3,22% (tab. 6.15) respectivamente.

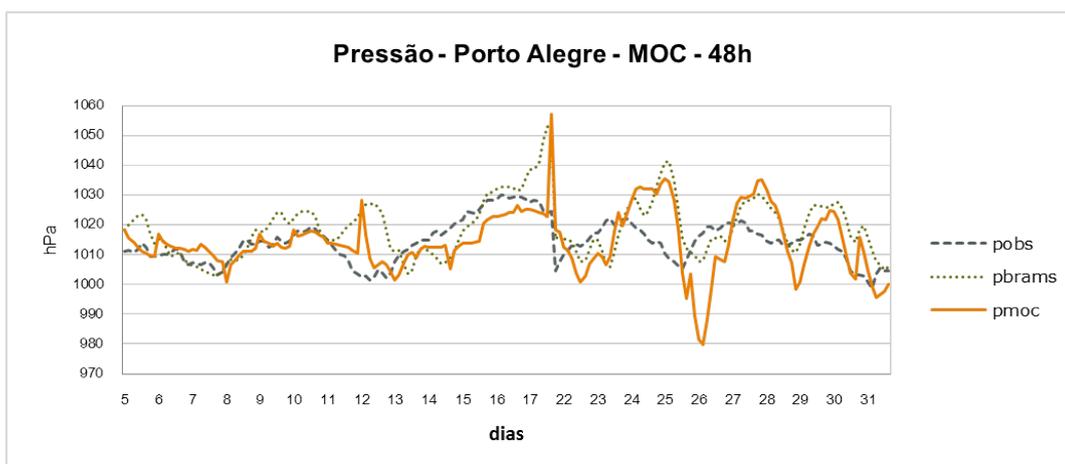


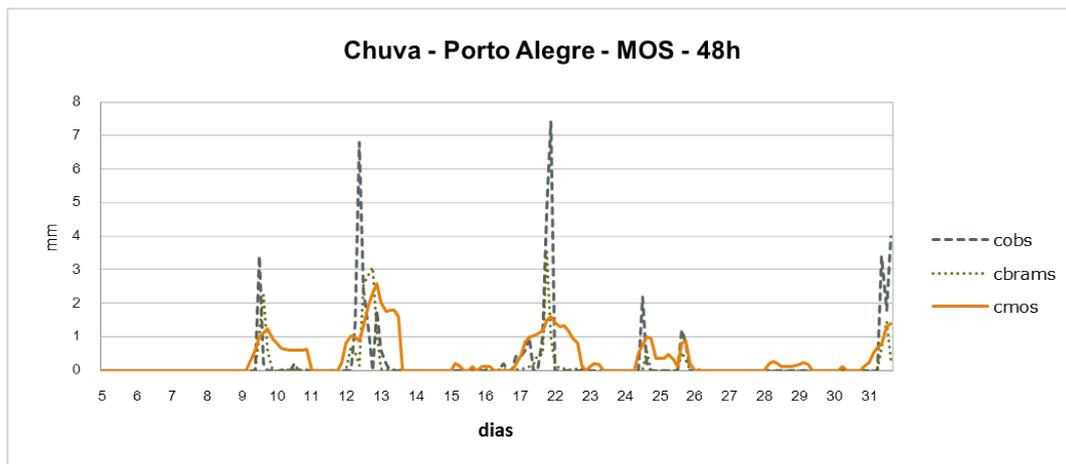
Figura 6.38. Pressão Porto Alegre 48h MOC

Os erros calculados em 48h estão muito próximos do que os das 24h. Pode-se perceber

pelo aumento do REQ(MOC) em relação ao das 24h e nas figuras 6.30 e 6.38 a presença de *outliers* nos valores corrigidos.

#### 6.2.2.4 Chuva acumulada em 1h

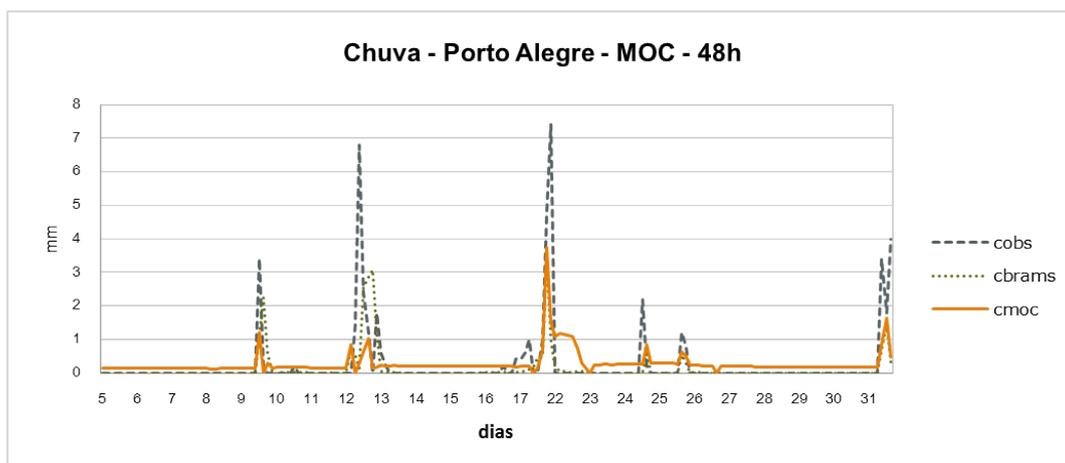
Analisando a figura 6.39 pode-se verificar que persiste a dificuldade do BRAMS (*cbrams*) e do MOS (*cmos*) em prever a quantidade de chuva no período de uma hora. Nos dias em que chove o MOS consegue indicar uma pequena quantidade, abaixo do previsto, embora tenha continuado a indicar chuva em períodos onde não ocorre. A chuva é subestimada pelo BRAMS, seu Viés é -0,12 mm (tab. 6.14) enquanto que com o MOS esse valor passa para 0,08 mm. Os erros calculados pelo EMA e REQ(M) são baixos porque esta variável tem a maior parte de seus valores zero. Pelo SS do EMA e do REQ(M), o MOS piora os resultados do BRAMS, que ficam -63,68% e -2,4% respectivamente (tab. 6.14).



**Figura 6.39.** Chuva Porto Alegre 48h MOS

O MOC (*cmoc*), como pode ser observado na figura 6.40, indica chuva na maioria das ocorrências, chegando, no máximo, a prever metade do volume ocorrido. O Viés passa para 0,01 mm% (tab. 6.14) e o SS do EMA mostra que o resultado, em relação ao BRAMS, piora mais de 50% (tab. 6.15).

Como pode ser observado na tabela 6.13, o percentual de acertos (PC) do BRAMS é de 92% em contraste com 14% do MOC e 66% do MOS. O BRAMS continua melhor na detecção de chuva (POD) e o MOS apresenta resultado melhor do que o MOC, esse foi penalizado devido a quantidade de falsos alarmes (FAR=0,87).



**Figura 6.40.** Chuva Porto Alegre 48h MOC

**Tabela 6.13.** Tabela Contingência Porto Alegre 48h

	FAR	POD	PC
BRAMS	0,26	0,74	0,92
MOC	0,87	0,13	0,14
MOS	0,71	0,29	0,66

**Tabela 6.14.** Erros Porto Alegre 48h

	BRAMS				MOS				MOC			
	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva
Viés	1,04	-4,14	4,74	-0,12	0,67	-2,81	-2,95	0,08	-0,14	-3,23	0,17	0,01
EMA	1,86	8,43	7,80	0,23	1,54	7,58	3,83	0,38	1,69	8,16	7,21	0,37
REQM	2,34	10,63	10,27	0,88	1,86	9,16	5,00	0,90	2,14	9,86	9,94	0,84

**Tabela 6.15.** Skill Score Porto Alegre 48h

	MOS				MOC			
	temperatura	umidade	pressão	chuva	temperatura	umidade	pressão	chuva
EMA	17,60	10,07	50,93	-63,68	9,48	3,26	7,59	-59,96
REQM	20,83	13,78	51,38	-2,40	8,55	7,18	3,22	4,13

### 6.2.2.5 Conclusão

Em Porto Alegre, nas coordenadas da estação do INMET, o método de correção estatística, para a previsão do BRAMS para 48h, que obteve melhores resultados na correção da temperatura, umidade relativa e pressão foi o MOS. Esse apresenta o *Skill Score* para o EMA maior nas três variáveis: temperatura 17,6%, umidade relativa 10,07% e pressão 50,93% (tab. 6.15). A chuva não apresenta resultado satisfatório em nenhum dos métodos levando em consideração a quantidade estimada e a detecção do evento (tab. 6.13).

### 6.2.3 Previsão para 72h

#### 6.2.3.1 Temperatura da superfície

A temperatura calculada pelo BRAMS (*tbrams*) apresenta um atraso em relação a observada (*tobs*) a correção feita pelo MOS (*tmos*), se mostra muito semelhante ao previsto, como pode ser observado na figura 6.41. O Viés calculado tanto para o BRAMS quanto para o MOS demonstra que esta variável é superestimada 0,89 °C e 0,48 °C respectivamente. Com a calibração o EMA e o REQM diminuem em relação ao erros do BRAMS (tabela 6.17), permitindo assim, uma melhora de 22,95% no EMA e 27,3% no REQM (SS tabela 6.18).

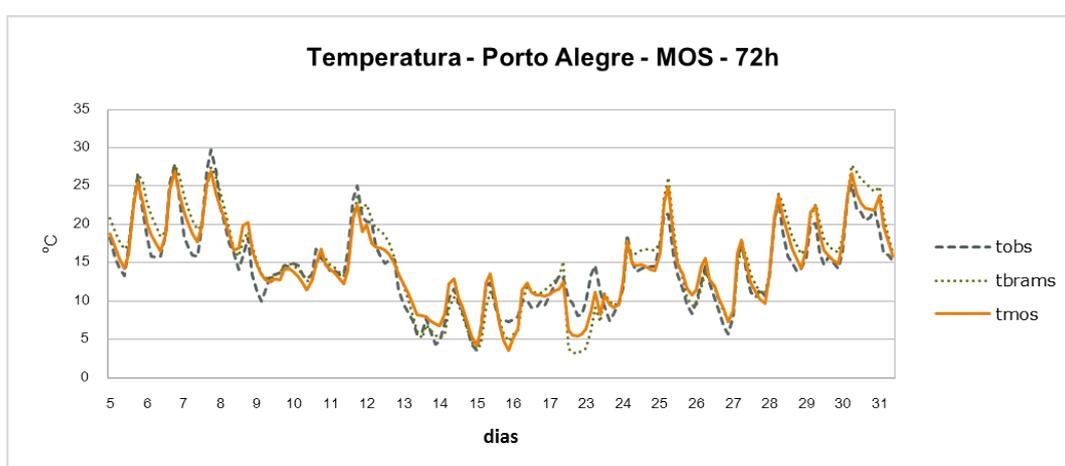


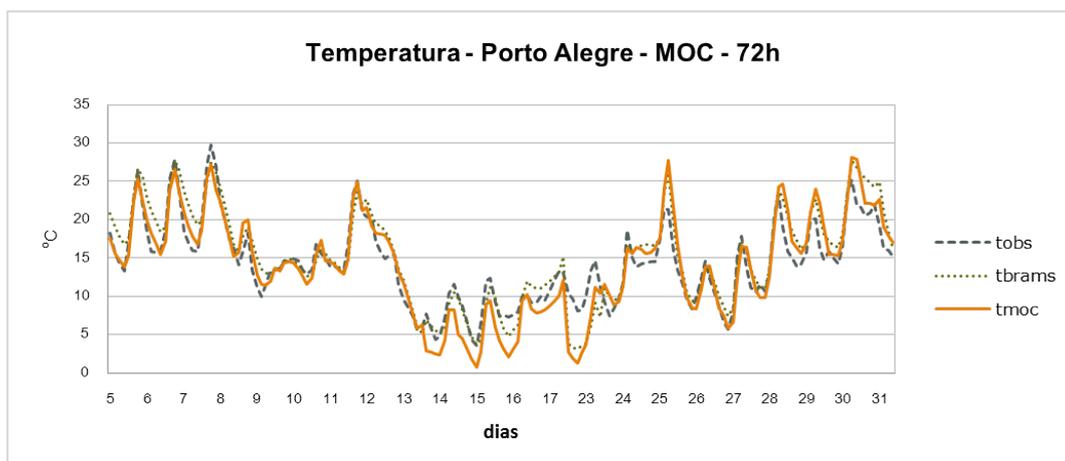
Figura 6.41. Temperatura Porto Alegre 72h MOS

O Viés do MOC é subestimado (-0,18 °C). As temperaturas previstas pelo BRAMS e a corrigida pelo MOC (*tmoc*), mostradas na figura 6.42, apresentam o mesmo comportamento, em alguns pontos estão praticamente sobrepostas. O EMA e o REQM (tabela 6.17) sofrem um pequeno acréscimo em relação ao BRAMS fazendo com que o *Skill Score* apresente resultados negativos (-23,23% e -13,39%).

A temperatura (72h) é superestimada tanto pelo BRAMS quanto pelo MOS, o MOC subestima a variável. Os erros do BRAMS e do MOS diminuem em relação aos das primeiras 24h.

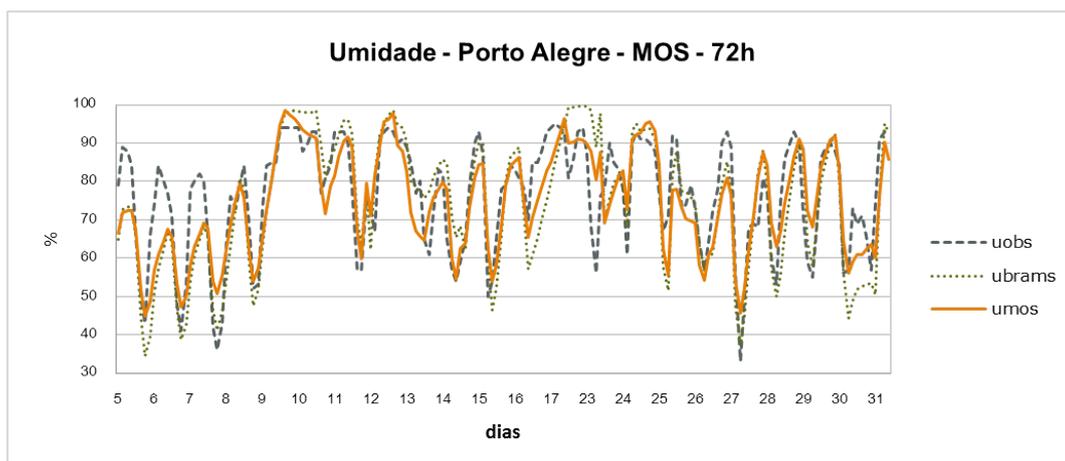
#### 6.2.3.2 Umidade relativa do ar em Superfície

A umidade relativa prevista pelo BRAMS (*ubrams* fig. 6.43) de acordo com o calculado pelo Viés (tab. 6.17) é subestimada (-2,17%). Após ser corrigida pelo MOS (*umos*) esse erro passa para -1,82%. Na figura 6.43, a tendência da correção (*umos*) é manter os valores próximos dos 50%, assim como, nas 48h, tendo dificuldade em acompanhar os picos abaixo



**Figura 6.42.** Temperatura Porto Alegre 72h MOC

desse valor. Os erros calculados pelo EMA e REQM também diminuem com a correção, e com isso, os SSs calculados são 14,45% e 18,05% respectivamente.



**Figura 6.43.** Umidade relativa Porto Alegre 72h MOS

O comportamento da variável corrigida (*umoc*) é muito semelhante ao previsto pelo BRAMS, nas 72h a correção consegue acompanhar a umidade relativa observada nos picos próximos a 40% (fig. 6.44). o Viés é -1,29% e como o EMA e o REQM aumentaram, os SSs mostram que os resultados pioraram, ficando -20,33% e -3,73% respectivamente (tabela 6.18).

A umidade relativa (72h) é subestimada tanto pelo BRAMS quanto pelos métodos de correção. Os erros, no geral são menores do que os das 48h.

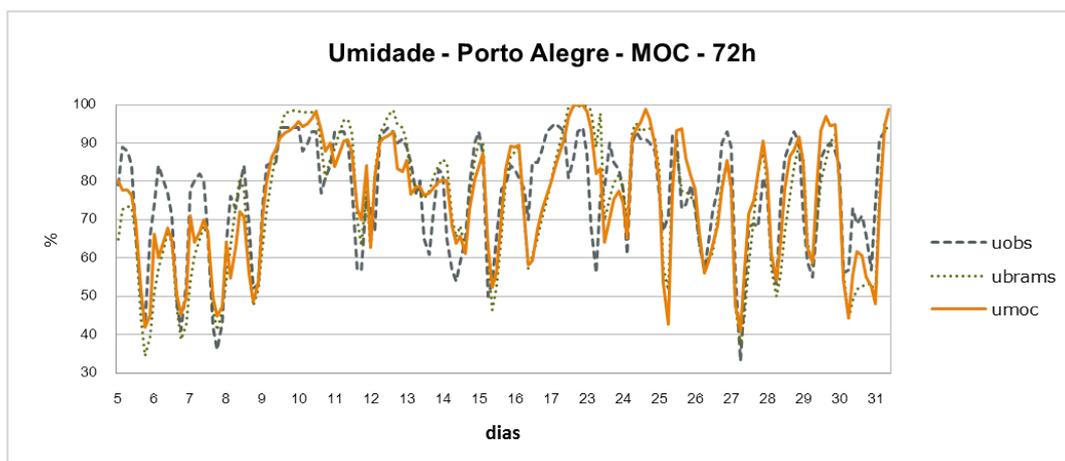


Figura 6.44. Umidade relativa Porto Alegre 72h MOC

### 6.2.3.3 Pressão à Superfície

Analisando o gráfico da figura 6.45 percebe-se que a variável  $pbrams$ , calculada pelo BRAMS, possui um comportamento bem diferente da  $pobs$ , variável observada. Na correção, a linha descrita por  $pmos$ , está mais próxima da observada. O Viés (tab. 6.17) do BRAMS é superestimado e no MOS é subestimado, passando de 4,69 hPa para -2,92 hPa. Os outros erros também diminuem, o EMA passou de 6,64 para 3,08 hPa e o REQM de 8,95 para 4,44 hPa.

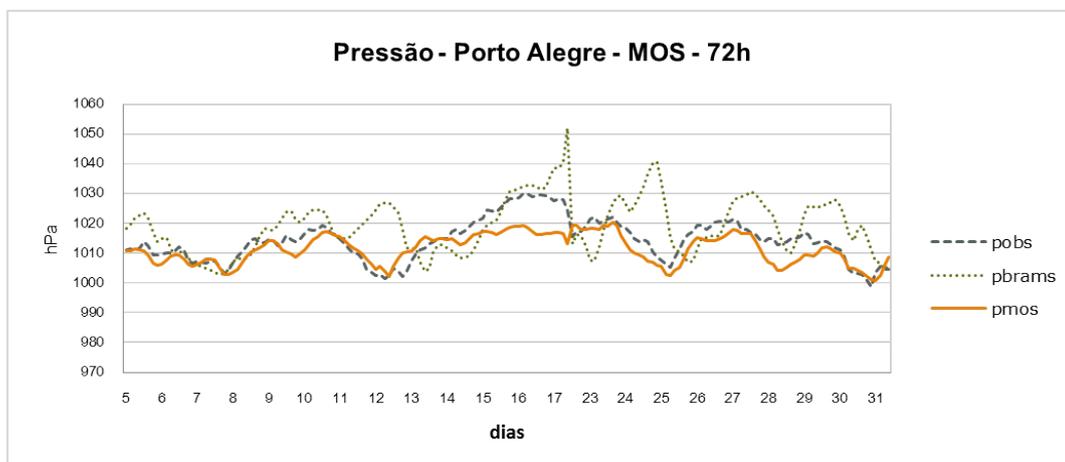
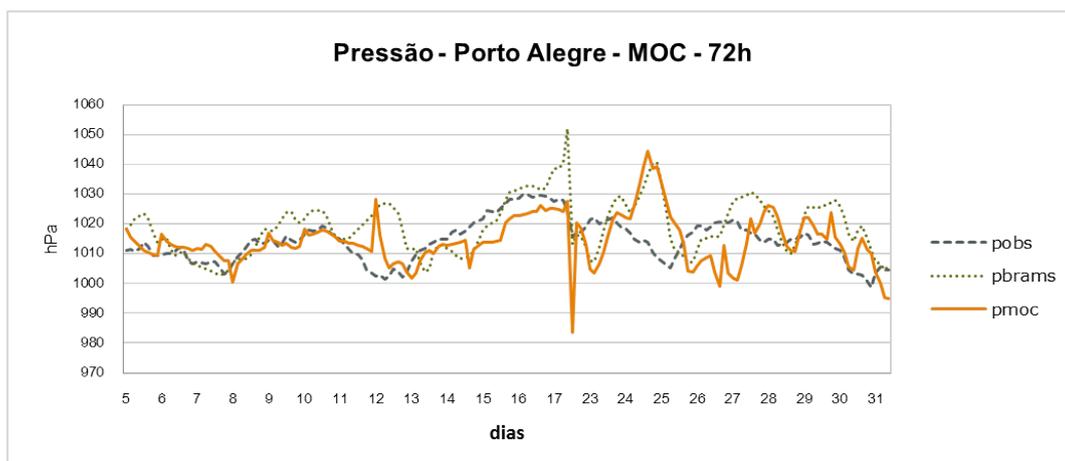


Figura 6.45. Pressão Porto Alegre 72h MOS

A pressão corrigida pelo MOC ( $pmoc$ ) possui erros ligeiramente maiores do que o BRAMS ( $pbrams$ ). O Viés, do MOC, está superestimado, porém muito menor que o do BRAMS (0,04 hPa). Como o EMA e o REQM também mostram resultados maiores (tabela 6.17), os resultados pioraram em 7,5% e 3,46% (tab. 6.18) respectivamente.



**Figura 6.46.** Pressão Porto Alegre 72h MOC

Os erros calculados em 72h para o MOC são bem mais expressivos do que os das 24h. Pode-se perceber pelo aumento do REQM(MOC) em relação ao das 24h e nas figuras 6.30 e 6.38 a presença de *outliers* nos valores corrigidos.

#### 6.2.3.4 Chuva acumulada em 1h

Observando a figura 6.47 pode-se verificar que persiste a dificuldade do BRAMS (*cbrams*) e do MOS (*cmos*) em prever a quantidade de chuva no período de uma hora. Nos dias em que chove o MOS consegue indicar uma pequena quantidade, abaixo do previsto, exceto nos dias 17 e 25 onde a quantidade estimada pelo MOS está igual a observada. A chuva é subestimada pelo BRAMS, seu Viés é -0,07 mm (tab. 6.17) enquanto que com o MOS esse valor passa para 0,22 mm. Os erros calculados pelo EMA e REQM são baixos porque esta variável tem a maior parte de seus valores zero. Pelo SS do EMA, o MOS piora (-104,22%) o resultado do BRAMS e pelo REQM também fica negativo (-4,82%) (tab. 6.17).

O MOC (*cmoc*), como pode ser observado na figura 6.48, não consegue prever um volume de chuva próximo do observado, mas prevê pequenos volumes quando não chove, fazendo com que a FAR fique com 0,88 (tab. 6.16). O Viés está superestimado em 0,02% (tab. 6.17) e o SS do EMA mostra que o resultado, em relação ao BRAMS, piora 76,47% (tab. 6.18). , no MOC,

Como pode ser observado na tabela 6.16, o percentual de acertos (PC) do BRAMS é de 93% em contraste com 15% do MOC e 58% do MOS. Na previsão de 72h o BRAMS obtém 0,82 na probabilidade de detecção de chuva.

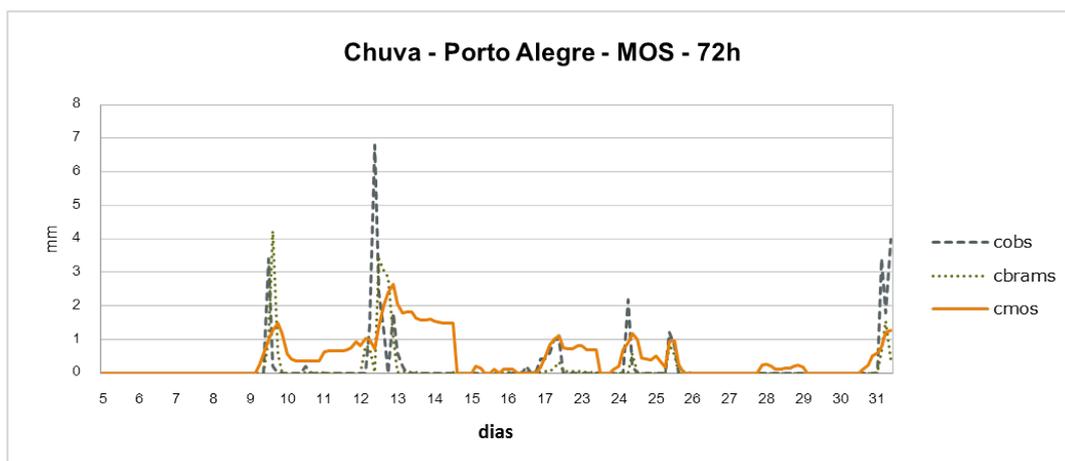


Figura 6.47. Chuva Porto Alegre 72h MOS

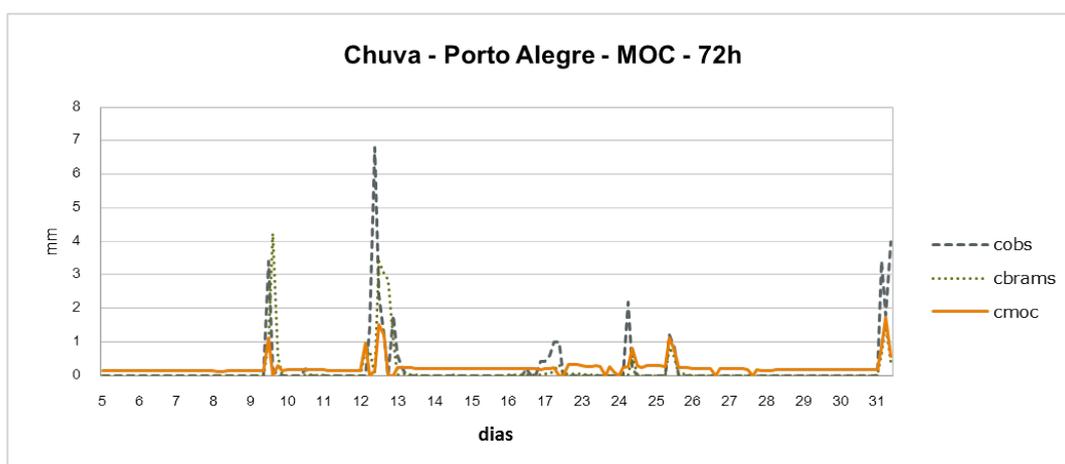


Figura 6.48. Chuva Porto Alegre 72h MOC

Tabela 6.16. Tabela Contingência Porto Alegre 72h

	FAR	POD	PC
BRAMS	0,18	0,82	0,93
MOC	0,88	0,12	0,15
MOS	0,77	0,23	0,58

Tabela 6.17. Erros Porto Alegre 72h

	BRAMS				MOS				MOC			
	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva
Viés	0,89	-2,17	4,69	-0,07	0,48	-1,82	-2,92	0,22	-0,18	-1,29	0,04	0,02
EMA	1,55	6,64	6,13	0,17	1,19	5,68	3,08	0,34	1,91	7,99	6,59	0,30
REQM	2,24	9,65	8,95	0,72	1,63	7,91	4,44	0,75	2,54	10,01	9,26	0,71

**Tabela 6.18.** Skill Score Porto Alegre 72h

	MOS				MOC			
	temperatura	umidade	pressão	chuva	temperatura	umidade	pressão	chuva
EMA	22,95	14,45	49,70	-104,22	-23,23	-20,33	-7,50	-76,47
REQM	27,30	18,05	50,38	-4,82	-13,39	-3,73	-3,46	1,39

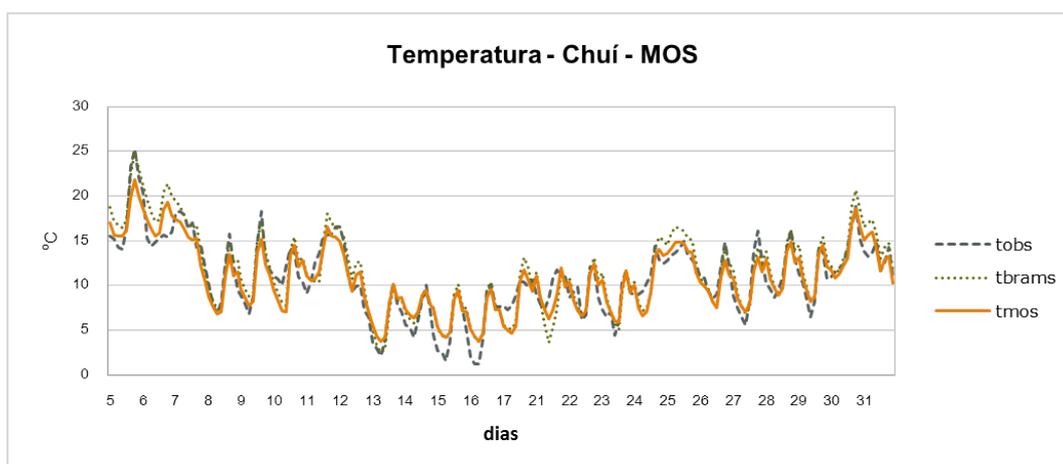
### 6.2.3.5 Conclusão

Em Porto Alegre, nas coordenadas da estação do INMET, para a previsão do BRAMS para 72h, o método de correção estatística que obtém melhores resultados na correção da temperatura, umidade relativa e pressão é o MOS. Esse apresenta o *Skill Score* para o EMA maior nas três variáveis: temperatura 22,95%, umidade relativa 14,45% e pressão 49,7% (tab. 6.18). A chuva não apresenta resultado satisfatório em nenhum dos métodos levando em consideração a quantidade estimada e a detecção do evento (tab. 6.16).

## 6.3 Chuí

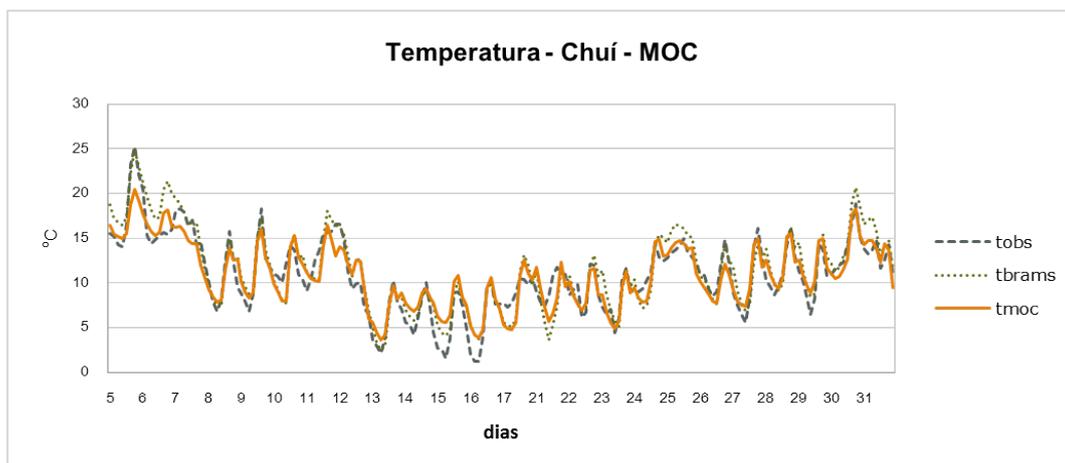
### 6.3.1 Temperatura da superfície

A temperatura calculada pelo BRAMS (*tbrams*) não se mostra muito diferente em relação a observada (*tobs*) e a corrigida pelo MOS (*tmos*), está muito semelhante a do BRAMS, como pode ser observado na figura 6.49. O Viés calculado tanto para o BRAMS quanto para o MOS demonstra que esta variável é superestimada em 0,69 °C e 0,01 °C respectivamente (tabela 6.20). Com a calibração o EMA e o REQM diminuem um pouco em relação aos erros do BRAMS (tabela 6.20) melhorando 13,29% no EMA e 16,54% no REQM (SS tabela 6.21).

**Figura 6.49.** Temperatura Chuí MOS

Assim como no MOS, o MOC apresenta um Viés baixo, 0,07 °C, igualmente como esse

os outros erros também diminuem (tabela 6.20). As três variáveis mostradas na figura 6.50 apresentam o mesmo comportamento, *tmoc* é a temperatura corrigida com o MOC. O EMA e o REQM (tabela 6.20) diminuem em relação ao BRAMS fazendo com que o *Skill Score* apresente um resultado positivo para os dois índices (9,35% e 11,41%), ainda que menores que o método anterior.



**Figura 6.50.** Temperatura Chuí MOC

Para a formação da equação de regressão do MOS são necessárias três variáveis (tabela A.1) e para as 25 MOC são utilizadas nove (tabela A.5) totalizando 63 ocorrências, sendo que nenhuma variável utilizada com preditor do MOS foi utilizada no MOC.

### 6.3.2 Umidade relativa do ar em Superfície

A umidade relativa prevista pelo BRAMS (*ubrams* fig. 6.51) é subestimada, o Viés é -4,5% (tab. 6.20). Após ser corrigida pelo MOS (*umos*) esse erro passa para 0,73%, deixando de ser subestimada. Na figura 6.51 pode-se observar que, por exemplo, entre os dias 21 e 23 a umidade relativa corrigida (*umos*) fica mais próxima da umidade relativa observada (*uobs*). Os erros calculados pelo EMA e REQM também diminuem com a correção, e com isso, os SSs calculados são 18,12% e 20,23% respectivamente.

Na figura 6.52 a variável corrigida (*umoc*) descreve um comportamento semelhante a variável prevista pelo BRAMS. Embora isso ocorra, o MOC também apresenta redução nos erros (tabela 6.20), um pouco maior do que o MOS. O Viés foi -0,11% e como o EMA e o REQM diminuem, em relação ao BRAMS e ao MOS, o SS mostrou que houve uma melhora de 21,43% e 21,81% respectivamente (tabela 6.21).

O MOS (tab. A.2) necessitou de duas variáveis para corrigir a umidade relativa enquanto o MOC (tab. A.6) utilizou 12 em um total de 48 ocorrências. Somente a variável (fluxo de calor latente) foi utilizada pelos dois métodos.

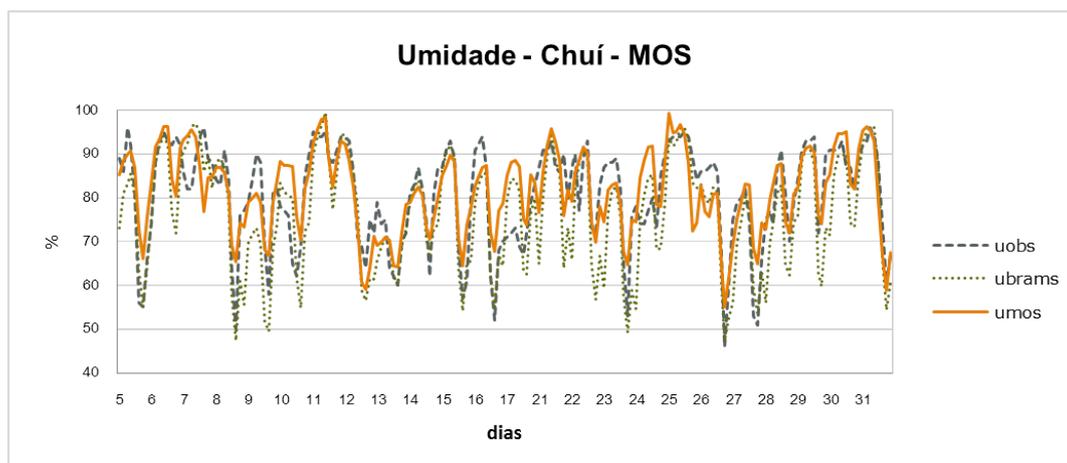


Figura 6.51. Umidade relativa Chuí MOS

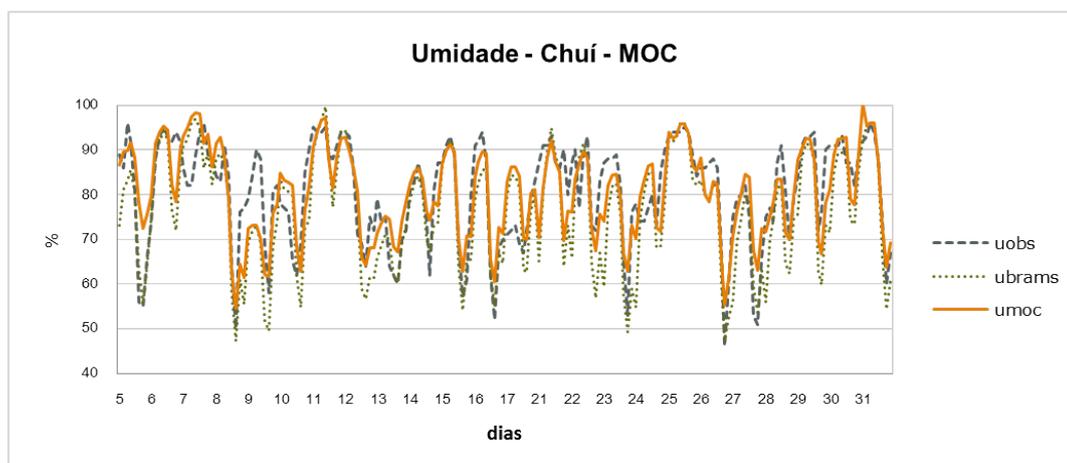


Figura 6.52. Umidade relativa Chuí MOC

### 6.3.3 Pressão à Superfície

Analisando-se o gráfico da figura 6.53 percebe-se que a variável  $pbrams$ , calculada pelo BRAMS, possui um comportamento bem diferente da  $pobs$ , variável observada. Na correção,  $pmos$ , se aproximou da observada e o resultado obtido foi uma melhora de aproximadamente 20% (tabela 6.21). O Viés (tab. 6.20) do BRAMS é superestimado e no MOS é subestimado, o que pode ser observado na fig. 6.53, passando de 3,99 -0,67 hPa.

A pressão corrigida pelo MOC ( $pmoc$ ) também se mostrou melhor que a do BRAMS ( $pbrams$ ) e também do que a do MOS ( $pmos$ ). O Viés, do MOC é subestimado (-1,84 hPa). O EMA e o REQM possuem os menores valores 4,0 e 5,6 hPa respectivamente (tabela 6.20), assim o método apurou os resultados em 43,7% e 41,27% (tab. 6.21) respectivamente.

Para calcular a pressão corrigida, o MOS (tabela A.3) utilizou somente um preditor

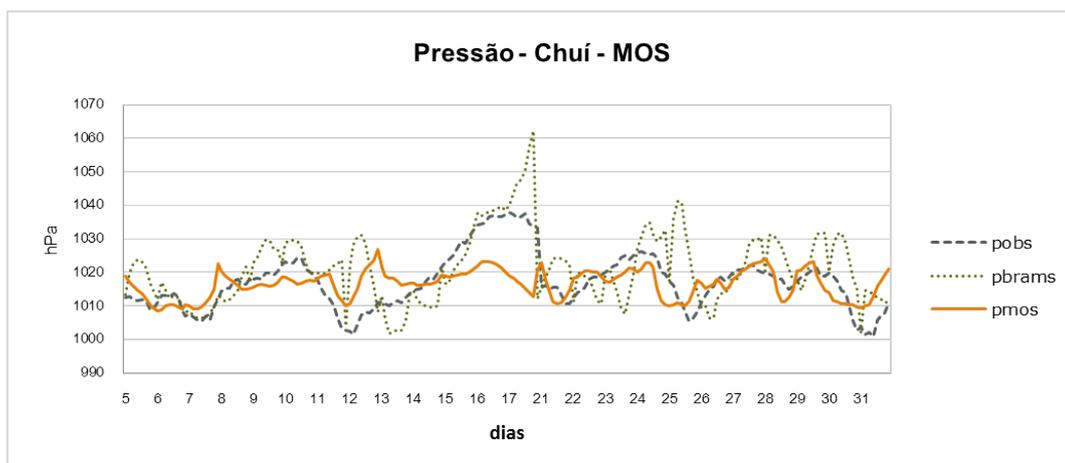


Figura 6.53. Pressão Chuí MOS

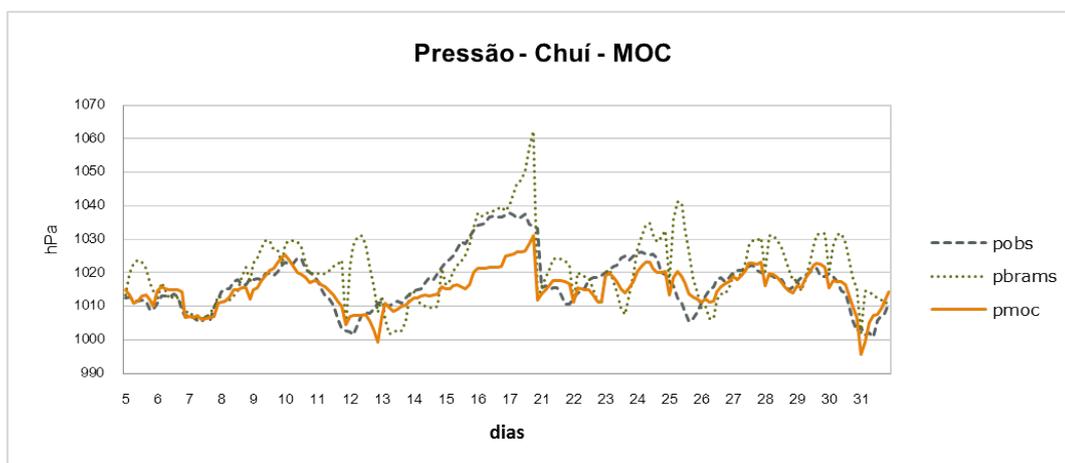


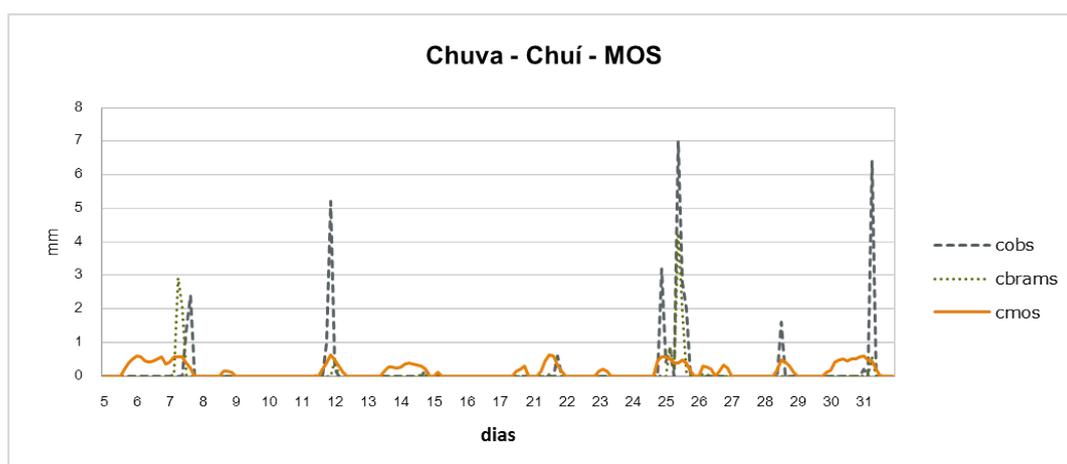
Figura 6.54. Pressão Chuí MOC

(temperatura ponto orvalho 700 hPa) e o MOC (tabela A.7) oito, não incluindo o anterior, totalizando 53 ocorrências.

#### 6.3.4 Chuva acumulada em 1h

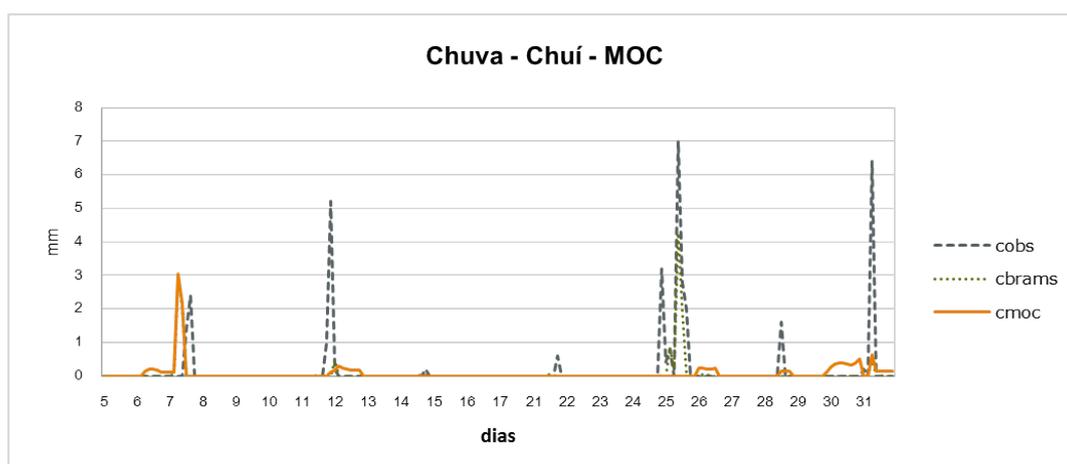
Observando-se a figura 6.55 nota-se que o BRAMS (*cbrams*), assim como o MOS (*cmos*) tiveram dificuldade em prever a quantidade de chuva no período de uma hora. A chuva é subestimada pelo BRAMS, seu Viés é -0,11 mm (tab. 6.20) enquanto que com o MOS esse valor passa para -0,05 mm. Os erros calculados pelo EMA e REQM são baixos porque esta variável tem a maior parte de seus valores zero, mas ainda foram maiores do que os do BRAMS. Pelo SS do EMA, o MOS piorou o resultado do BRAMS em quase 50% (tab. 6.20).

O MOC (*cmoc*), no dia 7 obteve o mesmo resultado do BRAMS, figura 6.56, e nos



**Figura 6.55.** Chuva Chuí MOS

outros dias praticamente não previu os eventos. O Viés se manteve o mesmo (-0,11 mm tab. 6.20) e o SS do EMA mostra que o resultado em relação ao BRAMS piorou, atingindo o resultado -40,81% (tab. 6.21).



**Figura 6.56.** Chuva Chuí MOC

A equação do MOS foi formada com um preditor e o MOC necessitou de seis variáveis, sendo que entre elas não está *umidade relativa em 700 hPa*, a variável utilizada no MOS (tabelas A.4 e A.8).

Como pode ser observado na tabela 6.19, o percentual de acertos (PC) do BRAMS é de 93% contra 74% do MOC e 65% do MOS. E, analisando a detecção de chuva (POD) a previsão do BRAMS sem correção é melhor. O PC do MOC é maior do que o do MOS, enquanto o POD é o contrário porque avalia somente os acertos da previsão de chuva, sem levar em consideração os eventos não-chuva.

**Tabela 6.19.** Tabela Contingência Chuí

	FAR	POD	PC
BRAMS	0,38	0,63	0,93
MOC	0,90	0,10	0,74
MOS	0,81	0,19	0,65

**Tabela 6.20.** Erros Chuí

	BRAMS				MOS				MOC			
	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva
Viés	0,69	-4,5	3,99	-0,11	0,01	0,73	-0,67	-0,05	0,07	-0,11	-1,84	-0,11
EMA	1,51	6,89	7,10	0,17	1,31	5,64	5,55	0,25	1,37	5,41	4,00	0,24
REQM	1,92	9,10	9,53	0,74	1,60	7,26	7,24	0,81	1,70	7,11	5,60	0,91

**Tabela 6.21.** Skill Score Chuí

	MOS				MOC			
	temperatura	umidade	pressão	chuva	temperatura	umidade	pressão	chuva
EMA	13,29	18,12	21,74	-48,30	9,35	21,43	43,70	-40,81
REQM	16,54	20,23	24,02	-9,64	11,41	21,81	41,27	-20,72

### 6.3.5 Conclusão

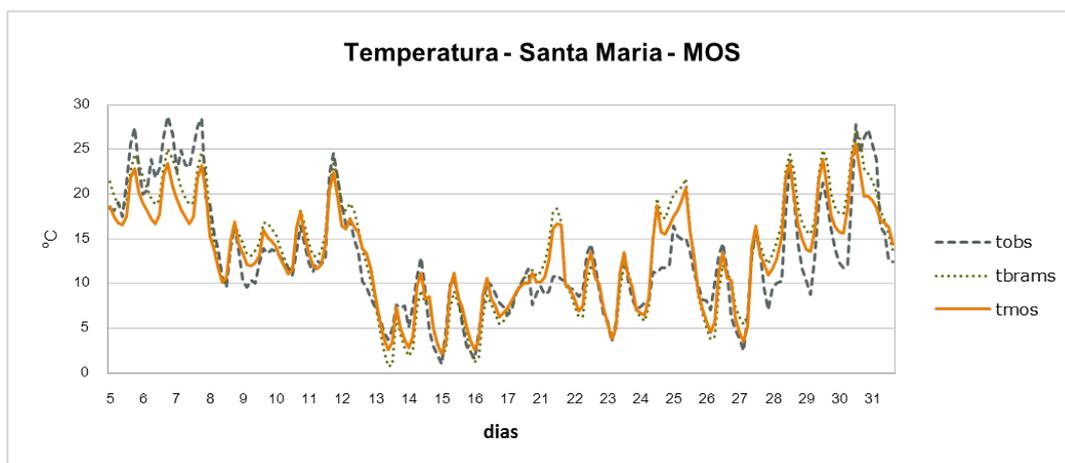
O método de correção estatística que obteve melhor resultados na correção da temperatura (13,29%) foi o MOS. Enquanto que a umidade relativa (21,43%) e a pressão (43,7%) foi o MOC que consegue os melhores resultados (tab. 6.21). A chuva não apresenta resultado satisfatório em nenhum dos métodos levando em consideração a quantidade estimada e também a probabilidade de detecção (tab. 6.19), o BRAMS sem correção obteve o melhor resultado (63%).

## 6.4 Santa Maria

### 6.4.1 Temperatura da superfície

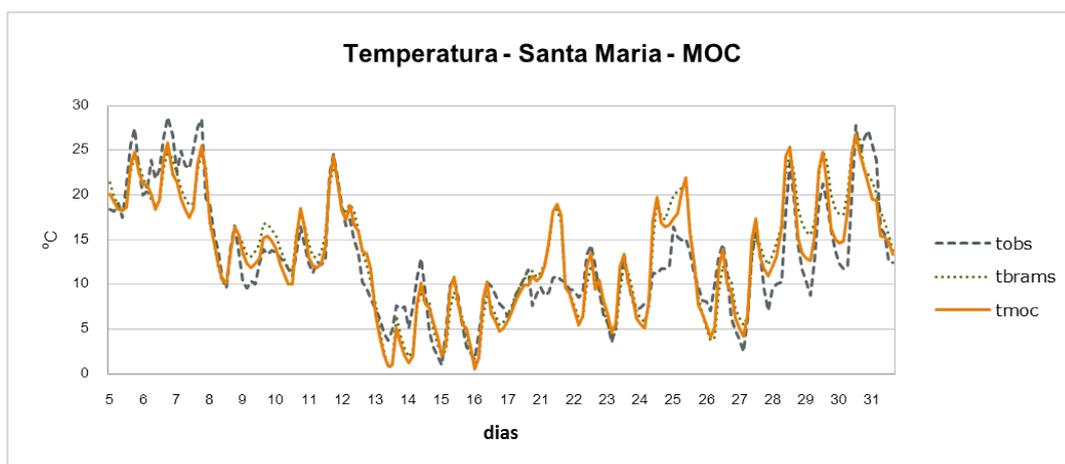
A temperatura calculada pelo BRAMS ( $t_{brams}$ ) apresenta alguns picos que a diferenciam da  $t_{obs}$  ( $t_{obs}$ ) e a corrigida pelo MOS ( $t_{mos}$ ), está muito semelhante a do BRAMS, como pode ser observado na figura 6.57. O Viés calculado tanto para o BRAMS quanto para o MOS demonstra que esta variável é superestimada em 0,65 °C e 0,09 °C respectivamente (tabela 6.23). Com a calibração o EMA e o REQM diminuem um pouco em relação ao erros do BRAMS (tabela 6.23) fazendo com que houvesse uma melhora de 14,32% no EMA e 9,58% no REQM (SS tabela 6.24).

O MOC apresenta um Viés baixo, 0,23 °C, porém, mais alto do que o MOS, assim como esse os outros erros também diminuem (tabela 6.23) em relação ao BRAMS. Tanto o BRAMS



**Figura 6.57.** Temperatura Santa Maria MOS

quanto o MOC (figura 6.58) apresentam o mesmo comportamento, *tmoc* é a temperatura corrigida. O EMA e o REQM (tabela 6.23) diminuem em relação ao BRAMS fazendo com que o *Skill Score* apresentasse um resultado positivo para os dois índices (12,49% e 9,09%), ainda que menores do que o método anterior.

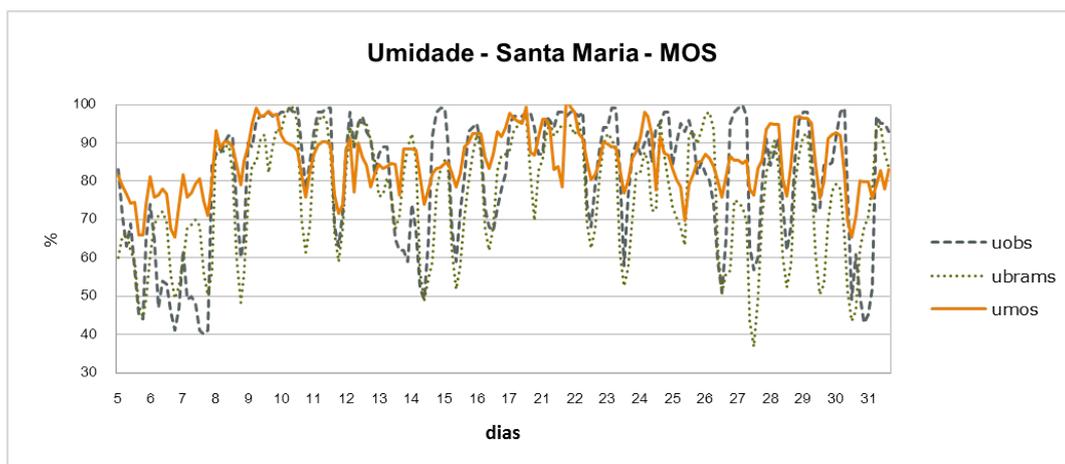


**Figura 6.58.** Temperatura Santa Maria MOC

Para a formação da equação de regressão do MOS foram necessárias duas variáveis (tabela A.1) e para as 25 equações do MOC foram utilizadas 14 variáveis (tabela A.5) totalizando 61 ocorrências, sendo que somente *fluxo de calor latente* foi utilizada com preditor nos dois métodos.

### 6.4.2 Umidade relativa do ar em Superfície

Analisando-se a figura 6.59 parece que são três variáveis diferentes. Enquanto a variável corrigida (*umos*) não chega a 60%, umidade, a observada, alcança 40% e *ubrams*, o BRAMS, atinge um pouco menos de 40%. A umidade relativa prevista pelo BRAMS é subestimada, o Viés é -4,77% (tab. 6.23). Após ser corrigida pelo MOS (*umos*) esse erro passa para 4,16%, deixou de ser subestimada, mas em módulo o erro é quase o mesmo. Os erros calculados pelo EMA e REQM também se mantiveram próximos aos do BRAMS, mas ligeiramente maiores e com isso, os SSs calculados são -5,97% e -4,81% respectivamente.



**Figura 6.59.** Umidade relativa Santa Maria MOS

Na figura 6.60 a variável corrigida (*umoc*) descreve um comportamento semelhante a variável prevista pelo BRAMS. Mesmo assim, o MOC apresenta redução nos erros (tabela 6.23). O Viés foi -0,82% e como o EMA e o REQM diminuem, em relação ao BRAMS e ao MOS, o SS mostrou que houve uma melhora de 17,44% e 13,63% respectivamente (tabela 6.24).

O MOS (tab. A.2) necessitou de quatro variáveis para corrigir a umidade relativa enquanto o MOC (tab. A.6) utilizou oito em um total de 53 ocorrências. Somente a variável (fluxo de calor latente) foi utilizada pelos dois métodos.

### 6.4.3 Pressão à Superfície

Analisando-se o gráfico da figura 6.61 percebe-se que a variável *pbrams*, calculada pelo BRAMS, é totalmente diferente da pressão, variável observada. Na correção, *pmos*, se aproximou da observada e o resultado obtido foi uma melhora superior a 80% (tabela 6.24). O Viés (tab. 6.23) do BRAMS do MOS são subestimados -29,11 e -3,23 hPa respectivamente, o que pode ser observado na fig. 6.61.

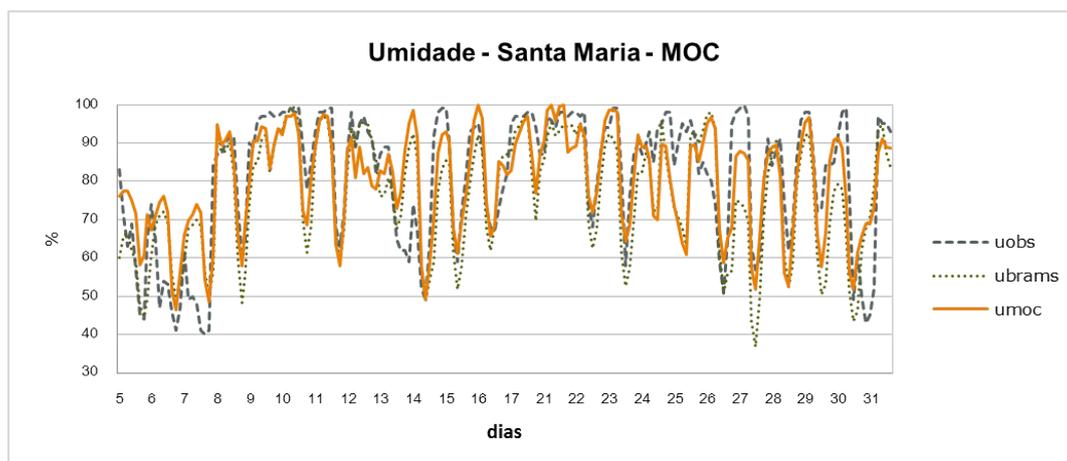


Figura 6.60. Umidade relativa Santa Maria MOC

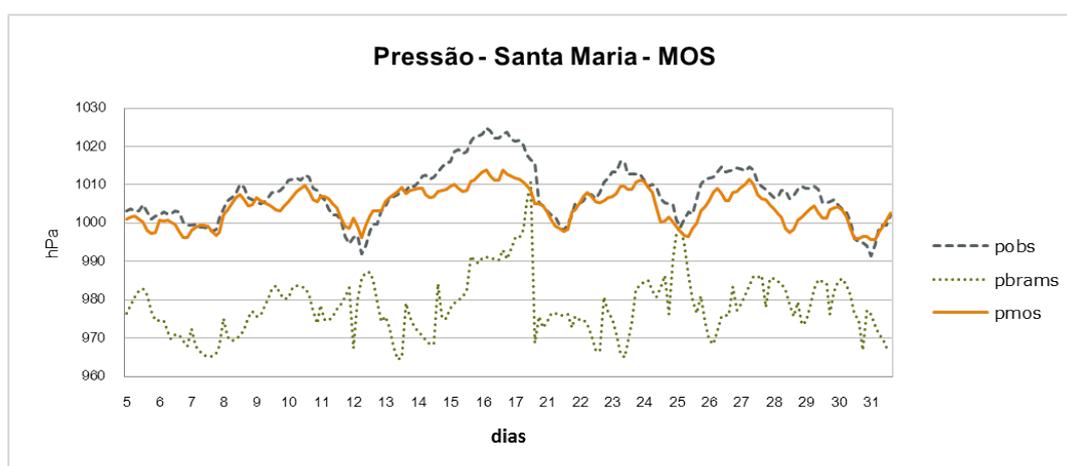


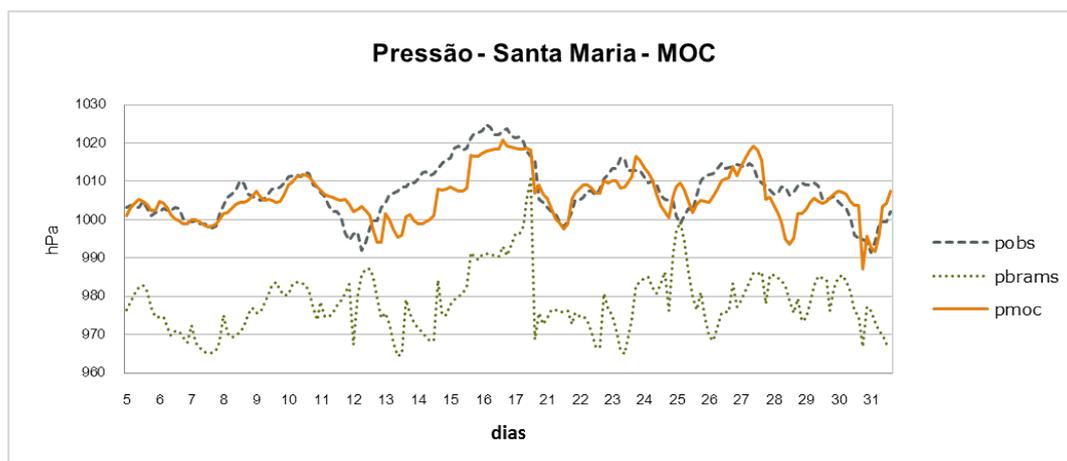
Figura 6.61. Pressão Santa Maria MOS

A pressão corrigida pelo MOC ( $pmoc$ ) também se mostrou melhor que a do BRAMS ( $pbrams$ ). O Viés, do MOC é subestimado (-1,74 hPa), o EMA e o REQM são 4,08 e 5,31 hPa respectivamente (tabela 6.23), assim o método apurou os resultados em 86% e 82,5% (tab. 6.24) respectivamente.

Para calcular a pressão corrigida, o MOS (tabela A.3) utilizou três preditores e o MOC (tabela A.7) nove incluindo *componente u do vento em 850 hPa* e *componente v do vento em 500 hPa*, utilizados no MOS e totalizando 67 ocorrências.

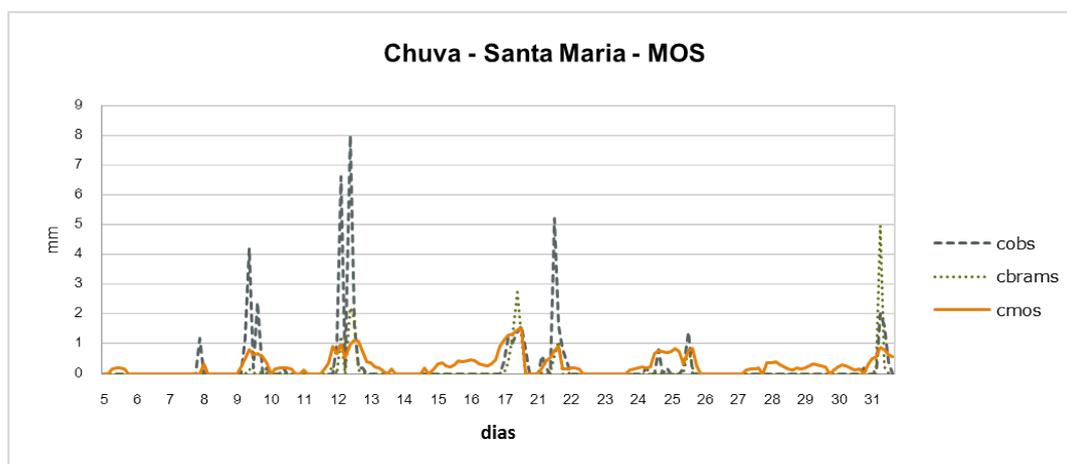
#### 6.4.4 Chuva acumulada em 1h

Observando-se a figura 6.63 nota-se que o BRAMS ( $cbrams$ ), assim como o MOS ( $cmos$ ) tiveram dificuldade em prever a quantidade de chuva no período de uma hora. A chuva é



**Figura 6.62.** Pressão Santa Maria MOC

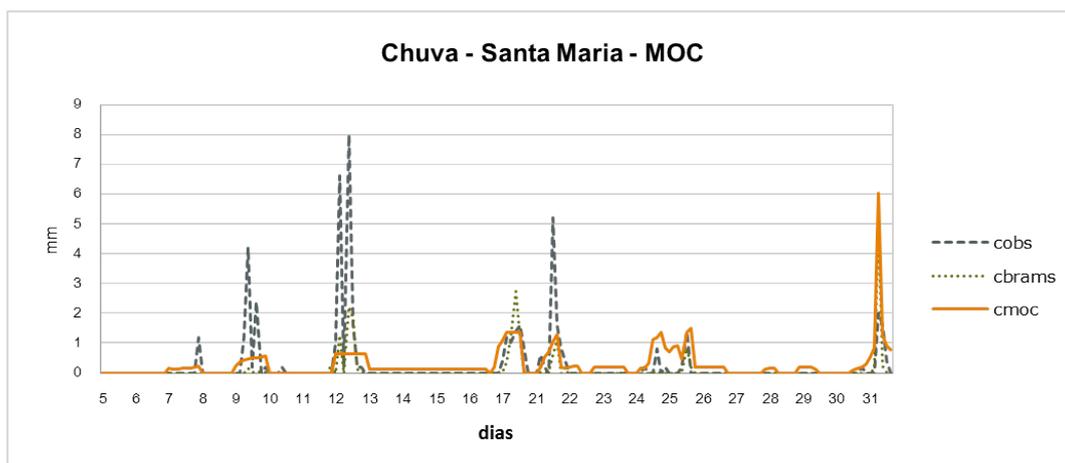
subestimada pelo BRAMS, seu Viés é  $-0,16$  mm (tab. 6.23) enquanto que com o MOS esse valor passa para  $0$  mm, onde esse valor não indica a ausência de erros, e sim, que a soma foi zero, pois, os outros erros calculados pelo EMA e REQM são maiores do que os do BRAMS, o EMA passa de  $0,22$  para  $0,33$  mm e o REQM de  $0,81$  para  $0,85$  mm. Pelo SS do EMA, o MOS piorou o resultado do BRAMS em  $51,38\%$  (tab. 6.23).



**Figura 6.63.** Chuva Santa Maria MOS

O MOC (*cmoc*), no dia 17 obteve o mesmo resultado do BRAMS, figura 6.64, e em outros dias consegue prever, subestimando em uns e superestimando em outros. O Viés é menor do que o do BRAMS,  $-0,03$  mm (tab. 6.23) e o SS do EMA mostra que o resultado em relação ao BRAMS piorou, atingindo o resultado  $-44,62\%$  (tab. 6.24).

A equação do MOS foi formada com dois preditores (*umidade relativa em 500 hPa* e *altura geopotencial de 1000 hPa*), por sua vez, o MOC utilizou cinco, sendo que *umidade*



**Figura 6.64.** Chuva Santa Maria MOC

relativa em 500 hPa uma vez. Dentre os preditores do MOC *taxa precipitação*, foi utilizada 20 vezes (tabelas A.4 e A.8).

Como pode ser observado na tabela 6.22, o percentual de acertos (PC) do BRAMS é de 87% contra 67% do MOC e 54% do MOS. E, analisando a detecção de chuva (POD) a previsão do BRAMS sem correção é melhor. O PC e o POD do MOC são maiores do que o do MOS.

**Tabela 6.22.** Tabela Contingência Santa Maria

	FAR	POD	PC
BRAMS	0,18	0,82	0,87
MOC	0,68	0,33	0,67
MOS	0,73	0,27	0,54

**Tabela 6.23.** Erros Santa Maria

	BRAMS				MOS				MOC			
	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva
Viés	0,65	-4,77	-29,11	-0,16	0,09	4,16	-3,23	0,00	0,23	-0,82	-1,74	-0,03
EMA	2,58	10,21	29,12	0,22	2,21	10,82	3,92	0,33	2,26	8,43	4,08	0,31
REQM	3,17	13,21	30,34	0,81	2,87	13,85	4,97	0,85	2,88	11,41	5,31	0,97

**Tabela 6.24.** Skill Score Santa Maria

	MOS				MOC			
	temperatura	umidade	pressão	chuva	temperatura	umidade	pressão	chuva
EMA	14,32	-5,97	86,54	-51,38	12,49	17,44	86,00	-44,62
REQM	9,58	-4,81	83,62	-3,70	9,09	13,63	82,50	-19,17

### 6.4.5 Conclusão

O método de correção estatística que obteve melhor resultados na correção da temperatura (14,32%) foi o MOS. Enquanto que a umidade relativa (17,44%) foi melhor no MOC e a pressão foi 86% em ambos (tab. 6.24). A chuva não apresenta resultado satisfatório em nenhum dos métodos levando em consideração a quantidade estimada. Em relação a probabilidade de detecção (tab. 6.22), o MOC consegue 33% mas o BRAMS sem correção obteve o melhor resultado (82%).

## 6.5 Santa Rosa

### 6.5.1 Temperatura da superfície

A temperatura calculada pelo BRAMS (*tbrams*) é semelhante a observada (*tobs*) e a corrigida pelo MOS (*tmos*), como pode ser observado na figura 6.65. O Viés calculado tanto para o BRAMS quanto para o MOS demonstra que esta variável é superestimada em 2,02 °C e 0,23 °C respectivamente (tabela 6.26). Com a calibração o EMA e o REQM diminuem aproximadamente 1 °C relação ao erros do BRAMS (tabela 6.26) fazendo com que houvesse uma melhora de 39,46% no EMA e 37,17% no REQM (SS tabela 6.27).

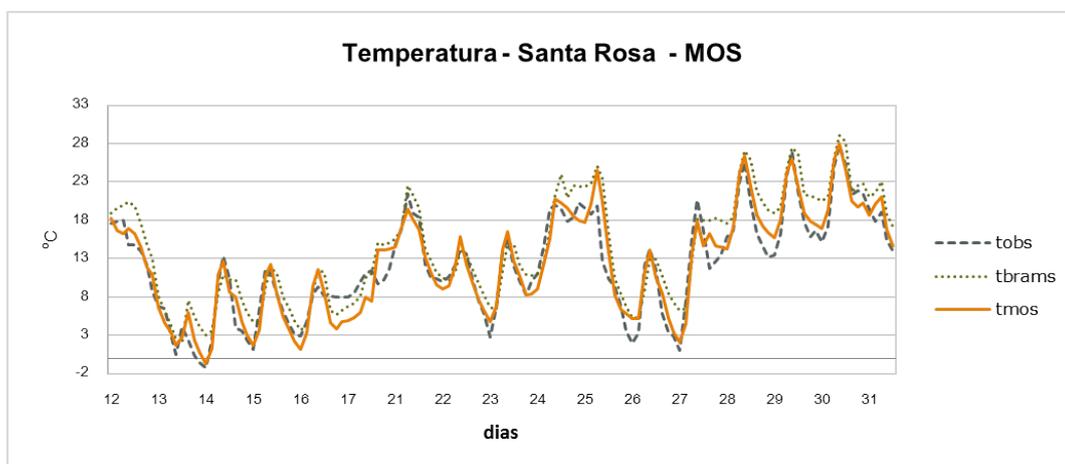
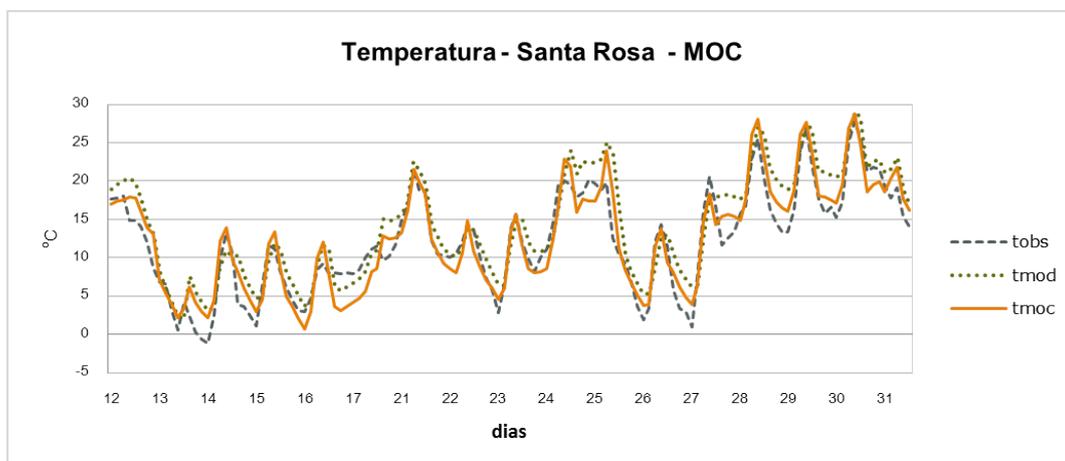


Figura 6.65. Temperatura Santa Rosa MOS

O MOC apresenta um Viés baixo, 0,4 °C, porém, mais alto do que o MOS, assim como esse os outros erros também diminuem (tabela 6.26) em relação ao BRAMS. Tanto o BRAMS quanto o MOC (figura 6.66) apresentam o mesmo comportamento, *tmoc* é a temperatura corrigida. As duas correções são semelhantes, tanto nos gráficos quanto nos índices de avaliação. O EMA e o REQM (tabela 6.26) diminuem em relação ao BRAMS

fazendo com que o *Skill Score* apresentasse um resultado positivo para os dois índices (29,55% e 30,95%), ainda que menores do que o método anterior.



**Figura 6.66.** Temperatura Santa Rosa MOC

Para a formação da equação de regressão do MOS foram necessárias quatro variáveis (tabela A.1) e para as 17 equações do MOC foram utilizadas 10 variáveis (tabela A.5) totalizando 43 ocorrências, sendo que somente *radiação onda curta* foi utilizada com preditor nos dois métodos.

### 6.5.2 Umidade relativa do ar em Superfície

Analisando-se a figura 6.67 verifica-se que a correção não consegue acompanhar a variável observada quando essa esteve próxima a 100%. No dia 14, enquanto a variável corrigida (*umos*) não chega a 60%, umidade, a observada, alcança um pouco menos de 40%. A umidade relativa prevista pelo BRAMS e a corrigida são subestimadas, o Viés é -4,63% (tab. 6.26). Após ser corrigida pelo MOS (*umos*) esse erro passa para -1,67%. Os erros calculados pelo EMA e REQM também se mantiveram próximos aos do BRAMS, mas ligeiramente maiores e com isso, os SSs calculados são -3,4% e -0,67% respectivamente.

Na figura 6.68 a variável corrigida (*umoc*) consegue, em algumas situações, acompanhar a observada quando essa esteve próxima de 100% ou de 40%. Mesmo assim, o MOC não consegue reduzir os erros (tabela 6.26). O Viés é -4,18%, muito próximo do valor obtido pelo BRAMS. Como o EMA e o REQM não diminuem, em relação ao BRAMS e ao MOS, o SS mostra que os resultados pioram 12,95% e 16,81% respectivamente (tabela 6.27).

O MOS (tab. A.2) necessita três variáveis para corrigir a umidade relativa enquanto o MOC (tab. A.6) utiliza sete em um total de 44 ocorrências. As variáveis (altura da camada limite) e (radiação onda curta) são utilizadas pelos dois métodos, sendo que a primeira 14 vezes.

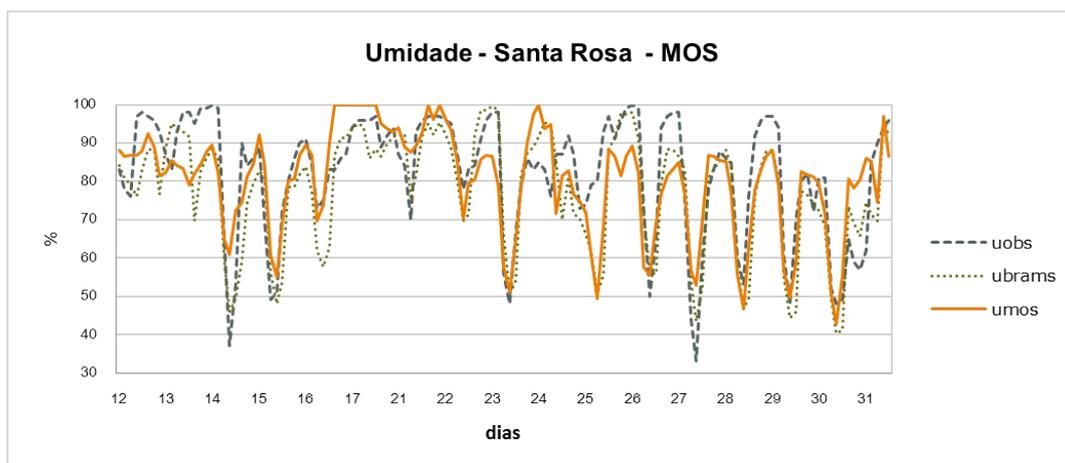


Figura 6.67. Umidade relativa Santa Rosa MOS

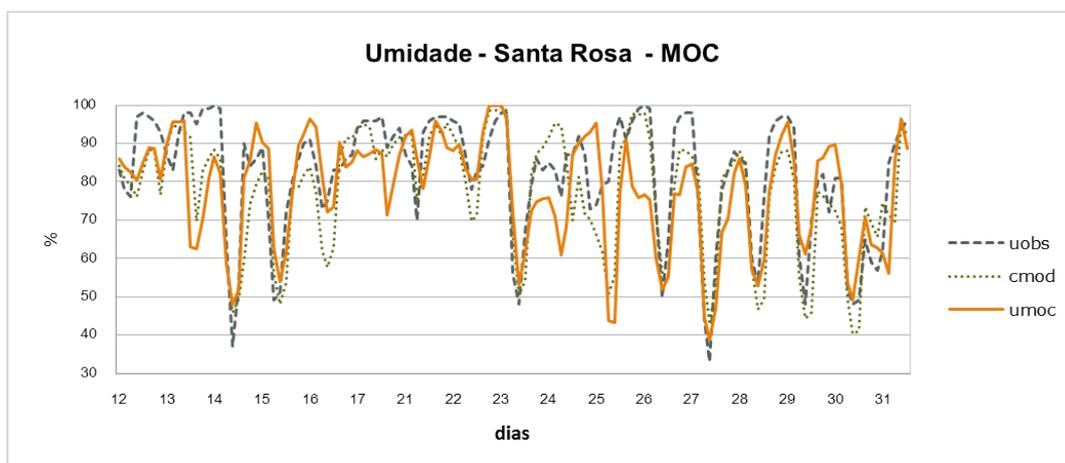


Figura 6.68. Umidade relativa Santa Rosa MOC

### 6.5.3 Pressão à Superfície

Analisando o gráfico da figura 6.69 percebe-se que a variável *pbrams*, calculada pelo BRAMS, é totalmente diferente da pressão, variável observada, da mesma forma que nas outras estações, já descritas. Na correção, *pmos*, se aproxima da observada obtendo-se uma melhora superior a 60% (tabela 6.27). O Viés (tab. 6.26) do BRAMS é superestimado (8,48 hPa) e o do MOS é subestimado (-1,54 hPa), o que pode ser observado na fig. 6.69.

A pressão corrigida pelo MOC (*pmoc*) também se mostra melhor que a do BRAMS (*pbrams*), o Viés do MOC é subestimado (-0,24 hPa), o EMA e o REQM são 3,47 e 4,15 hPa respectivamente (tabela 6.26), assim o método apura os resultados em 64,73% e 66,71% (tab. 6.27) respectivamente.

Para calcular a pressão corrigida, o MOS (tabela A.3) utiliza dois preditores e o MOC

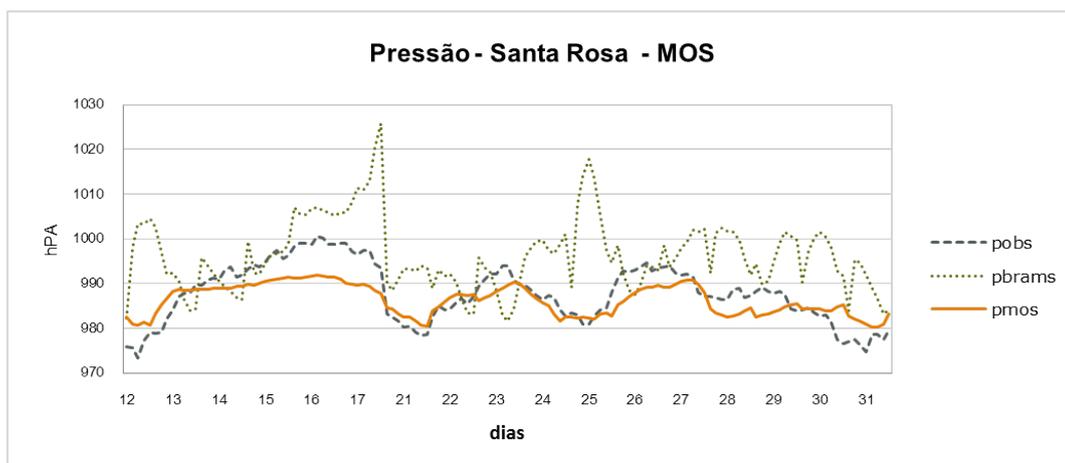


Figura 6.69. Pressão Santa Rosa MOS

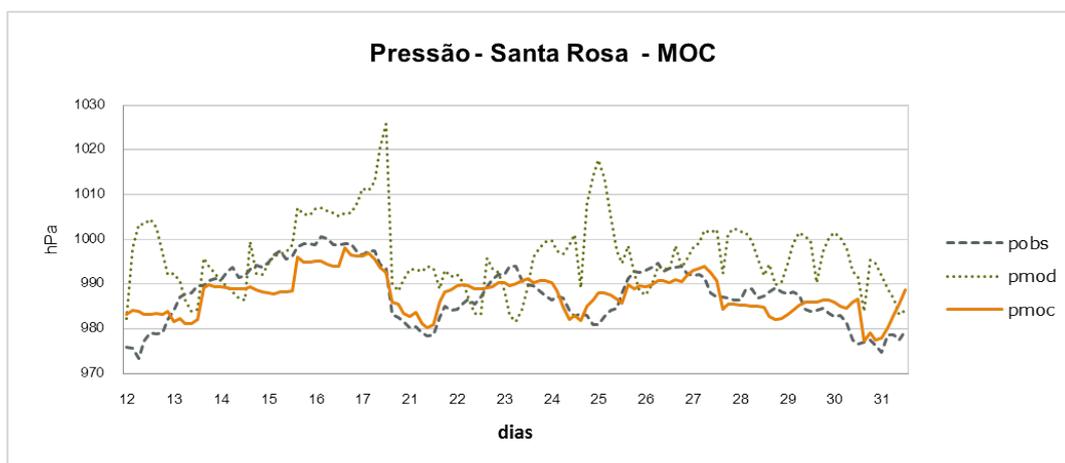


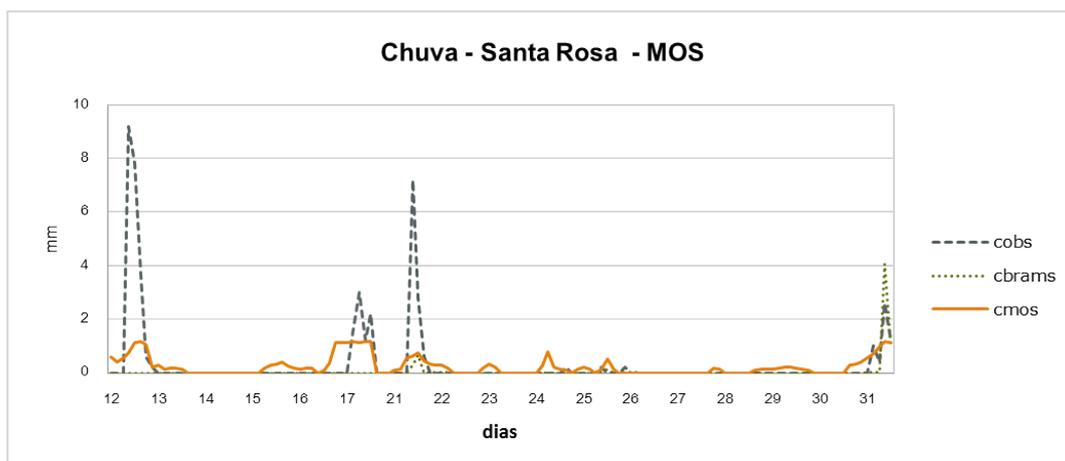
Figura 6.70. Pressão Santa Rosa MOC

(tabela A.7) nove incluindo *componente u do vento em 850 hPa* e *taxa de vapor d'água 2 m*, utilizados no MOS e totalizando 44 ocorrências.

#### 6.5.4 Chuva acumulada em 1h

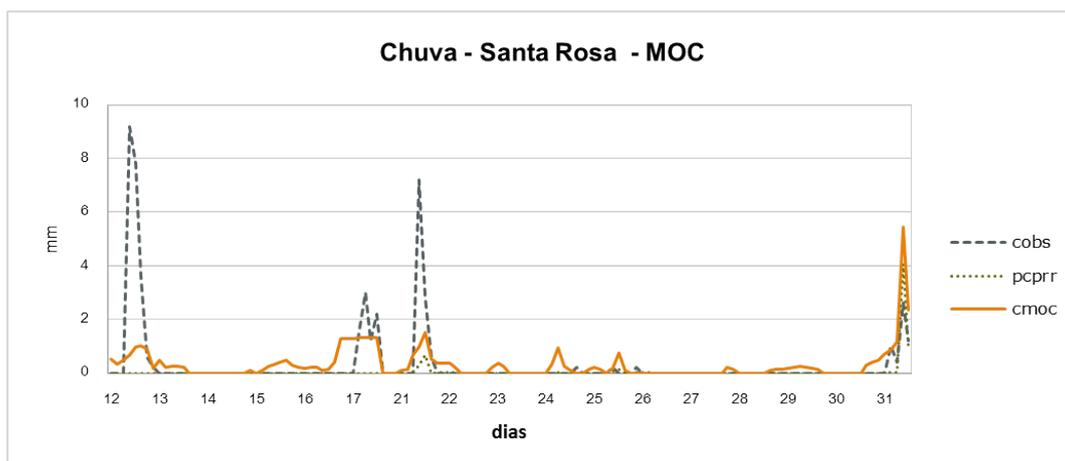
Observando a figura 6.71 nota-se que o BRAMS (*cbrams*), assim como o MOS (*cmos*) possuem dificuldade em prever a quantidade de chuva no período de uma hora. A chuva é subestimada pelo BRAMS, seu Viés é -0,3 mm (tab. 6.26) enquanto que com o MOS esse valor passa para -0,1 mm, o EMA passa de 0,32 para 0,38 mm e o REQM de 1,32 para 1,18 mm. Pelo SS do EMA, o MOS piora o resultado do BRAMS em 16,24% (tab. 6.26).

O MOC (*cmoc*) obtém quase o mesmo resultado do MOS, figura 6.72, exceto no dia 31 em que superestima a quantidade de chuva. O Viés é menor do que o do BRAMS, -0,03 mm



**Figura 6.71.** Chuva Santa Rosa MOS

(tab. 6.26) e o SS do EMA mostra que o resultado em relação ao BRAMS piora, atingindo o resultado -25,39% (tab. 6.27).



**Figura 6.72.** Chuva Santa Rosa MOC

As equações do MOS e do MOC foram formadas por um único preditor (*umidade relativa em 500 hPa*) (tabelas A.4 e A.8).

Como pode ser observado na tabela 6.25, o percentual de acertos (PC) do BRAMS é de 88% contra 54% do MOC e 56% do MOS. E, analisando a detecção de chuva (POD) a previsão do BRAMS sem correção é melhor.

**Tabela 6.25.** Tabela Contingência Santa Rosa

	FAR	POD	PC
BRAMS	0,20	0,80	0,88
MOC	0,78	0,22	0,54
MOS	0,76	0,24	0,56

**Tabela 6.26.** Erros Santa Rosa

	BRAMS				MOS				MOC			
	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva
Viés	2,02	-4,63	8,48	-0,30	0,23	-1,67	-1,54	-0,10	0,40	-4,18	-0,24	-0,03
EMA	2,67	8,35	9,83	0,32	1,62	8,63	3,60	0,38	1,88	9,43	3,47	0,40
REQM	3,24	10,71	12,47	1,32	2,04	10,79	4,31	1,18	2,24	12,52	4,15	1,20

**Tabela 6.27.** Skill Score Santa Rosa

	MOS				MOC			
	temperatura	umidade	pressão	chuva	temperatura	umidade	pressão	chuva
EMA	39,46	-3,40	63,43	-16,24	29,55	-12,95	64,73	-25,39
REQM	37,17	-0,67	65,47	10,86	30,95	-16,81	66,71	9,26

### 6.5.5 Conclusão

O método de correção estatística que obtém melhor resultado na correção da temperatura (39,46%) é o MOS. As correções para a umidade relativa não são satisfatórias em ambos métodos. A pressão obtém índices semelhantes, um pouco mais de 60%, o que representa um bom ajuste (tab. 6.27). A chuva não apresenta resultado satisfatório em nenhum dos métodos levando em consideração a quantidade estimada e a probabilidade de detecção (tab. 6.25).

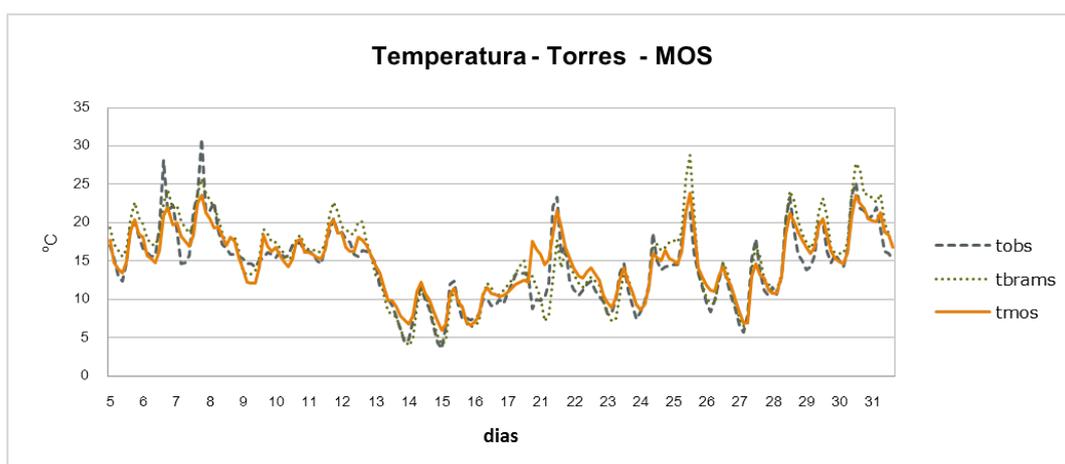
## 6.6 Torres

### 6.6.1 Temperatura da superfície

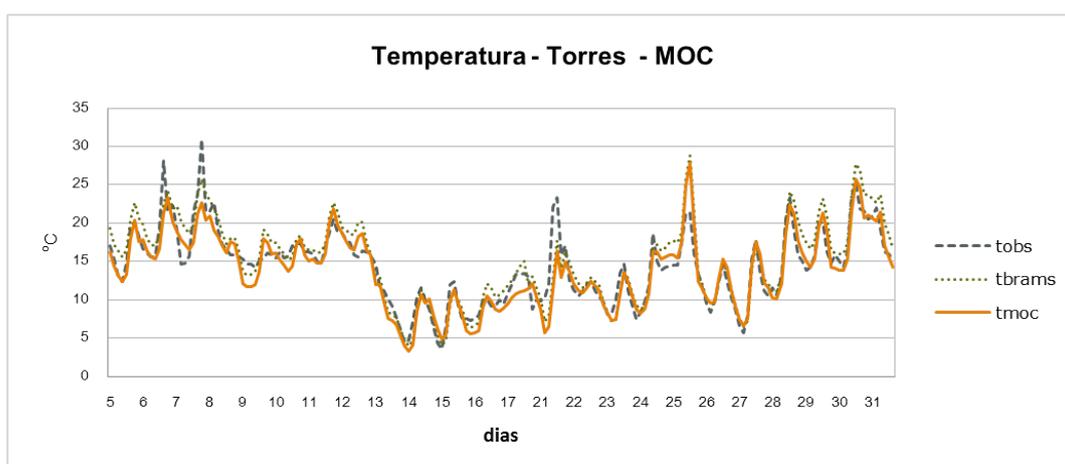
A temperatura calculada pelo BRAMS (*tbrams*) é semelhante a observada (*tobs*) e a corrigida pelo MOS (*tmos*), como pode ser observado na figura 6.73. O Viés calculado tanto para o BRAMS quanto para o MOS demonstra que esta variável é superestimada em 0,9 °C e 0,46 °C respectivamente (tabela 6.29). Com a calibração o EMA e o REQM diminuem pouco em relação ao erros do BRAMS (tabela 6.29) melhorando 18,43% no EMA e 14,16% no REQM (SS tabela 6.30).

O MOC apresenta um Viés subestimado (-0,4 °C), mais baixo do que o MOS, porém, os outros erros aumentaram (tabela 6.29). Tanto o BRAMS quanto o MOC (figura 6.74) apresentam o mesmo comportamento, *tmoc* é a temperatura corrigida. O EMA e o REQM (tabela 6.29) diminuem em relação ao BRAMS fazendo com que o *Skill Score* apresente um resultado positivo para os dois índices (16,61% e 9,73%), ainda que menores do que o método anterior.

Para a formação da equação de regressão do MOS são necessárias quatro variáveis



**Figura 6.73.** Temperatura Torres MOS

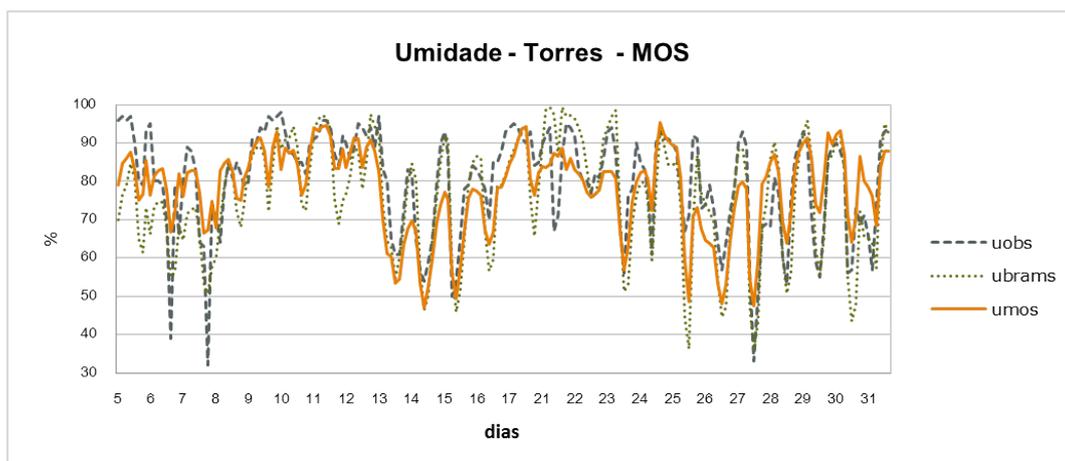


**Figura 6.74.** Temperatura Torres MOC

(tabela A.1) e para as 25 do MOC são utilizadas nove variáveis (tabela A.5) totalizando 48 ocorrências, sendo que somente *temperatura superfície mar* é utilizada com preditor nos dois métodos.

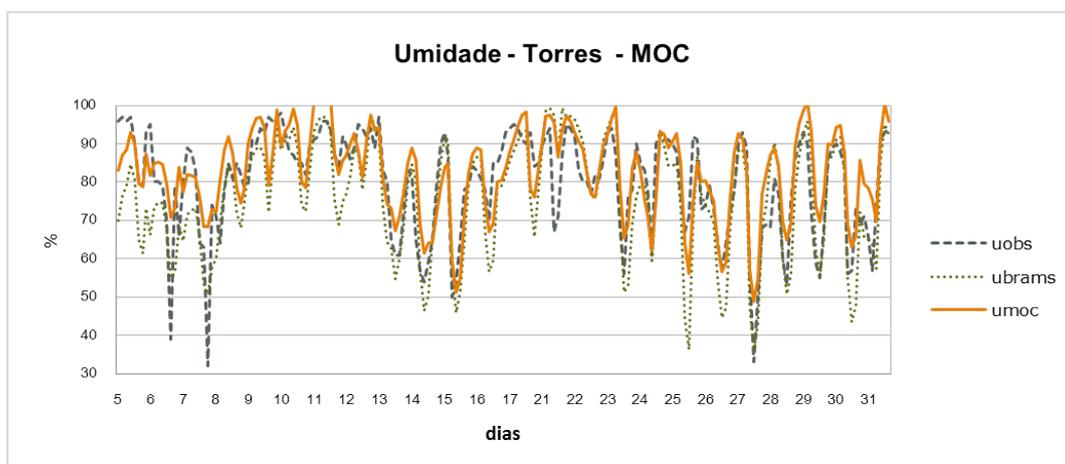
### 6.6.2 Umidade relativa do ar em Superfície

Analisando a figura 6.75 verifica-se que a correção não consegue acompanhar a variável observada, ficando mais parecida com a do BRAMS. No dia 8, enquanto a variável corrigida (*umos*) fica próxima de 70%, umidade, a observada, alcança quase 30%. A umidade relativa prevista pelo BRAMS e a corrigida são subestimadas, o Viés é -4,2% para o BRAMS e -2,35% para o MOS (tab. 6.29). Os erros calculados pelo EMA e REQM também se mantêm próximos aos do BRAMS, mas ligeiramente menores e, com isso, os SSs calculados são 4,77% e 9,37% respectivamente.



**Figura 6.75.** Umidade relativa Torres MOS

Na figura 6.76 a variável corrigida (*umoc*) não consegue acompanhar a observada quando essa está próxima de 30%. O Viés é superestimado (2,4%), ao contrário do BRAMS e do MOS, mas em módulo está próximo do valor obtido pelo MOS (tabela 6.29). Como o EMA e o REQM diminuem, em relação ao BRAMS, os resultados melhoraram 11,86% e 9,73% respectivamente (tabela 6.30).



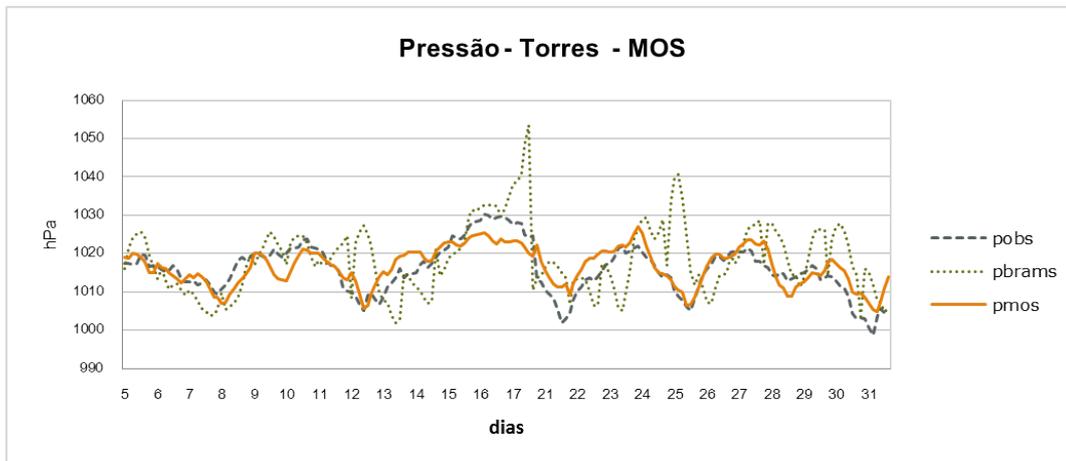
**Figura 6.76.** Umidade relativa Torres MOC

O MOS (tab. A.2) necessita três variáveis para corrigir a umidade relativa enquanto o MOC (tab. A.6) utiliza 13 em um total de 63 ocorrências.

### 6.6.3 Pressão à Superfície

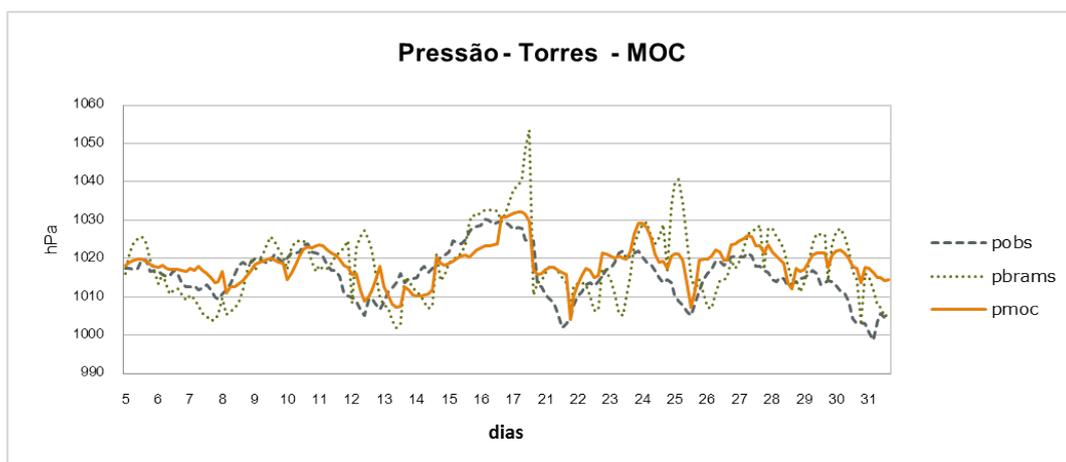
Analisando o gráfico da figura 6.77 percebe-se que a variável *pbrams*, calculada pelo BRAMS, segue a tendência das outras estações já descritas. Na correção, *pmos*, se aproxima

da observada e o resultado obtido é uma melhora superior a 50% (tabela 6.30). O Viés (tab. 6.29) do BRAMS é superestimado (2,62 hPa), o mesmo acontece com o do MOS (0,69 hPa), o que pode ser observado na fig. 6.77.



**Figura 6.77.** Pressão Torres MOS

A pressão corrigida pelo MOC (*pmoc*) também se mostra melhor que a do BRAMS (*pbrams*). O Viés, do MOC é superestimado (2,78 hPa), o EMA e o REQM são 4,74 e 5,87 hPa respectivamente (tabela 6.29), assim o método apura os resultados em 29,3% e 34,31% (tab. 6.30) respectivamente.



**Figura 6.78.** Pressão Torres MOC

Para calcular a pressão corrigida, o MOS (tabela A.3) utiliza três preditores e o MOC (tabela A.7) oito, incluindo *componente u do vento em 850 hPa* e *temperatura do ar em 1000 hPa* utilizados no MOS, totalizando 55 ocorrências.

#### 6.6.4 Chuva acumulada em 1h

Observando a figura 6.79 percebe-se que o BRAMS (*cbrams*), assim como o MOS (*cmos*) têm dificuldade em prever a quantidade de chuva no período de uma hora. A chuva é subestimada pelo BRAMS, seu Viés é -0,09 mm (tab. 6.29) enquanto que com o MOS esse valor passa para -0,02 mm, o EMA passa de 0,26 para 0,25 mm e o REQM de 1,05 para 0,76 mm. Pelo SS do EMA, o MOS piora o resultado do BRAMS em 16,24% (tab. 6.29).

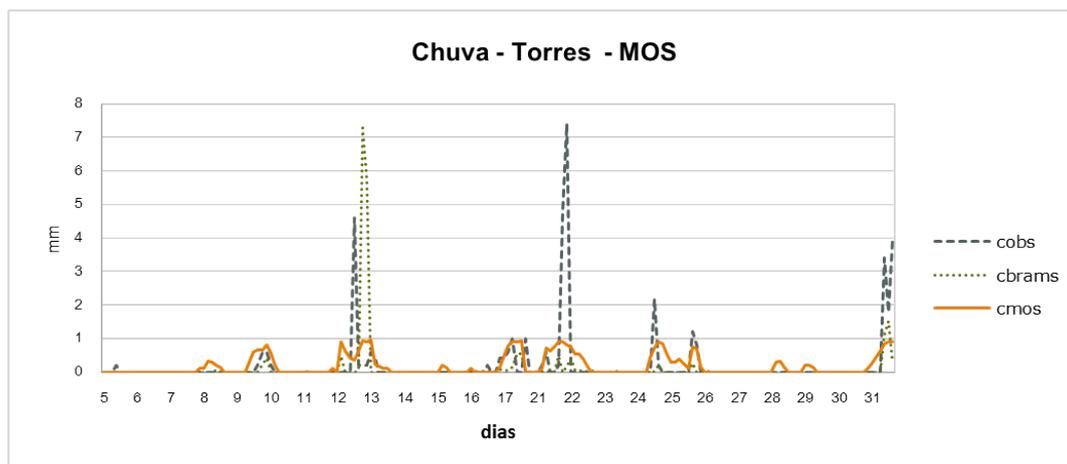


Figura 6.79. Chuva Torres MOS

O MOC (*cmoc*) obtém quase todos os resultados próximos de zero (figura 6.80). O Viés é menor do que o do BRAMS e igual ao do MOS, -0,09 mm (tab. 6.29) e o SS do EMA mostra que o resultado em relação ao BRAMS piora, atingindo o resultado -6,08% (tab. 6.30), mas isso se deve a um aumento de 0,01 mm.

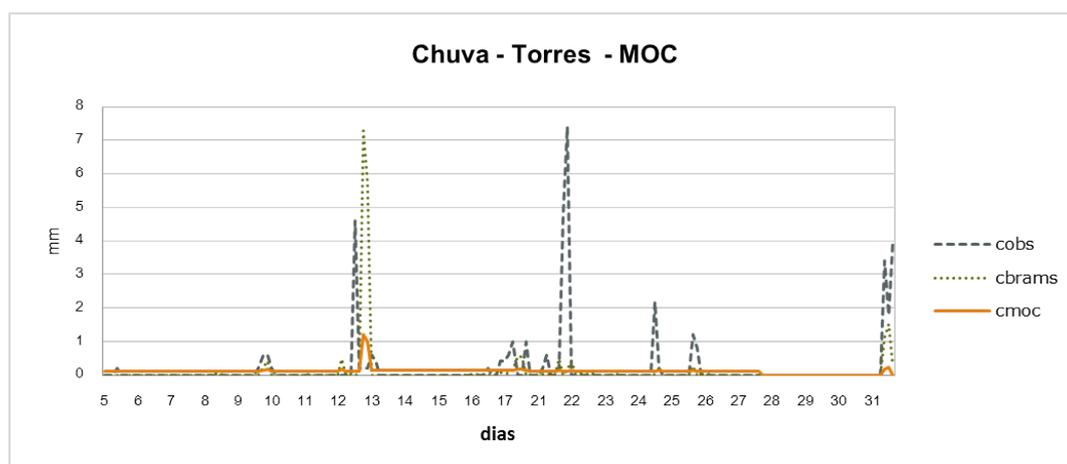


Figura 6.80. Chuva Torres MOC

As equações do MOS e do MOC são formadas por um único preditor *umidade relativa em 500 hPa* e *taxa precipitação* respectivamente (tabelas A.4 e A.8).

Como pode ser observado na tabela 6.28, o percentual de acertos (PC) do BRAMS é de 89% em contrapartida 30% no MOC e 74% no MOS. E, analisando a detecção de chuva (POD) a previsão do BRAMS sem correção é melhor, embora nessa coordenada o MOS tenha conseguido 36%.

**Tabela 6.28.** Tabela Contingência Torres

	FAR	POD	PC
BRAMS	0,25	0,75	0,89
MOC	0,83	0,18	0,30
MOS	0,64	0,36	0,74

**Tabela 6.29.** Erros Torres

	BRAMS				MOS				MOC			
	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva
Viés	0,90	-4,2	2,62	-0,09	0,46	-2,35	0,69	-0,02	-0,40	2,40	2,78	-0,09
EMA	1,74	7,86	6,71	0,26	1,42	7,49	3,09	0,25	1,45	6,93	4,74	0,27
REQM	2,27	10,49	8,94	1,05	1,95	9,51	3,79	0,76	2,05	8,98	5,87	0,85

**Tabela 6.30.** Skill Score Torres

	MOS				MOC			
	temperatura	umidade	pressão	chuva	temperatura	umidade	pressão	chuva
EMA	18,43	4,77	53,88	2,57	16,61	11,86	29,3	-6,08
REQM	14,16	9,37	57,65	27,61	9,73	14,41	34,31	19,00

### 6.6.5 Conclusão

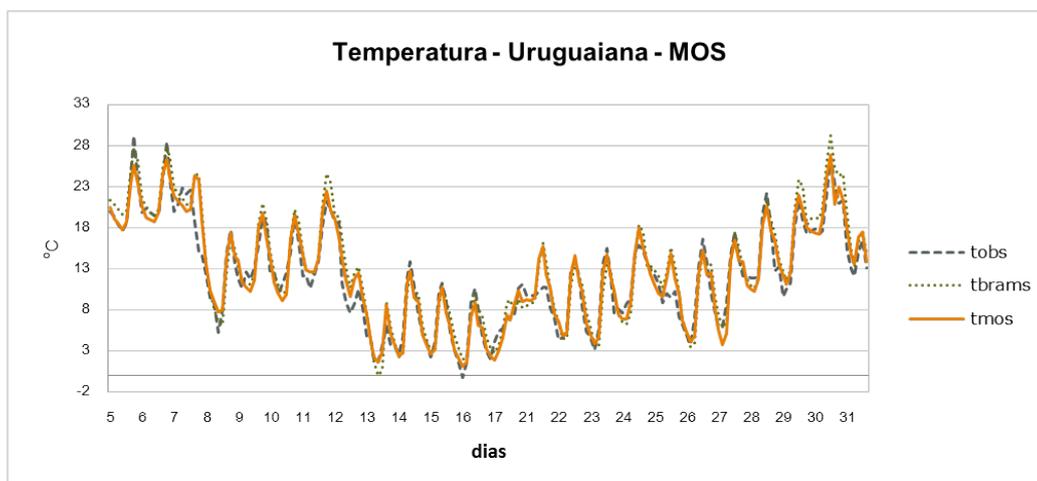
O método de correção estatística que obtém melhor resultados na correção da temperatura (18,43%) e na pressão (53,88%) é o MOS. O MOC obtém melhor resultado para a umidade relativa (11,86%) (tab. 6.30). A chuva apresenta um dos melhores resultados entre as estações já descritas, 2,57% no SS (tab. 6.30) do MOS, e também atinge o índice de 0,36 no POD (tab. 6.28).

## 6.7 Uruguaiana

### 6.7.1 Temperatura da superfície

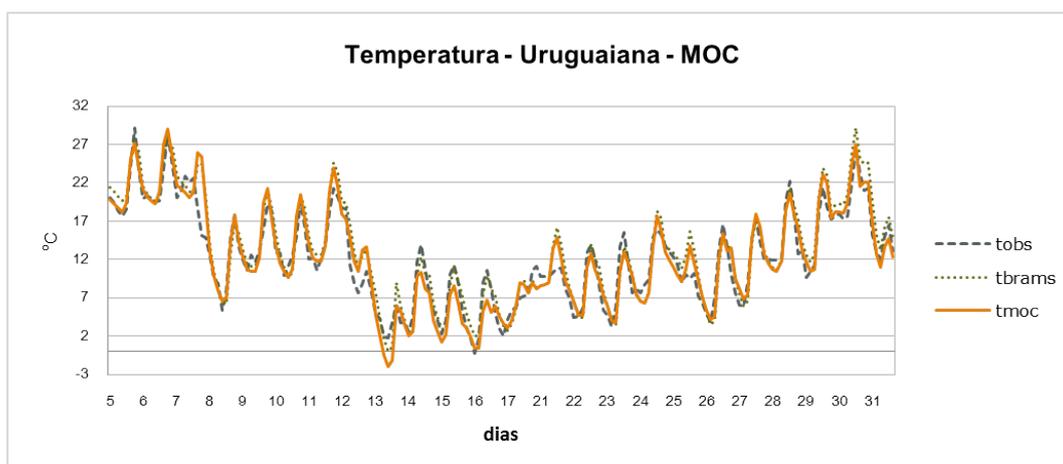
A temperatura calculada pelo BRAMS (*tbrams*) é semelhante a observada (*tobs*) e a corrigida pelo MOS (*tmos*), como pode ser observado na figura 6.81. O Viés calculado tanto para o BRAMS quanto para o MOS demonstra que esta variável é superestimada em 0,89 °C e 0,29 °C respectivamente (tabela 6.32). Com a calibração o EMA e o REQM

diminuem aproximadamente  $0,5\text{ }^{\circ}\text{C}$  em relação ao erros do BRAMS (tabela 6.32) perfazendo uma melhora de 25,83% no EMA e 20,01% no REQM (SS tabela 6.33).



**Figura 6.81.** Temperatura Uruguaiana MOS

O Viés do MOC também é superestimado ( $0,11\text{ }^{\circ}\text{C}$ ), mais baixo do que o MOS, porém, os outros erros aumentaram (tabela 6.32). Tanto o BRAMS quanto o MOC (figura 6.82) apresentam o mesmo comportamento, *tmoc* é a temperatura corrigida. O EMA e o REQM (tabela 6.32) diminuem em relação ao BRAMS fazendo com que o *Skill Score* apresente um resultado positivo para os dois índices (12,68% e 8%).



**Figura 6.82.** Temperatura Uruguaiana MOC

Para a formação da equação de regressão do MOS são necessárias três variáveis (tabela A.1) e para as 25 do MOC são utilizadas 12 variáveis (tabela A.5) totalizando 59 ocorrências, sendo que somente *altura geopotencial de 1000 hPa* é utilizada com preditor nos dois métodos.

### 6.7.2 Umidade relativa do ar em Superfície

Analisando a figura 6.83 verifica-se que a correção não consegue acompanhar a variável observada, principalmente quando essa atinge valores superiores a 90%. A umidade relativa prevista pelo BRAMS e a corrigida são subestimadas, o Viés é -2,72% para o BRAMS e -6,47% para o MOS (tab. 6.32). Os erros calculados pelo EMA e REQM também aumentaram e, com isso, os SSs calculados são -23,23% e -14,04% respectivamente.

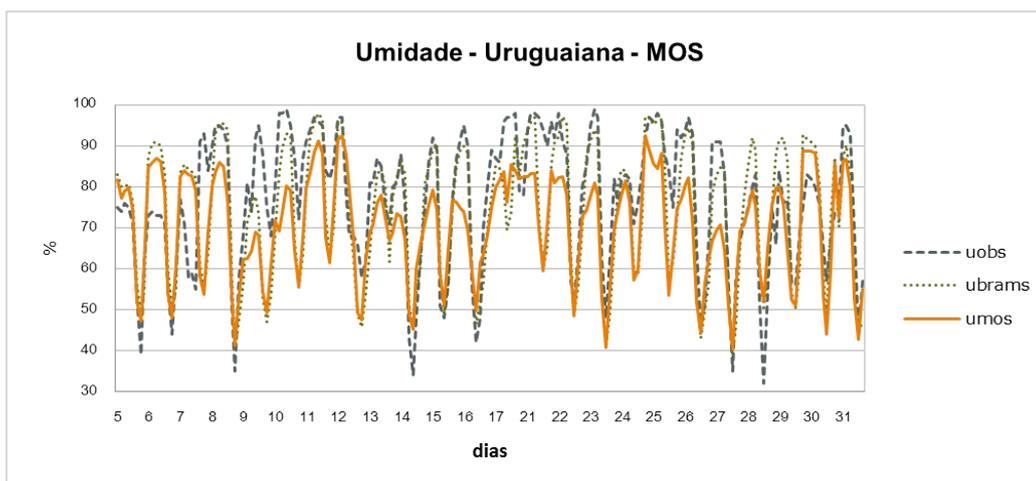


Figura 6.83. Umidade relativa Uruguiana MOS

Na figura 6.84, a variável corrigida (*umoc*) não consegue acompanhar a observada quando essa está próxima de 40%, mas em algumas datas consegue valores acima de 90%. O Viés também é subestimado (-1,15%), o menor de todos os três (tabela 6.32). Como o EMA e o REQM diminuem, em relação ao BRAMS, os resultados melhoraram 13,69% e 11,59% respectivamente (tabela 6.33).

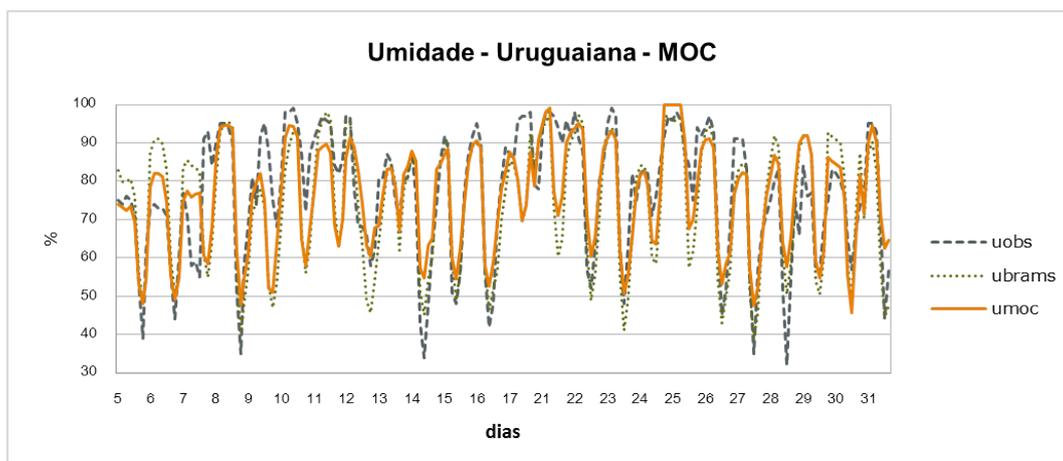


Figura 6.84. Umidade relativa Uruguiana MOC

O MOS (tab. A.2) utiliza duas variáveis para corrigir a umidade relativa enquanto o MOC (tab. A.6) necessita oito, em um total de 51 ocorrências. Os dois preditores (*umidade relativa em 1000 hPa* e *radiação onda curta*) utilizados no MOS estão entre os utilizados no MOC.

### 6.7.3 Pressão à Superfície

Analisando o gráfico da figura 6.85 percebe-se que a variável *pbrams*, calculada pelo BRAMS, segue a tendência das outras estações já descritas, apresenta valores bem diferentes do observado. Na correção, *pmos*, a variável corrigida, se aproxima da observada e o resultado obtido é uma melhora superior a 50% (tabela 6.33). O Viés (tab. 6.32) do BRAMS é superestimado (5,83 hPa), o mesmo não acontece com o do MOS (-1,24 hPa), o que pode ser observado na fig. 6.85.

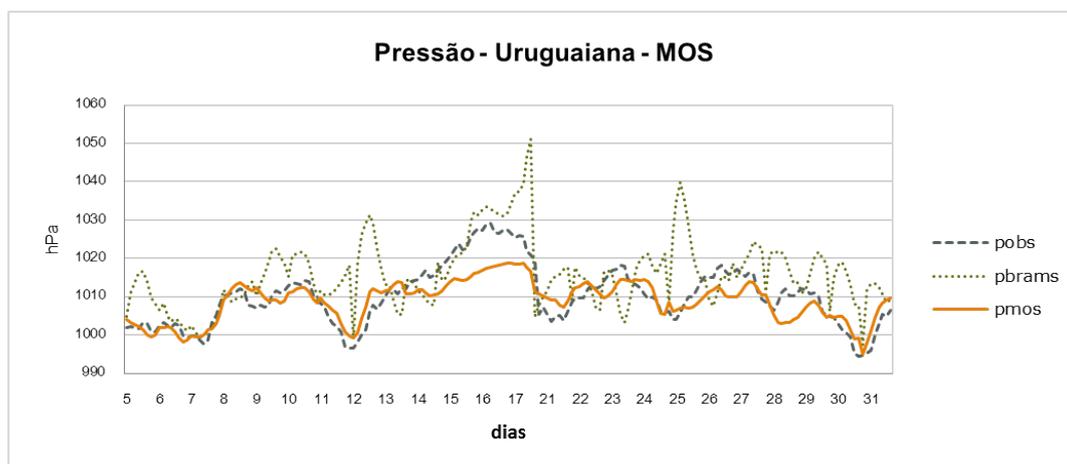


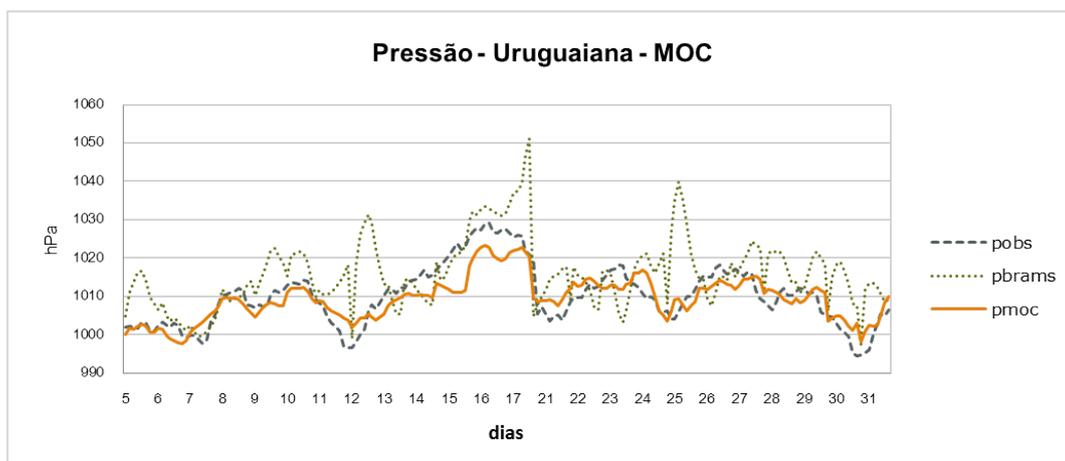
Figura 6.85. Pressão Uruguaiana MOS

A pressão corrigida pelo MOC (*pmoc*) também se mostra melhor que a do BRAMS (*pbrams*). O Viés, do MOC é subestimado (-0,82 hPa), o EMA e o REQM são 3,34 e 4,1 hPa respectivamente (tabela 6.32), assim o método apura os resultados em 56,59% e 59,75% (tab. 6.33) respectivamente.

Para calcular a pressão corrigida, o MOS (tabela A.3) utiliza três preditores e o MOC (tabela A.7) cinco, totalizando 56 ocorrências. Nenhuma das variáveis aparece nos dois métodos.

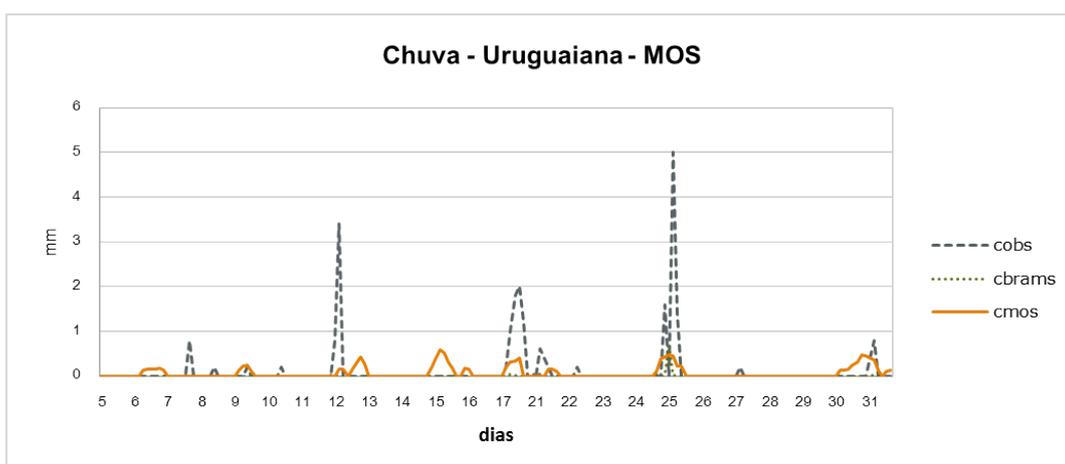
### 6.7.4 Chuva acumulada em 1h

Observando a figura 6.87 nota-se que o BRAMS (*cbrams*), assim como o MOS (*cmos*) possuem dificuldade em prever a quantidade de chuva no período de uma hora. A chuva é



**Figura 6.86.** Pressão Uruguiana MOC

subestimada pelo BRAMS, seu Viés é  $-0,11$  mm (tab. 6.32) enquanto que com o MOS esse valor passa para  $-0,05$  mm, o EMA passa de  $0,12$  para  $0,15$  mm e o REQM de  $0,53$  para  $0,49$  mm. Pelo SS do EMA, o MOS piora o resultado do BRAMS quase 20% (tab. 6.32).

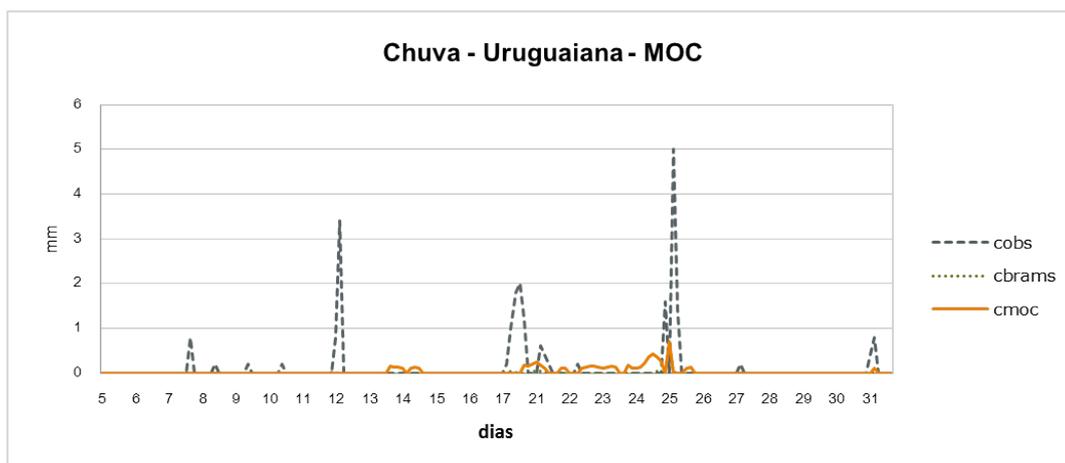


**Figura 6.87.** Chuva Uruguiana MOS

O MOC (*cmoc*) alcança quase o mesmo resultado do MOS, figura 6.88, mas só consegue calcular pequenos volumes entre os dias 17 e 26. O Viés é menor do que o do BRAMS,  $-0,08$  mm (tab. 6.32) e o SS do EMA mostra que o resultado em relação ao BRAMS piora, atingindo o resultado  $-20,29\%$  (tab. 6.33).

As equações do MOC são formadas por cinco preditores e a equação do MOS por um (*umidade relativa em 500 hPa*), sendo que esse, não aparece entre os do método anterior (tabelas A.4 e A.8).

Como pode ser observado na tabela 6.31, o percentual de acertos (PC) do BRAMS é de 88%, do MOC é 74% e o MOS 75%. E, analisando a detecção de chuva (POD) a previsão



**Figura 6.88.** Chuva Uruguiana MOC

corrigida pelo MOS é melhor. O falso alarme do BRAMS (FAR=1) se deu porque esse só previu chuva uma única vez e o evento não ocorreu.

**Tabela 6.31.** Tabela Contingência Uruguiana

	FAR	POD	PC
BRAMS	1,00	0,00	0,88
MOC	0,89	0,11	0,74
MOS	0,76	0,24	0,75

**Tabela 6.32.** Erros Uruguiana

	BRAMS				MOS				MOC			
	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva
Viés	0,89	-2,72	5,83	-0,11	0,29	-6,47	-1,24	-0,05	0,11	-1,15	-0,82	-0,08
EMA	1,72	8,77	7,69	0,12	1,28	10,81	3,51	0,15	1,50	7,57	3,34	0,15
REQM	2,16	11,6	10,2	0,53	1,73	13,23	4,38	0,49	1,99	10,26	4,10	0,53

**Tabela 6.33.** Skill Score Uruguiana

	MOS				MOC			
	temperatura	umidade	pressão	chuva	temperatura	umidade	pressão	chuva
EMA	25,83	-23,23	54,41	-19,93	12,68	13,69	56,59	-20,29
REQM	20,01	-14,04	57,03	7,84	8,00	11,59	59,75	-0,70

### 6.7.5 Conclusão

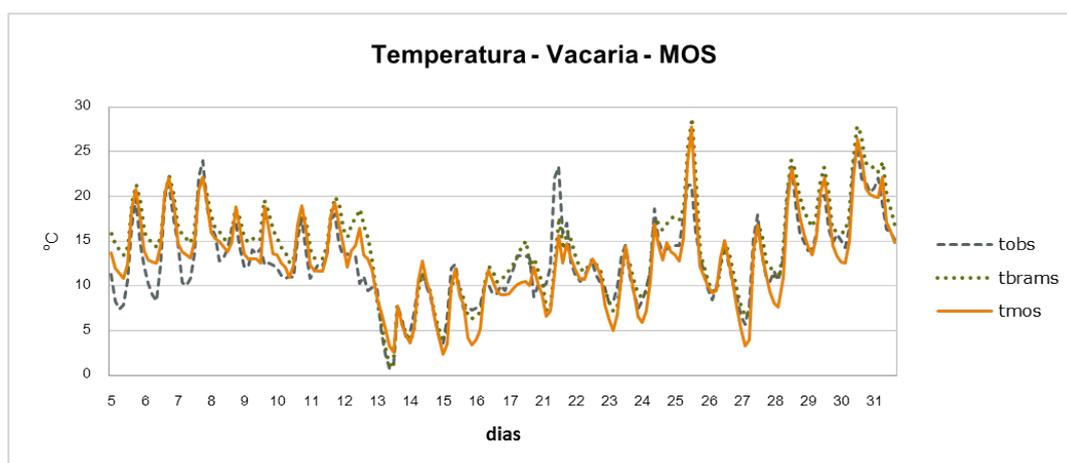
O método de correção estatística que obtém melhor resultado na correção da temperatura (25,83%) é o MOS. O MOC consegue o melhor resultado para a umidade relativa (13,69%). A pressão obtém índices semelhantes, aproximadamente 55%, o que representa um bom ajuste (tab. 6.33). A chuva não apresenta resultado satisfatório em nenhum dos

métodos levando em consideração a quantidade estimada e a probabilidade de detecção (tab. 6.31).

## 6.8 Vacaria

### 6.8.1 Temperatura da superfície

A temperatura calculada pelo BRAMS (*tbrams*) é semelhante a observada (*tobs*) e a corrigida pelo MOS (*tmos*), como pode ser observado na figura 6.89. O Viés calculado tanto para o BRAMS quanto para o MOS demonstra que esta variável é superestimada em 1,52 °C e 0,02 °C respectivamente (tabela 6.35). Com a calibração o EMA e o REQM diminuem pouco em relação ao erros do BRAMS (tabela 6.35) melhorando 21,78% no EMA e 19,82% no REQM (SS tabela 6.36).



**Figura 6.89.** Temperatura Vacaria MOS

O MOC apresenta um Viés subestimado (-0,04 °C) (tabela 6.35). Tanto o BRAMS quanto o MOC (figura 6.90) apresentam o mesmo comportamento, *tmoc* é a temperatura corrigida. O EMA e o REQM (tabela 6.35) diminuem em relação ao BRAMS fazendo com que o *Skill Score* apresente um resultado positivo para os dois índices (19,31% e 11,63%), ainda que menores do que o método anterior.

Para a formação da equação de regressão do MOS são necessárias três variáveis (tabela A.1) e para as 25 do MOC são utilizadas oito (tabela A.5) totalizando 60 ocorrências, sendo que somente *temperatura da vegetação* é utilizada com preditor nos dois métodos.

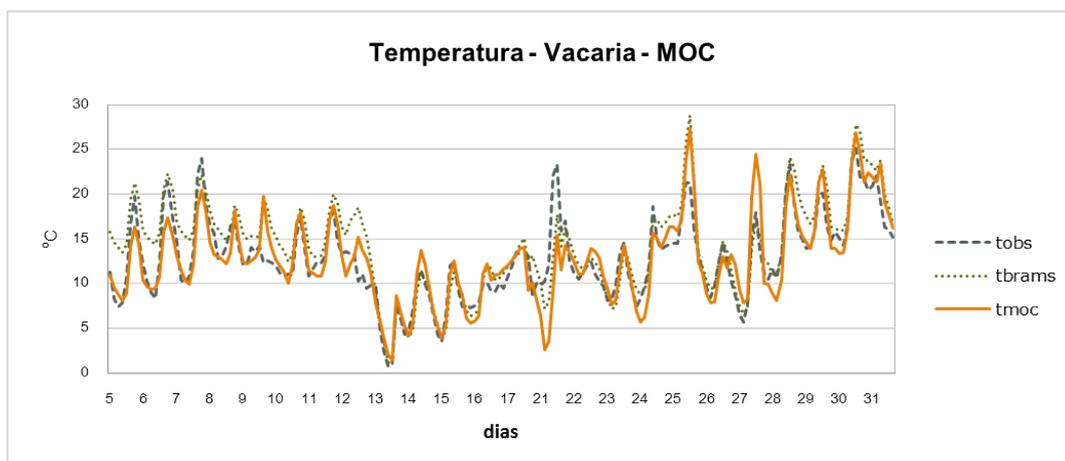


Figura 6.90. Temperatura Vacaria MOC

### 6.8.2 Umidade relativa do ar em Superfície

Analisando a figura 6.91 verifica-se que a correção não consegue acompanhar a variável observada e o BRAMS, a partir do dia 13, várias vezes chegou a 100%, enquanto a observada e o BRAMS não. A umidade relativa prevista pelo BRAMS é subestimada e a corrigida superestimada, o Viés calculado é -5,92% para o BRAMS e 6,25% para o MOS (tab. 6.35). Os erros calculados pelo EMA e REQM são maiores do que os do BRAMS e, com isso, os SSs calculados são -50,31% e -34,28% respectivamente.

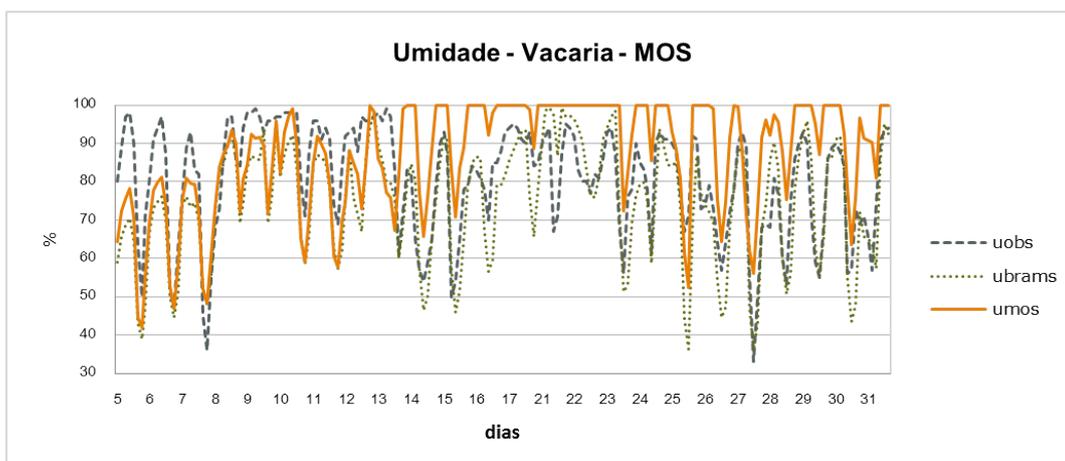
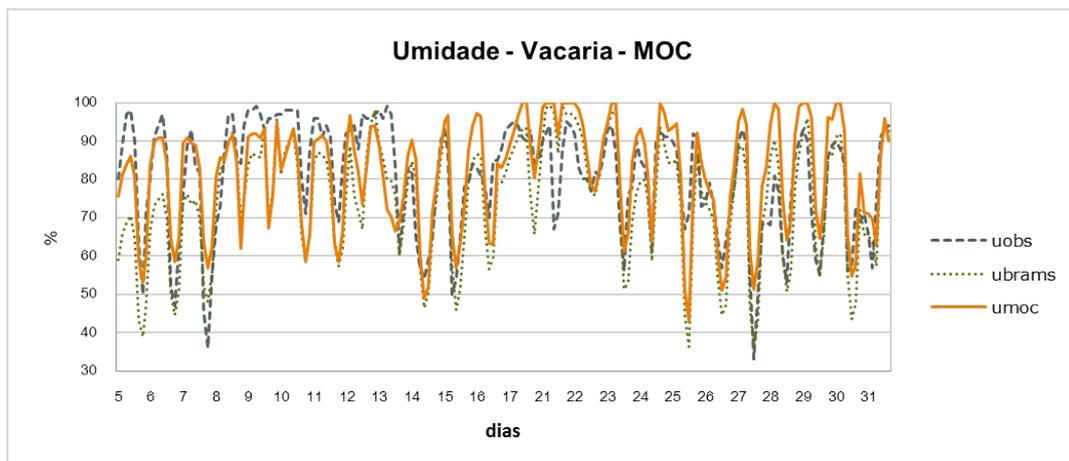


Figura 6.91. Umidade relativa Vacaria MOS

Na figura 6.92 a variável corrigida (*umoc*) não consegue acompanhar a observada melhor do que o método anterior. O Viés é superestimado (0,79%), bem menor do que o valor obtido pelo MOS (tabela 6.35). Como o EMA e o REQM diminuem, em relação ao BRAMS, os resultados melhoraram 3,79% e 8,01% respectivamente (tabela 6.36).

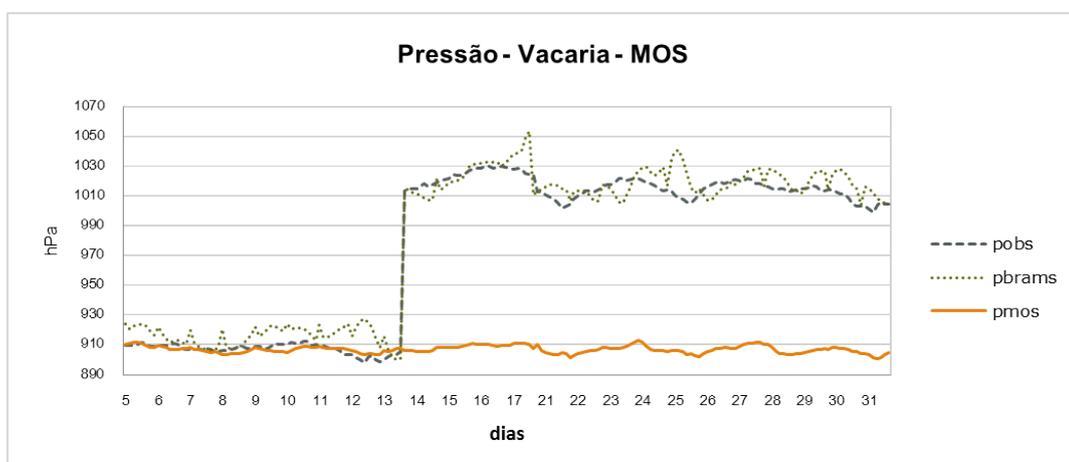


**Figura 6.92.** Umidade relativa Vacaria MOC

O MOS (tab. A.2) necessita três variáveis para corrigir a umidade relativa enquanto o MOC (tab. A.6) utiliza 12 em um total de 64 ocorrências.

### 6.8.3 Pressão à Superfície

Analisando o gráfico da figura 6.93 percebe-se que a variável *pbrams*, calculada pelo BRAMS, possui um comportamento semelhante a pressão observada, o que não foi visto nas estações anteriores. Na correção, *pmos*, não consegue acompanhar a alta (como pode ser observado nas figuras A.1, A.2 e A.3) que ocorre no dia 13, por isso, seus resultados são os piores, o SS é negativo -767,97% para o EMA (tabela 6.36). O Viés (tab. 6.35) do BRAMS é superestimado (5,73 hPa), o mesmo não acontece com o do MOS (-69,63 hPa), o que pode ser observado na fig. 6.93. Analisando a série de treinamento do método se observa que a pressão, nesta coordenada, se mantém em torno de 900 hPa.



**Figura 6.93.** Pressão Vacaria MOS

A pressão corrigida pelo MOC ( $p_{moc}$ ) se mostra melhor que a do BRAMS ( $p_{brams}$ ). O Viés, do MOC é subestimado (-2,52 hPa), 0 EMA e o REQM são 4,12 e 5,1 hPa respectivamente (tabela 6.35), assim o método apura os resultados em 49,12% e 20,83% (tab. 6.36) respectivamente. O MOC consegue acompanhar perfeitamente a alta do dia 13, isso se deve ao método, que utiliza uma série de treinamento recente para gerar as equações.

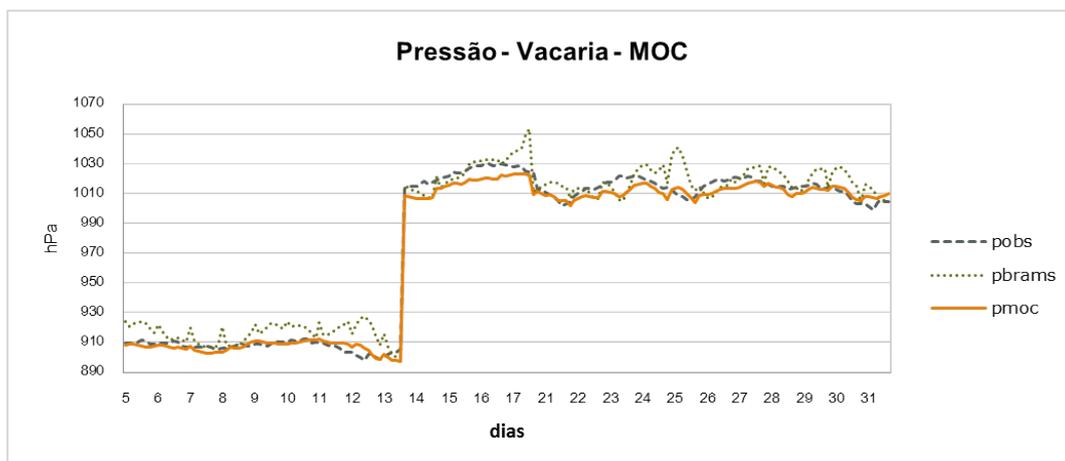


Figura 6.94. Pressão Vacaria MOC

Para calcular a pressão corrigida, o MOS (tabela A.3) utiliza três preditores e o MOC (tabela A.7) oito, incluindo *componente u do vento em 850 hPa* e *altura geopotencial de 1000 hPa* utilizados no MOS, totalizando 65 ocorrências.

#### 6.8.4 Chuva acumulada em 1h

Observando a figura 6.95 observa-se que o MOS ( $cmos$ ) não prevê chuva em toda a série de teste. A chuva é subestimada pelo BRAMS, seu Viés é -0,15 mm (tab. 6.35) enquanto que com o MOS esse valor passa para -0,23 mm, o EMA passa de 0,21 para 0,23 mm e o REQM de 0,86 para 0,93 mm. Pelo SS do EMA, o MOS piora o resultado do BRAMS em 9,66% (tab. 6.35).

O MOC ( $cmoc$ ) consegue prever com um pequeno atraso, no dia 12, quase a quantidade correta de chuva, figura 6.96. O Viés é menor do que o do BRAMS, -0,03 mm (tab. 6.35) e o SS do EMA mostra que o resultado em relação ao BRAMS piora, atingindo o resultado -31,58% (tab. 6.36).

As equações do MOC são formadas por cinco preditores e a equação do MOS por um (*umidade relativa em 500 hPa*), sendo que esse é um dos mais repetidos no MOC (tabelas A.4 e A.8).

Como pode ser observado na tabela 6.34, o percentual de acertos (PC) do BRAMS é de

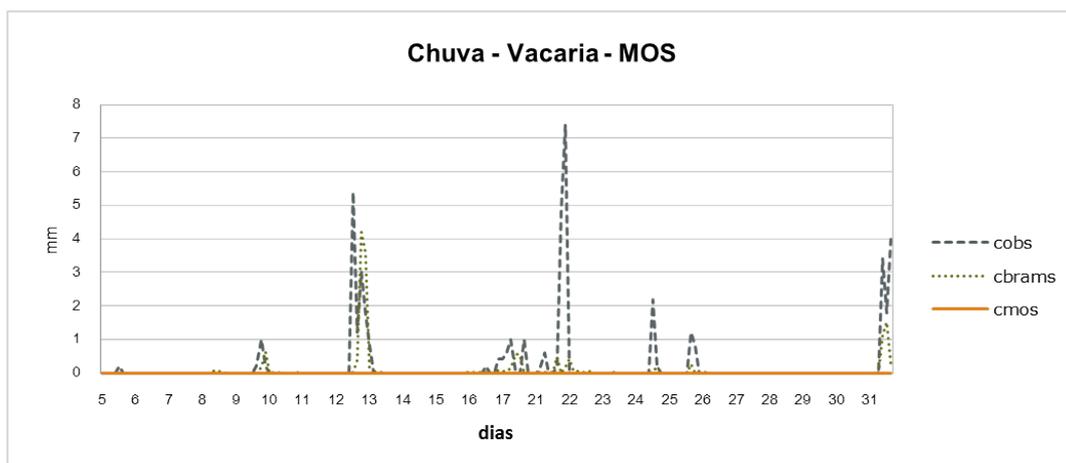


Figura 6.95. Chuva Vacaria MOS

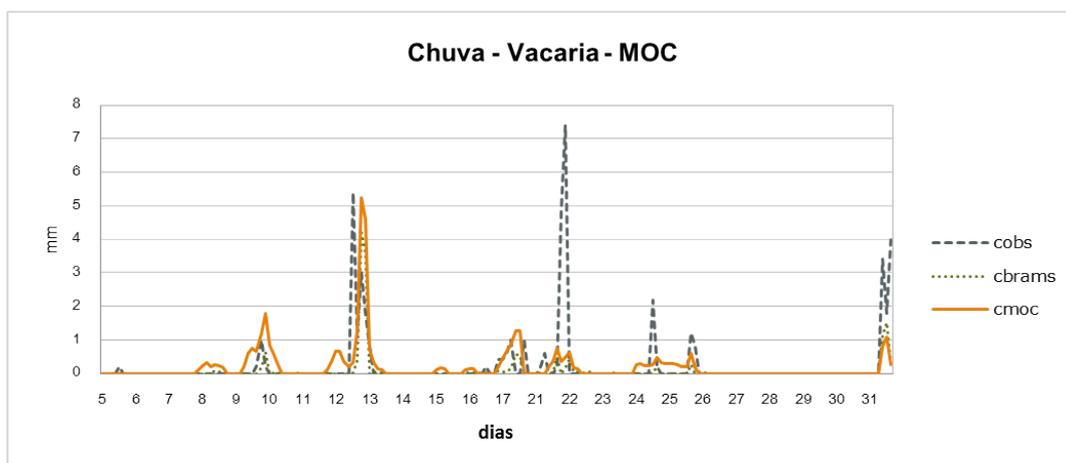


Figura 6.96. Chuva Vacaria MOC

91%, do MOC 73% e do MOS 86%. E, analisando a detecção de chuva (POD) a previsão do BRAMS sem correção é melhor, seguido do MOC com 0,32. O MOS não apresenta resultado porque não prevê chuva no período.

Tabela 6.34. Tabela Contingência Vacaria

	FAR	POD	PC
BRAMS	0,19	0,81	0,91
MOC	0,68	0,32	0,73
MOS	N/A	N/A	0,86

### 6.8.5 Conclusão

O método de correção estatística que obtém melhor resultado na correção da temperatura (21,78%) é o MOS. A melhor correção para a umidade relativa é do MOC (3,79%),

**Tabela 6.35.** Erros Vacaria

	BRAMS				MOS				MOC			
	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva	temp.	umid.	pres.	chuva
Viés	1,52	-5,92	5,73	-0,15	0,02	6,25	-69,63	-0,23	-0,04	0,79	-2,52	-0,03
EMA	2,14	9,08	8,10	0,21	1,68	13,65	70,31	0,23	1,73	8,74	4,12	0,28
REQM	2,79	11,82	10,37	0,86	2,23	15,88	87,14	0,93	2,46	10,88	5,10	0,87

**Tabela 6.36.** Skill Score Vacaria

	MOS				MOC			
	temperatura	umidade	pressão	chuva	temperatura	umidade	pressão	chuva
EMA	21,78	-50,31	-767,97	-9,66	19,31	3,79	49,12	-31,58
REQM	19,82	-34,28	-740,15	-7,94	11,63	8,01	50,83	-1,86

assim como a pressão (49,12%), o que representa um bom ajuste (tab. 6.36). A chuva não apresenta resultado satisfatório em nenhum dos métodos levando em consideração a quantidade estimada. Na probabilidade de detecção, o MOC, levando em consideração todos os resultados obtidos nesse índice, nas outras estações, apresenta resultado satisfatório (0,32) (tab. 6.34).

## 6.9 Quadros Resumo

### 6.9.1 Resultados Skill Score

Esta seção mostra o quadro resumo (6.37) dos *Skill Scores* do EMA para todas as localidades trabalhadas.

**Tabela 6.37.** Skill Scores EMA

	MOS				MOC			
	temperatura	umidade	pressão	chuva	temperatura	umidade	pressão	chuva
Bagé 24	15,80	15,01	30,69	-26,89	-4,64	10,6	12,54	-29,73
Bagé 48	10,65	28,01	34,98	-49,24	0,94	7,69	-20,02	-56,90
Bagé 72	15,08	25,63	32,01	-75,2	-9,76	-1,83	-20,26	-57,67
Porto Alegre 24	17,14	7,78	47,50	-7,96	7,99	11,47	50,68	-44,08
Porto Alegre 48	17,60	10,07	50,93	-63,68	9,48	3,26	7,59	-59,96
Porto Alegre 72	22,95	14,45	49,70	-104,22	-23,23	-20,33	-7,50	-76,47
Chuí	13,29	18,12	21,74	-48,30	9,35	21,43	43,70	-40,81
Santa Maria	14,32	-5,97	86,54	-51,38	12,49	17,44	86,00	-44,62
Santa Rosa	39,46	-3,40	63,43	-16,24	29,55	-12,95	64,73	-25,39
Torres	18,43	4,77	53,88	2,57	16,61	11,86	29,3	-6,08
Uruguaiana	25,83	-23,23	54,41	-19,93	12,68	13,69	56,59	-20,29
Vacaria	21,78	-50,31	-767,97	-9,66	19,31	3,79	49,12	-31,58

### 6.9.2 Preditores

A seguir são mostrados os preditores de cada método para cada uma das variáveis em cada localidade. Quanto menor o número de preditores, mais forte é a relação estatística entre eles e o preditando. A temperatura no MOS utiliza no mínimo dois e no máximo quatro preditores. Sendo que os mais utilizados são *temperatura da vegetação*, em todas as estações, e *altura geopotencial de 1000 hPa* em seis (tab. A.1). A umidade relativa, no MOS, utiliza no mínimo dois e no máximo quatro preditores. Os mais utilizados são *fluxo de calor latente* e *radiação onda curta* quatro vezes (tab. A.2). A pressão, no MOS, no máximo seis preditores. Os mais utilizados são *componente u do vento em 850 hPa* sete vezes e *temperatura ponto orvalho 700 hPa* cinco (tab. A.3). As equações da chuva, no MOS, são formadas em sua maioria por um preditor, exceto em três localidades, onde foram necessários dois. O mais utilizado é *temperatura ponto orvalho 500 hPa* (tab. A.4).

A temperatura, no MOC, utiliza 39 variáveis como preditores, sendo que *temperatura do ar 2 m* repete 36 vezes, *temperatura do ar em 500 hPa* 31, *fluxo de calor latente* 38 e *radiação onda curta* 101. Ao total, entre todas, são 468 repetições. Porto Alegre é a que mais utiliza variáveis (74) e Santa Rosa, menos (43) (tab. A.5).

A umidade relativa, no MOC, utiliza 30 variáveis como preditores, sendo que *umidade relativa em 1000 hPa* repete 52 vezes, *umidade relativa em 850 hPa* 40, *fluxo de calor latente* 90 e *umidade relativa 2 m* 55. Ao total, entre todas, são 441 repetições. Vacaria é a que mais utiliza variáveis (64) e Santa Rosa, menos (44) (tab. A.6).

A pressão, no MOC, utiliza 18 variáveis como preditores, sendo que *componente u do vento em 850 hPa* repete 72 vezes, *componente v do vento em 500 hPa* 64, *taxa de vapor d'água 2 m* 31 e *altura geopotencial de 1000 hPa* 191. Ao total, entre todas, são 476 repetições. Bagé é a que mais utiliza variáveis (69) e Santa Rosa, menos (44) (tab. A.7).

A chuva, no MOC, utiliza 16 variáveis como preditores, sendo que *umidade relativa em 500 hPa* repete 42 vezes e *taxa precipitação* 103. Ao total, entre todas, são 196 repetições. Chuí é a que mais utiliza variáveis (27) e Santa Rosa, menos (18) (tab. A.8).

## Capítulo 7

# Conclusões

Este trabalho compara dois métodos de pós-processamento estatístico, *Model Output Statistics* (MOS) e *Model Output Calibration* (MOC), com o modelo numérico de previsão do tempo (BRAMS) e verifica qual dos modelos estatísticos é o mais adequado para operacionalização do BRAMS no Laboratório de Meteorologia e Qualidade do Ar (LMQA) do Centro Estadual de Pesquisa em Sensoriamento Remoto e Meteorologia (CEPSRM) da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS). As comparações entre os métodos são feitas utilizando o *Skill Score* do MAE em oito localidades do Estado, pois, esse erro não leva em consideração os *outliers* (tabela 6.37). A partir dos resultados obtidos pode-se concluir:

- a temperatura da superfície prevista pelo BRAMS possui erros calculados pequenos;
- o método que melhor corrige a temperatura da superfície, umidade relativa do ar em superfície e pressão à superfície nos períodos de 24-48-72h é o MOS;
- na maioria das localidades, os dois métodos estatísticos conseguem melhorar a previsão da temperatura da superfície em 24h;
- o MOC apresenta bons resultados para a umidade relativa do ar em superfície e pressão à superfície, no período de 24h, conseguindo índices maiores ou muito próximos do MOS;
- não foi possível melhorar os resultados da chuva acumulada em 1h com a utilização dos modelos estatísticos, pois essa, é uma variável discreta, sendo difícil o tratamento apenas estatístico;

O MOC é um método que necessita de um curto período para ajustar suas equações permitindo assim que sejam realizadas alterações no modelo (tamanho da grade, parametrizações etc) e aumentou a acurácia das previsões do BRAMS, principalmente na pressão à superfície, que é uma variável cuja previsão não apresenta bons resultados no modelo BRAMS. Esse

mesmo método também apresenta *skill score* aproximado ou superior aos do MOS para as variáveis temperatura da superfície e umidade relativa do ar em superfície. A partir dos resultados obtidos indica-se o MOC para a operacionalização do modelo BRAMS em execução no LMQA.

Para que seja possível aprimorar os resultados obtidos, sugere-se como trabalhos futuros:

- aperfeiçoar os métodos estatísticos para a previsão de chuva, utilizar períodos maiores do que 1h;
- incorporar dados observados na relação dos preditores;
- fazer análise sinótica para indicar possíveis preditores na formação da equação de regressão;
- testar outras variações dos métodos;
- utilizar outros métodos matemáticos e estatísticos de seleção dos preditores;
- definir equações específicas para 48 e 72h;
- diminuir o intervalo de saída do modelo;
- gerar equações para cada uma das estações do ano;
- corrigir outras variáveis além das testadas no presente trabalho.

# Referências Bibliográficas

ALMEIDA, E. S. **Climatologia de mesoescala em grade computacional**. Tese (Doutorado em Computação Aplicada) — Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2007.

BAARS, J.; MASS, C. F. Performance of national weather service forecasts compared to operational, consensus, and weighted model output statistics. **Weather and Forecasting**, v. 20, n. 6, p. 1034–1047, 2005.

BACKES, K. S. **Variações do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) do sensor MODIS associadas a variáveis climáticas para o estado do Rio Grande do Sul**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Santa Maria, 2010.

BRUNET, N.; VERRET, R.; YACOWAR, N. An objective comparison of model output statistics and perfect prog system in producing numerical weather element forecasts. **Weather and Forecasting**, v. 3, p. 273–283, 1998.

CHOU, S. C.; SOUZA, C. R. d.; GOMES, J. L.; EVANGELISTA, E. F.; OSÓRIO, C.; CATALDI, M. Refinamento estatístico das previsões horárias de temperatura a 2m do modelo Eta em estações do nordeste do brasil. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 22, n. 3, p. 287–296, 2007.

COMET. **Intelligent Use of Model-Derived Products -version 2**. fevereiro 2010. Disponível em: <[http://www.meted.ucar.edu/nwp/model\\_derivedproducts/](http://www.meted.ucar.edu/nwp/model_derivedproducts/)>.

CPTEC/INPE. **Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos/Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais**. maio 2010. Disponível em: <[http://www.inpe.br/pos\\_graduacao/cursos/meteorologia/index.php](http://www.inpe.br/pos_graduacao/cursos/meteorologia/index.php)>.

\_\_\_\_\_. **Novo supercomputador na Nature**. novembro 2010. Disponível em: <<http://www.cptec.inpe.br/supercomputador/>>.

FONSECA, J. F. B. **Modelos regionais de previsão numérica do tempo: Um estudo comparativo das destrezas dos modelos FSU e ETA, sobre a América do Sul**. Dissertação (Mestrado) — INPE, 1998.

GLAHN, H. R.; LOWRY, D. A. Use of model output statistics (MOS) in objective weather forecasting. **Journal Applied Meteorology**, v. 11, n. 8, p. 1203–1211, Dec 1972.

GNEITING, T.; RAFTERY, A. E.; III, A. H. W.; GOLDMAN, T. Calibrated probabilistic forecasting using ensemble model output statistics and minimum crps estimation. **Monthly Weather Review**, v. 133, p. 1098–1118, 2005.

HART, K. A.; STEENBURGH, W. J.; ONTON, D. J.; SIFFERT, A. J. An evaluation of mesoscale model based model output statistics (mos) during the 2002 olympic and paralympic winter games. **Weather and Forecasting**, v. 19, p. 200–218, 2004.

INMET. **Manual de Observações Meteorológicas**. 3. ed. Brasília, 1999.

JACKS, E.; BROWER, J.; DAGOSTARO, V.; DALLAVALLE, J. New ngm-based mos guidance for maximum/minimum temperature, probability of precipitation, cloud amount, and sea surface wind. **Weather and Forecasting**, v. 5, n. 1, p. 128–138, March 1990.

KIM, I. S.; CALVETTI, L.; PRESTES, S. D.; SIMONETTI, C. Aplicação do mos para previsão da temperatura mínima até 72 horas no estado do rio grande do sul. In: **Anais do X Congresso Brasileiro de Meteorologia**. [S.l.]: SBMET, 1998.

KIM, I. S.; QUADRO, M. F. L. d.; MARENGO, J. A. Sobre interpretação estatística da saída do modelo numérico. In: **Anais do X Congresso Brasileiro de Meteorologia**. [S.l.]: SBMET, 1998.

KLEIN, B.; LEWIS, M.; ENGER, I. Objective prediction of 5 day mean temperature during winter. **Journal of Meteorology**, v. 16, n. 6, p. 672–682, 1959.

LEMCKE, C.; KRUIZINGA, S. Model output statistics forecasts: Three years of operational experience in the netherlands. **Monthly Weather Review**, v. 116, n. 5, p. 1077–1090, 1988.

MAO, Q.; MCNIDER, R. T.; MUELLER, S. F.; JUANG, H.-M. H. An optimal model output calibration algorithm suitable for objective temperature forecasting. **Weather and Forecasting**, v. 14, n. 2, p. 190–202, 1999.

MONTGOMERY, D. C.; PECK, E. A.; VINING, G. G. **Introduction to Linear Regression Analysis**. 3. ed. [S.l.]: Wiley-Interscience, 2001. 641 p.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros**. 2. ed. Rio de Janeiro: Editora LTC, 2003. 463 p.

NETER, J.; KUTNER, M.; NACHTSHEIM, C.; LI, W. **Applied Linear Statistical Models**. 5. ed. New York: Mc Graw-Hill/Irwin, 2004. 1396 p.

OLSON, D. A.; JUNKER, N. W.; KORTY, B. Evaluation of 33 years of quantitative precipitation forecasting at the NMC. **Weather and Forecasting**, v. 10, n. 3, p. 498–511, 1995.

PIELKE, R. A. **Mesoscale Meteorological Modeling**. New York, N.Y: Academic Press, 1974. 612 p.

\_\_\_\_\_. \_\_\_\_\_. 2. ed. [S.l.]: Academic Press, 2002. 676 p. (International Geophysics Series, v. 78).

PIELKE, R. A.; COTTON, W. R.; WALKO, R. L.; TREMBAEK, C. J.; LYONS, W. A.; GRASSO, L. D.; NIEHOLLS, M. E.; MORAN, M. D.; WESLEY, D. A.; LEE, T. J.; COPELAND, J. H. A comprehensive meteorological modeling system - rams. meteorology and atmospheric physics. **Meteorology and Atmospheric Physics**, v. 49, p. 69–91, 1992.

RICHARDSON, L. F. **Weather Prediction by Numerical Process**. [S.l.]: Dover Publications, Inc., New York, 1965 (Reprint of original 1922).

SALDANHA, C. B.; PAZ, A. R.; ALLASIA, D.; COLLISCHONN, W.; BARRERA, D. Avaliação da chuva do hidroestimador para modelagem hidrológica na região da bacia do rio grande. In: **Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**. São Paulo: XVII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 2007.

SILVEIRA, R. B. d.; MOL, J. M. D. Alternativa para determinar acurácia da previsão do mbar utilizando Índice de brier. In: **Anais do XIV Congresso Brasileiro de Meteorologia**. [S.l.]: SBMET, 2006.

SOUZA, E. d. **Estudo teórico e numérico da relação entre convecção e superfícies heterogêneas na região amazônica**. Tese (Doutorado) — DCA/IAG/USP, 1999.

SUGAHARA, S. Uma experiência com modelo estatístico (MOS) para a previsão da temperatura mínima diária do ar. **Revista Brasileira de Geofísica**, scielo, v. 18, p. 3–12, 2000. ISSN 0102-261X.

TAPP, R. G.; WOODCOCK, F.; MILLS, G. A. The application of model output statistics to precipitation prediction in australia. **Monthly Weather Review**, v. 114, n. 1, p. 50–61, 1986.

TOZZI, L. R. L.; SILVA, M. G. A. J. d. Calibragem estatística das previsões de temperatura do modelo eta. In: **Anais do XII Congresso Brasileiro de Meteorologia**. [S.l.]: SBMET, 2002. p. 3528–3537.

TREICHRIEB, C. A. **Sensibilidade do BRAMS para previsão de chuva e temperatura, no nordeste do Rio Grande do Sul, para diferentes resoluções espaciais**. Dissertação (Mestrado) — universidade Federal de Santa Maria, 2008.

TREMBACK, C. J. **Numerical simulation of a mesoscale convective complex model development and numerical results**. Tese (Doutorado) — Department of Atmospheric Science, Colorado State University, 1990.

TRIPOLI, G. J.; COTTON, W. R. The colorado state university three-dimensional cloud mesoscale model part i: General theoretical framework and sensitivity experiments. **Journal Rech. Atmospheric**, v. 16, p. 185–220, 1982.

VISLOCKY, R. L.; FRICHT, J. Generalized additive models versus linear regression in generating probabilistic mos forecasts of aviation weather parameters. **Weather Forecasting**, v. 10, n. 4, p. 669–680, December 1995.

VISLOCKY, R. L.; YOUNG, G. S. The use of perfect prog forecasts to improve model output statistics forecasts of precipitation probability. **Weather Forecasting**, v. 4, p. 203–209, 1989.

WALKO, R.; TREMBACK, J. **RAMS The Regional Atmospheric Modeling System**. [S.l.], 2001. Draft.

\_\_\_\_\_. **Regional atmospheric modeling system. Version 6, User's Guide - Introduction**. [S.l.], 2005.

WEISBERG, S. **Applied Linear Regression**. 3. ed. New York: John Wiley & Sons, 2005. 310 p.

WILKS, D. **Statistical Methods in the Atmospheric Sciences**. 2. ed. [S.l.]: Academic Press, 2006. 627 p. (International Geophysics Series, v. 59).

WILSON, L. J.; YACOWAR, N. Statistical weather element forecasting in the canadian weather service. In: **WMO Symp. on Probabilistic and Statistical Methods in Weather Forecasting**. NIce: [s.n.], 1980. v. 40, p. 406.

**Apêndice A**

**Preditores**

Tabela A.1. Preditores MOS temperatura

	Bagé	Chuí	Porto Alegre	Santa Maria	Santa Rosa	Torres	Uruguaiana	Vacaria	total
temperatura do ar em 1000 hPa	1								1
temperatura do ar em 850 hPa				1					1
componente u do vento em 850 hPa	1								1
componente u do vento em 500 hPa		1							1
componente v do vento em 850 hPa				1					1
taxa de vapor d'água 2 m								1	1
temperatura da vegetação	1	1	1	1	1	1	1	1	8
fluxo de calor latente			1						1
radiação onda curta			1		1				2
albedo			1						1
altura geopotencial de 1000 hPa	1				1	1	1	1	6
temperatura ponto orvalho 1000 hPa						1			1
temperatura superfície mar						1			1
total	3	3	4	2	4	4	3	3	26

Tabela A.2. Preditores MOS umidade relativa

	Bagé	Chuí	Porto Alegre	Santa Maria	Santa Rosa	Torres	Uruguaiana	Vacaria	total
componente u do vento 10 m		1				1			2
componente v do vento 10 m	1			1					2
umidade relativa em 1000 hPa	1						1	1	3
umidade relativa em 850 hPa					1				1
umidade relativa em 700 hPa			1						2
altura da camada limite				1					2
temperatura ponto de orvalho 2 m						1			1
temperatura da vegetação						1			1
fluxo de calor latente	1	1	1	1			1	1	4
radiação onda curta	1				1			1	4
albedo								1	1
altura geopotencial de 1000 hPa				1					1
umidade relativa 2 m			1						1
total	4	2	4	4	3	3	2	3	25

**Tabela A.3.** Preditores MOS PressÃO

	Bagé	Chuí	Porto Alegre	Santa Maria	Santa Rosa	Torres	Uruguaiana	Vacaria	total
temperatura do ar em 1000 hPa	1		1	1		1	1		5
componente u do vento em 850 hPa	1		1	1	1	1	1	1	7
componente v do vento em 500 hPa	1		1	1					2
taxa de vapor d'água 2 m	1			1					2
altura geopotencial de 1000 hPa	1							1	2
temperatura ponto orvalho 1000 hPa	1	1	1			1	1	1	5
temperatura ponto orvalho 700 hPa	1	1	3	3	2	3	3	3	24

**Tabela A.4.** Preditores MOS Chuva

	Bagé	Chuí	Porto Alegre	Santa Maria	Santa Rosa	Torres	Uruguaiana	Vacaria	total
umidade relativa em 700 hPa	1	1							2
umidade relativa em 500 hPa			1	1	1	1	1	1	6
precip. acumulada	1								1
altura geopotencial de 1000 hPa				1					1
precip. total			1						1
total	2	1	2	2	1	1	1	1	11

Tabela A.5. Preditores MOC Temperatura

	Bagé	Chuí	Porto Alegre	Santa Maria	Santa Rosa	Torres	Uruguaiana	Vacaria	total
componente u do vento 10 m							2		2
componente v do vento 10 m							1	5	6
temperatura do ar 2 m		18	7		3	1	7		36
temperatura do ar em 1000 hPa	2	5					2		9
temperatura do ar em 850 hPa		12				1		12	12
temperatura do ar em 700 hPa						13		7	20
temperatura do ar em 500 hPa			18						31
umidade relativa em 1000 hPa	1		8						9
umidade relativa em 850 hPa	2		3						5
umidade relativa em 700 hPa	1			4					4
umidade relativa em 500 hPa	2	1							1
componente u do vento em 1000 hPa		9		1					3
componente u do vento em 850 hPa				1				1	11
componente u do vento em 700 hPa				1					1
componente u do vento em 500 hPa					1	2			2
componente u do vento em 200 hPa									1
componente v do vento em 1000 hPa							1		1
componente v do vento em 850 hPa					4		2		2
componente v do vento em 500 hPa									5
componente v do vento em 200 hPa	1			6			15	12	19
altura da camada limite									15
precipitação convec. acumulada						2			4
taxa de vapor d'água 2 m		2	6						8
temperatura ponto de orvalho 2 m						6	10		16
temperatura da vegetação	3							12	15
temperatura potencial 1000 hPa	1								1
fluxo de calor latente	21			9		8			38
radiação onda curta	15	12	25	14	17	1	8	9	101
albedo		3							3
altura geopotencial de 1000 hPa	3			7	4		8	2	24
altura geopotencial de 850 hPa	1	1		1					2
cape									1
cine	1			2	3				6
temperatura ponto orvalho 1000 hPa			3		1		2		6
temperatura ponto orvalho 500 hPa	2			3	3				5
temperatura ponto orvalho 200 hPa				7	5				12
temperatura superfície mar	1		4	5		14			24
umidade relativa 2 m	3			1	2		1		6
taxa precipitação									1
total	60	63	74	61	43	48	59	60	468

Tabela A.6. Preditores MOC Umidade relativa

	Bagé	Chuí	Porto Alegre	Santa Maria	Santa Rosa	Torres	Uruguaiana	Vacaria	total
componente v do vento 10 m	5			3		2	15	3	28
temperatura do ar 2 m		1	1			19			21
temperatura do ar em 1000 hPa	1		3						4
temperatura do ar em 850 hPa		1						3	4
temperatura do ar em 700 hPa								4	4
temperatura do ar em 500 hPa						1			1
umidade relativa em 1000 hPa	20	1	1	13	2		15		52
umidade relativa em 850 hPa	4	4	11			2		19	40
umidade relativa em 700 hPa				1			2		3
componente u do vento em 850 hPa				12		2			14
componente u do vento em 500 hPa				2		2		9	13
componente u do vento em 200 hPa	4							3	7
componente v do vento em 850 hPa			1	6			5		12
componente v do vento em 700 hPa						1		1	1
componente v do vento em 200 hPa					1			4	6
altura da camada limite					14				14
precipitação convéc. acumulada						10			10
taxa de vapor d'água 2 m	1	1							2
temperatura ponto de orvalho 2 m		1							1
temperatura da vegetação		6	3						9
precip. acumulada						2			2
fluxo de calor latente	25	7	8	15	16	5	1	13	90
radiação onda curta			8		3		1	2	14
r'long			4						4
albedo		3							3
cine					3				3
temperatura ponto orvalho 850 hPa		1				8	2	2	13
temperatura ponto orvalho 500 hPa	3					5			8
temperatura superfície mar		3							3
umidade relativa 2 m		19	15	1	5	4	10	1	55
total	63	48	55	53	44	63	51	64	441

Tabela A.7. Preditores MOC PressÁfo

	Bagé	Chuí	Porto Alegre	Santa Maria	Santa Rosa	Torres	Uruguaiana	Vacaria	total
componente u do vento 10 m								5	5
temperatura do ar 2 m			2						2
temperatura do ar em 1000 hPa				3	7			7	17
temperatura do ar em 850 hPa	1	3	3	1	3		9		21
umidade relativa em 500 hPa			2						2
componente u do vento em 850 hPa	4	8	17	6	12			8	72
componente u do vento em 700 hPa		1			2		8	2	13
componente u do vento em 200 hPa	12	1							13
componente v do vento em 1000 hPa					2				2
componente v do vento em 850 hPa					1				1
componente v do vento em 700 hPa		3			3				7
componente v do vento em 500 hPa	16	10	8	2	3		8	9	64
componente v do vento em 200 hPa	11								11
taxa de vapor d'água 2 m			10	8	4	1		8	31
temperatura ponto de orvalho 2 m			1	4	6		6		17
altura geopotencial de 1000 hPa	25	25	24	24	18	25	25	25	191
temperatura ponto orvalho 1000 hPa		2							2
temperatura ponto orvalho 700 hPa			2	2				1	5
total	69	53	67	67	44	55	56	65	476

Tabela A.8. Preditores MOC Chuva.

	Bagé	Chuí	Porto Alegre	Santa Maria	Santa Rosa	Torres	Uruguaiana	Vacaria	total
componente u do vento 10 m							4		4
umidade relativa em 1000 hPa		3							3
umidade relativa em 850 hPa				1					1
umidade relativa em 700 hPa	4		1	1					6
umidade relativa em 500 hPa	6	4		1	18			13	42
umidade relativa 200 hPa							6		6
componente u do vento em 700 hPa								1	1
componente v do vento em 850 hPa								1	1
componente v do vento em 700 hPa				2					2
componente v do vento em 200 hPa	7								7
precipitação convec. acumulada									2
taxa de vapor d'água 2 m		2							2
albedo							1	6	6
temperatura ponto orvalho 850 hPa		2							1
precip. total		2					7		2
taxa precipitação	8	14	25	20		25	7	4	103
total	25	27	26	25	18	25	25	25	196



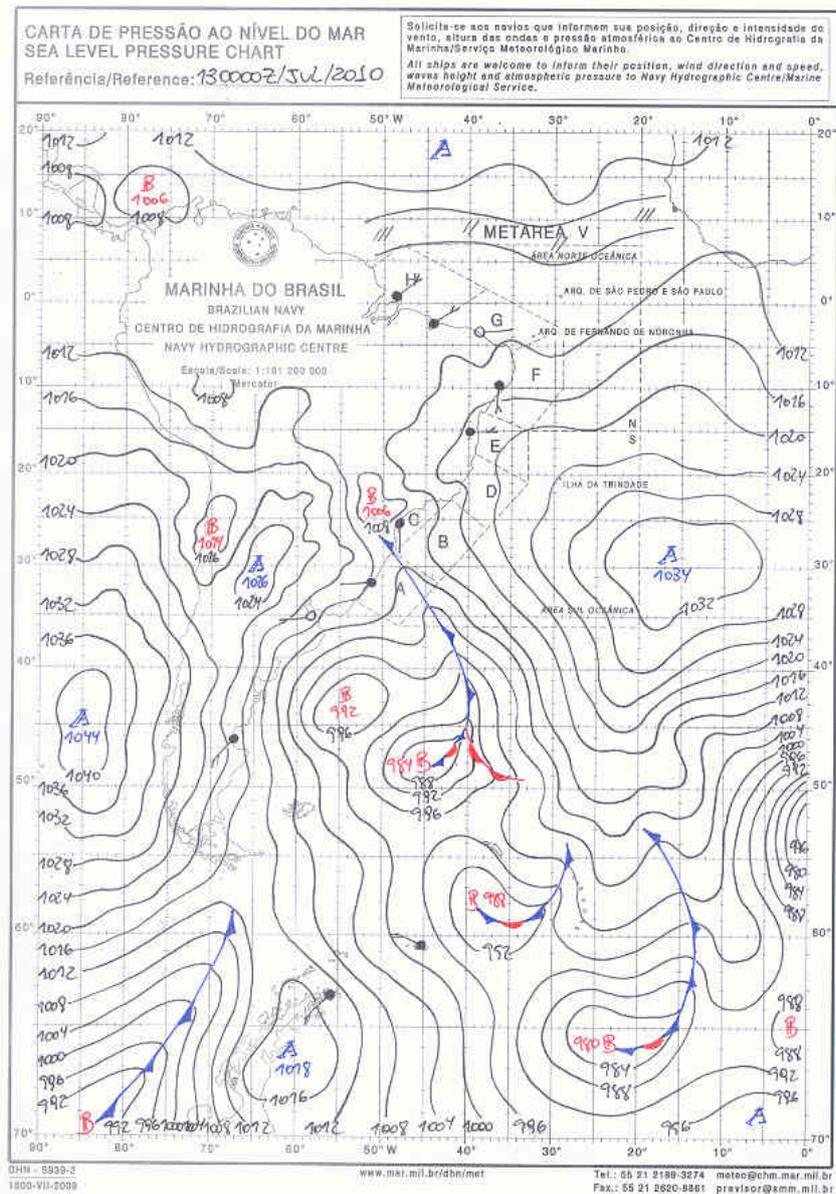


Figura A.2. Carta sinótica 13jul2010 00Z

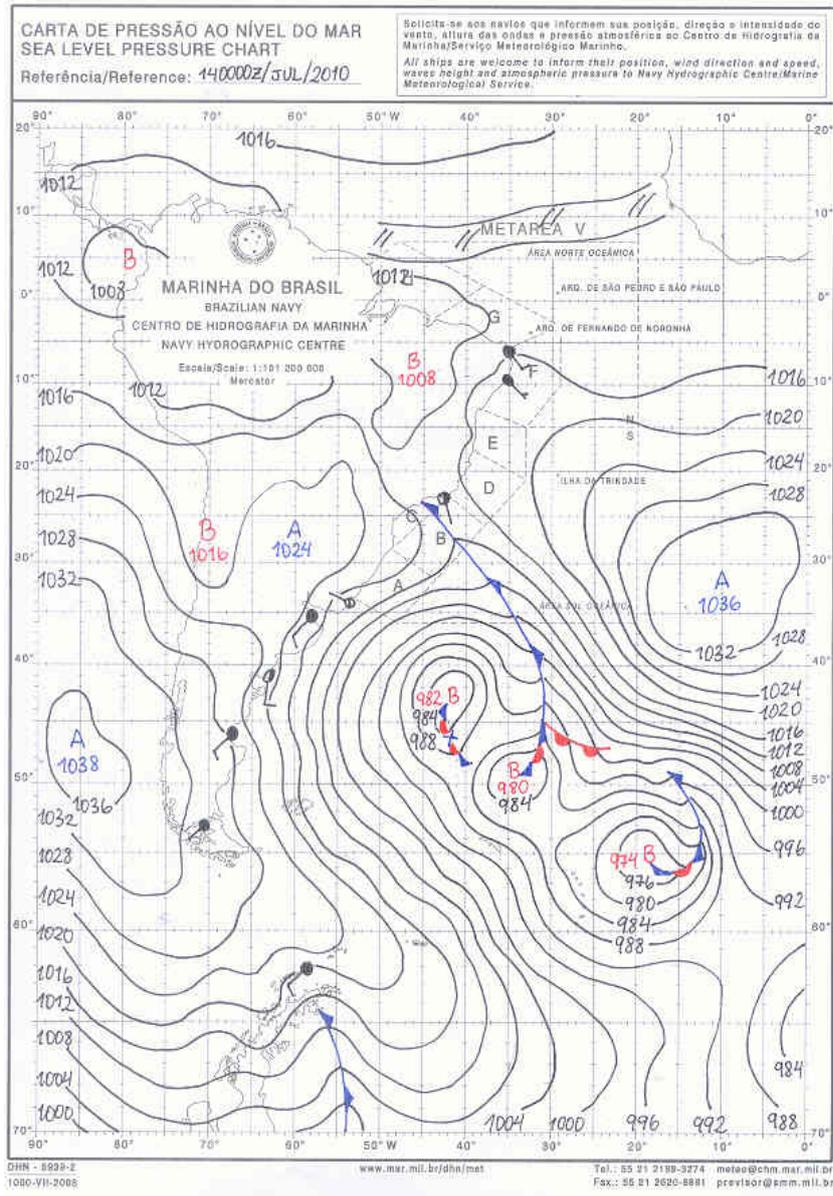


Figura A.3. Carta sinótica 13jul2010 00Z

## Anexo B

# RAMSIN

```
!namelist
```

```
$MODEL_GRIDS
```

```
! Simulation title (64 chars)
```

```
EXPNAME = 'Version 5.02 - OWN-ODA-CUINV',
```

```
RUNTYPE = 'INITIAL', ! Type of run: MAKESFC, INITIAL, HISTORY,  
! MAKEVFILE, or MEMORY
```

```
TIMEUNIT = 'h', ! 'h','m','s' - Time units of TIMMAX, TIMSTR
```

```
TIMMAX = 72,
```

```
LOAD_BAL = 0, ! Dynamic load balance flag: 1=yes, 0=no
```

```
! Start of simulation or ISAN processing
```

```
IMONTH1 = 07,
```

```
IDATE1 = 31,
```

```
IYEAR1 = 2010,
```

```
ITIME1 = 00,
```

## ! Grid specifications

```

NGRIDS   = 1,           ! Number of grids to run

  NNXP    = 88,302,34,   ! Number of x gridpoints
  NNYP    = 76,270,34,   ! Number of y gridpoints
  NNZP    = 32,32,32,    ! Number of z gridpoints
  NZG     = 9,          ! Number of soil layers
  NZS     = 1,          ! Maximum number of snow layers

NXTNEST  = 0,1,2,3,     ! Grid number which is the next coarser grid

```

## ! Coarse grid specifications

```

IF_ADAP  = 1,

IHTRAN   = 1,          ! 0-Cartesian, 1-Polar stereo

DELTAX   = 12000.,
DELTAY   = 12000.,    ! X and Y grid spacing

DELTAZ   = 60.,       ! Z grid spacing (set to 0. to use ZZ)60

DZRAT    = 1.1,       ! Vertical grid stretch ratio
DZMAX    = 1000.,     ! Maximum delta Z for vertical stretch

ZZ       = 0.0,       ! Vertical levels if DELTAZ = 0
  20.0,    46.0,    80.0,    120.0,    165.0,
  220.0,   290.0,   380.0,   480.0,   590.0,
  720.0,   870.0,  1030.0,  1200.0,  1380.0,
 1595.0,  1850.0,  2120.0,  2410.0,  2715.0,
 3030.0,  3400.0,  3840.0,  4380.0,  5020.0,
 5800.0,  6730.0,  7700.0,  8700.0,  9700.0,
10700., 11700., 12700., 13700., 14700., 15700., 16700.,
17700., 18700., 19700.,

DTLONG   = 25.,       ! Coarse grid long timestep
NACOUST  = 3,         ! Small timestep ratio
IDELTAT  = -2,       ! =0 - constant timesteps

```

```

! >0 - initial computation <0 - variable

! Nest ratios between this grid
! and the next coarser grid.
NSTRATX = 1,4,4,4, ! x-direction
NSTRATY = 1,4,4,4, ! y-direction
NNDTRAT = 1,3,3,3, ! Time

NESTZ1 = 0, ! Contort coarser grids if negative
NSTRATZ1 = 2,2,2,1, !
NESTZ2 = 0, ! Contort coarser grids if negative
NSTRATZ2 = 3,3,2,1, !

POLELAT = -30.0,
POLELON = -53.0,

CENTLAT = -30.0,-30.6,-30.5, -4.0,
CENTLON = -53.0,-53.0,-53.5, -60.0,

! Grid point on the next coarser
! nest where the lower southwest
! corner of this nest will start.
! If NINEST or NJNEST = 0, use CENTLAT/LON
NINEST = 1,0,0,0, ! i-point
NJNEST = 1,0,0,0, ! j-point
NKNEST = 1,1,1,1, ! k-point

NNSTTOP = 1,1,1,1, ! Flag (0-no or 1-yes) if this
NNSTBOT = 1,1,1,1, ! Nest goes the top or bottom of the
! coarsest nest.

GRIDU = 0.,0.,0.,0., ! u-component for moving grids
GRIDV = 0.,0.,0.,0., ! v-component for moving grids
! (not working again!)

$END
$CATT_INFO

CATT = 0, ! 1-CATT environmental model activated 0-off

```

```

! Fire Map file prefix
FIREMAPFN = './catt/CATT_sources',

RECYCLE_TRACERS = 0,

PLUMERISE = 0, !0-Desativated, 1-Activated Plume Rise routine
PRFRQ = 3600.,

$END

$TEB_SPM_INFO

TEB_SPM = 0, ! 1-TEB activated 0-off

$END

$MODEL_FILE_INFO

! Variable initialization input

INITIAL = 2,          ! Initial fields - 1=horiz.homogeneous,
                    !                               2=init from varfile
                    !                               3=init from HFILIN

! ----- Analysis nudging parameters -----
NUD_TYPE = 2,        ! =1 - nudge from history files(1-way nest)
                    ! =2 - nudge from varfiles
                    ! =0 - no analysis nudging

VARFPFX = './ivdata/iv-', ! Varfile initialization file prefix
VWAIT1 = 0.,         ! wait between each VFILE check (s)
VWAITTOT = 0.,      ! total wait before giving up on a VFILE (s)

NUD_HFILE = './H/a-H-2001-07-21-000000-head.txt',
            ! Header file name for history nudging files (only prefix is used)

NUDLAT = 5,         ! Number of points in lateral bnd region
TNUDLAT = 1800.,   ! Nudging time scale(s) at lateral boundary
TNUDCENT = 43200., ! Nudging time scale(s) in center of domain
TNUDTOP = 1800.,  ! Nudging time scale (s) at top of domain

```

```

ZNUDTP = 9000.,          ! Nudging at top of domain above height(m)

WT_NUDGE_GRID = 1., 0.7, 0.7, 0.5, ! Relative nudging weights for active grids
                                ! =0., turns off nudging for that grid

                                ! These weights will multiply the base timescales
                                ! to determine full nudging weight.
                                ! (Timescales)/(WT_NUDGE_*)
                                ! must be larger than DTLONG
WT_NUDGE_UV = 1.,        ! Anal nudging weight for u and v
WT_NUDGE_TH = 1.,        ! Anal nudging weight for theta
WT_NUDGE_PI = 1.,        ! Anal nudging weight for pi
WT_NUDGE_RT = 1.,        ! Anal nudging weight for r_tot

!-----
!----- Condensate nudging -----
NUD_COND = 0.,          ! Only nudge total water where condensate
                        ! exists (from previous history files, HFILIN)
COND_HFILE = './H/a-H-2001-07-21-000000-head.txt',
            ! Header file name for cond nudging history files (only prefix is used)
TCOND_BEG=0., TCOND_END=21600., ! Model time start and end of cond nudging (sec)
T_NUDGE_RC = 3600.,      ! Cond nudging timescale for r_total
WT_NUDGE_GRID = 1., 0.8, 0.7, 0.5, ! Relative nudging weights for active grids
                                ! =0., turns off nudging for that grid

!-----
!----- Observation Data Assimilation (ODA) -----
IF_ODA = 0.,            ! Flag to turn on oda
ODA_UPAPREFIX = './obs/dp-r', ! File prefix for upper air obs
ODA_SFCPREFIX = './obs/dt-s', ! File prefix for surface obs

FRQODA=300.,           ! Frequency of obs analysis
TODABEG=0., TODAEND=99999999., ! Model time start and end of oda (sec)

TNUDODA= 900.,        ! Nudging timescale for each grid
WT_ODA_GRID = 1., 0.8, 0.7, 0.5, ! Relative nudging weights for active grids
                                ! =0., turns off nudging for that grid

WT_ODA_UV = 1.,      ! ODA nudging weight for u and v

```

```

WT_ODA_TH = 1.,          ! ODA nudging weight for theta
WT_ODA_PI = 1.,          ! ODA nudging weight for pi
WT_ODA_RT = 1.,          ! ODA nudging weight for r_tot

```

```

! Following are radii that affect the "smoothness" of the analyzed fields
!   The SFCE and UPAE are the radii where the affect falls off to e**(-2)
!   The SFC0 and UPA0 are the radii where the affect falls off to 0
!   Values are grid dependent.

```

```

RODA_SFCE = 50000.,100.,100.,100.,
RODA_SFC0 = 100000.,100000.,100000.,100000.,
RODA_UPAE = 100000.,200.,200.,200.,
RODA_UPA0 = 200000.,2000.,2000.,2000.,

```

```

RODA_HGT = 3000.,3000.,3000.,3000., ! Height at which transition from SFC radii
!   to UPA radii occurs

```

```

RODA_ZFACT = 100.,100.,100.,100., ! Vertical factor related to dx/dz

```

```

! - Time interpolate limit (TIL)- if the future-past obs time
!   is > this limit, do not use to interpolate
!
! - Time extrapolate limit (TEL)- if past/future obs is greater than TIL,
!   but less than TEL, use the obs

```

```

ODA_SFC_TIL=21600.,
ODA_SFC_TEL=900.,
ODA_UPA_TIL=43200.,
ODA_UPA_TEL=21600.,

```

```

!-----

```

```

!----- Cumulus inversion tendency input -----

```

```

IF_CUINV = 0,
CU_PREFIX = './t5-C-',

```

```

TNUDCU=900.,
WT_CU_GRID=1., 1., .5,

```

```

TCU_BEG=0., TCU_END=7200.,
CU_TEL=3600.,

```

```

CU_TIL=21600.,
!-----

! History file input

TIMSTR   = 6.,           ! Time of history start (see TIMEUNIT)18
HFILIN   = './h-apagar-brams-simepar.vfm',
           ! Input history file name

! Analysis file input for assimilation (currently LEAF variables)

IPASTIN  = 0,           ! Initialize various fields from analysis file?
           ! 1=yes, 0=no
PASTFN   = './a-A-2000-01-09-000000-head.txt',
           ! Input analysis file name

! History/analysis file output

IOUTPUT  = 2,           ! 0=no files, 1-save ASCII, 2-save binary
HFILOUT  = './H/hist',
AFILOUT  = './A/anal',
ICLOBBER = 1,           ! 0=stop if files exist, 1=overwrite files
IHISTDEL = 1,           ! 0=keep all hist files, 1=delete previous
FRQHIS   = 21600.,      ! History file frequency
FRQANL   = 10800.,      ! Analysis file frequency

!-----

FRQLITE  = 0.,           ! Analysis freq. for "lite" variables
           ! = 0 : no lite files
XLITE    = '/0:0/',      ! nums>0 are absolute grid indexes
YLITE    = '/0:0/',      ! nums<0 count in from the domain edges
ZLITE    = '/0:0/',      ! nums=0 are domain edges

NLITE_VARS=4,
LITE_VARS='UP', 'VP', 'WP', 'THETA',

!-----

AVGTIM   = 0.,           ! Averaging time for analysis variables
           ! must be abs(AVGTIM) <= FRQANL
           ! > 0 : averaging is centered at FRQANL
           ! < 0 : averaging ends at FRQANL

```

```

! = 0 : no averaged files
FRQMEAN = 0.,      ! Analysis freq. for "averaged" variables
FRQBOTH = 0.,      ! Analysis freq. for Both "averaged" and
                   ! "lite" variables
KWRITE   = 0,      ! 1-write,0-don't write scalar K's to anal.

```

! Printed output controls

```

FRQPRT   = 21600.,      ! Printout frequency
INITFLD  = 0,          ! Initial field print flag 0=no prnt,1=prnt

```

! Input topography variables

```

TOPFILES = './data/toph-rams504', ! File path and prefix for topo files.
SFCFILES = './data/sfc-rams504',
SSTFPFX  = './data/sst-rams504',
NDVIFPFX = './data/ndvi-rams504', ! Path and prefix for ndvi files

```

```

ITOPTFLG = 1,1,1,1,      ! 2 - Fill data in "leaf3_init"
ISSTFLG  = 1,1,1,1,      ! 0 - Interpolate from coarser grid
IVEGTFLG = 1,1,1,1,      ! 1 - Read from standard Lat/Lon data file
ISOILFLG = 1,1,1,1,      !
NDVIFLG  = 1,1,1,1,      !2

```

```

NOFILFLG = 2,2,2,2,      ! 2 - Fill data in "leaf3_init"
                   ! 0 - Interpolate from coarser grid

```

```

IUPDNDVI = 0,           ! 0 - No update of NDVI values during run
IUPDSST  = 0           ! 0 - No update of SST values during run
                   ! 1 - Update values during run

```

! The following only apply for IxxxxFLG=1

```

ITOPTFN  = '/home/u/simonepf/surface/topo/EL',
          '/home/u/simonepf/surface/topo/EL',
          '/home/u/simonepf/surface/topo/EL',
ISSTFN   = '/home/u/simonepf/surface/sst_week/W',
          '/home/u/simonepf/surface/sst_week/W',

```



## \$MODEL\_OPTIONS

```

NADDSC = 0,          ! Number of additional scalar species

! Numerical schemes

ICORFLG = 1,        ! Coriolis flag/2D v-component - 0=off, 1=on

IBND = 1,           ! Lateral boundary condition flags
JBND = 1,           ! 1-Klemp/Wilhelmson, 2-Klemp/Lilly, 3-Orlanski
                    ! 4-cyclic
CPHAS = 20.,        ! Phase speed if IBND or JBND = 1
LSFLG = 0,          ! Large-scale gradient flag for variables other than
                    ! normal velocity:
                    ! 0 = zero gradient inflow and outflow
                    ! 1 = zero gradient inflow, radiative b.c. outflow
                    ! 2 = constant inflow, radiative b.c. outflow
                    ! 3 = constant inflow and outflow

NFPT = 0,           ! Rayleigh friction - number of points from the top
DISTIM = 400.,     !           - dissipation time scale

! Radiation parameters

ISWRTYP = 1,        ! Shortwave radiation type
ILWRTYP = 1,        ! Longwave radiation type
                    ! 0-none, 2-Mahrer/Pielke, 1-Chen, 3-Harrington
RADFRQ = 600.,     ! Freq. of radiation tendency update (s)
LONRAD = 1,         ! Longitudinal variation of shortwave
                    ! (0-no, 1=yes)

! Cumulus parameterization parameters

NNQPARM = 2,2,2,2,  ! Convective param. flag (0-off, 1-on,
                    !                               1-on standard,
                    !                               2-on Grell par.)

CLOSURE_TYPE = 'EN', ! Closure type (for Grell Param.):
                    ! EN: ensemble (all closures)
                    ! GR: Grell
                    ! LO: low level omega

```

```

! MC: moisture convergence
! SC: like Fritsch Chappel or Kain Fritsch
! AS: Arakawa-Schubert

NNSHCU = 1,1,1,1,      ! Shallow Cumulus Param. (0-off, 1-on)
CONFRQ = 600.,        ! Frequency of conv param. updates (s)
SHCUFRQ = 600.,      ! Frequency of Shallow param. updates (s)
WCLDBS = .0005,      ! Vertical motion needed at cloud base for
!   to trigger convection

```

! Surface layer and soil parameterization

```

NPATCH = 2,           ! Number of patches per grid cell (min=2)

NVEGPAT = 1,         ! Number of patches per grid cell to be
!   filled from
!   vegetation files
!   (min of 1, max of NPATCH-1)

N_CO2 = 1,           ! Number of CO2 tracers for use with SiB submodel

CO2_INIT = 360., 360., 360., 355., 355., 355., 350., 350., 340.,
! CO2 vertical profile for SiB submodel initialization. [ppm]

ISFCL = 1,           ! Surface layer/soil/veg model
! 0-specified surface layer gradients
! 1-soil/vegetation model - LEAF
! 3- SiB submodel

NVGCON = 7,          ! Vegetation type (see below)

! 1 -- Crop/mixed farming      2 -- Short grass
! 3 -- Evergreen needleleaf tree 4 -- Deciduous needleleaf tree
! 5 -- Deciduous broadleaf tree 6 -- Evergreen broadleaf tree
! 7 -- Tall grass              8 -- Desert
! 9 -- Tundra                  10 -- Irrigated crop
! 11 -- Semi-desert            12 -- Ice cap/glacier
! 13 -- Bog or marsh           14 -- Inland water
! 15 -- Ocean                  16 -- Evergreen shrub
! 17 -- Deciduous shrub        18 -- Mixed woodland

```



```

                                ! from lowest atmospheric level
!-----
!----- Urban canopy parameterization -----

    IF_URBAN_CANOPY =0,

!-----
!----- Eddy diffusion coefficient parameters -----

    IDIFFK = 2,2,2,2,          ! K flag:
                                ! 1 - Horiz deform/Vert Mellor-Yamada
                                ! 2 - Anisotropic deformormation
                                !   (horiz & vert differ)
                                ! 3 - Isotropic deformation
                                !   (horiz and vert same)
                                ! 4 - Deardorff TKE (horiz and vert same)
    IHORGRAD = 1,             ! 1 - horiz grad frm decomposed sigma grad
                                ! 2 - true horizontal gradient.
                                !   Non-conserving, but allows small DZ
    CSX      = .2,.2,.2,.2,    ! Deformation horiz. K's coefficient
    CSZ      = .35,.35,.35,.2, ! Deformation vert. K's coefficient
    XKHKM    = 3.,3.,3.,3.,    ! Ratio of horiz K_h to K_m for deformation
    ZKHKM    = 3.,3.,3.,3.,    ! Ratio of vert K_h to K_m for deformation
    AKMIN    = 1.,1.,1.,2.,    ! Ratio of minimum horizontal eddy
                                ! viscosity coefficientto typical value
                                ! from deformation K
!-----
!----- Microphysics -----

    LEVEL    = 3,              ! Moisture complexity level

    ICLLOUD  = 1,              ! Microphysics flags
    IRAIN    = 1,              !-----
    IPRIS    = 5,              ! 1 - diagnostic concen.
    ISNOW    = 1,              ! 2 - specified mean diameter
    IAGGR    = 1,              ! 3 - specified y-intercept
    IGRAUP   = 1,              ! 4 - specified concentration

```



```

HS      = 0.,

PS = 1010.,1000.,2000.,3000.,4000.,6000.,8000.,11000.,15000.,20000.,25000.,

TS = 25., 18.5, 12., 4.5, -11., -24., -37., -56.5, -56.5, -56.5, -56.5,

RTS = 70.,70.,70.,70.,20.,20.,20.,20.,10.,10.,10.,

US = 2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,
US = 10.,10.,10.,10.,10.,10.,10.,10.,10.,10.,10.,10.,
! US = 0.,0.,0.,0.,0.,0.,0.,0.,0.,0.,0.,0.,
! US = 3.,3.,3.,3.,3.,3.,3.,3.,3.,3.,3.,3.,

! VS = 3.,3.,3.,3.,3.,3.,3.,3.,3.,3.,3.,3.,
! VS = 2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,2.5,
VS = 0.,0.,0.,0.,0.,0.,0.,0.,0.,0.,0.,0.,

$END

$MODEL_PRINT

!-----
! Specifies the fields to be printed during the simulation
!-----

NPLT      = 1,          ! Number of fields printed at each time
                        !   for various cross-sections (limit of 50)

IPLFLD    = 'UP', 'THP', 'THETA', 'RT', 'TOTPRE',
                        ! Field names - see table below

! PLFMT(1) = 'OPF7.3', ! Format spec. if default is unacceptable

IXSCTN    = 3,3,3,3,3,3,
                        ! Cross-section type (1=XZ, 2=YZ, 3=XY)

ISBVAL    = 2,2,2,2,2,2,2,
                        ! Grid-point slab value for third direction

```

! The following variables can also be set in the namelist: IAA,  
! IAB, JOA, JOB, NAAVG, NOAVG, PLTIT, PLCONLO, PLCONHI, and PLCONIN.

```
!   'UP'   - UP(M/S)      'RC'   - RC(G/KG)      'PCPT' - TOTPRE
!   'VP'   - VP(M/S)      'RR'   - RR(G/KG)      'TKE'  - TKE
!   'WP'   - WP(CM/S)     'RP'   - RP(G/KG)      'HSCL' - HL(M)
!   'PP'   - PRS(MB)      'RA'   - RA(G/KG)      'VSCL' - VL(M)
!   'THP'  - THP(K)
!   'THETA'- THETA(K)     'RL'   - RL(G/KG)      'TG'   - TG (K)
!   'THVP' - THV'(K)     'RI'   - RI(G/KG)      'SLM'  - SLM (PCT)
!   'TV'   - TV(K)       'RCOND'- RD(G/KG)      'CONPR'- CON RATE
!   'RT'   - RT(G/KG)    'CP'   - NPRIS         'CONP' - CON PCP
!   'RV'   - RV(G/KG)    'RTP'  - RT'(G/KG)     'CONH' - CON HEAT
!
!                                       'CONM' - CON MOIS
!   'THIL' - Theta-il (K) 'TEMP' - temperature (K)
!   'TVP'  - Tv' (K)      'THV'  - Theta-v (K)
!   'RELHUM'-relative humidity (%)      'SPEED'- wind speed (m/s)
!   'FTHRD'- radiative flux convergence (??)
!   'MICRO'- GASPRC
!   'ZO'   - ZO (M)       'ZI'   - ZI (M)       'ZMAT' - ZMAT (M)
!   'USTARL'-USTARL(M/S) 'USTARW'-USTARW(M/S) 'TSTARL'-TSTARL (K)
!   'TSTARW'-TSTARW(K)  'RSTARL'-RSTARL(G/G) 'RSTARW'-RSTARW(G/G)
!   'UW'   - UW (M*M/S*S)      'VW'   - VW (M*M/S*S)
!   'WFZ'  - WFZ (M*M/S*S)     'TFZ'  - TFZ (K*M/S)
!   'QFZ'  - QFZ (G*M/G*S)     'RLONG'- RLONG
!   'RSHORT'-RSHORT
```

\$END

\$ISAN\_CONTROL

```
!-----
! Isentropic control
!-----
```

```
ISZSTAGE = 1,      ! Main switches for isentropic-sigz
IVRSTAGE = 1,      ! "varfile" processing
```

```
ISAN_INC = 0600,  ! ISAN processing increment (hhmm)
```

```

! range controlled by TIMMAX,
! IYEAR1,...,ITIME1

GUESS1ST = 'PRESS',      ! Type of first guess input- 'PRESS', 'RAMS'

I1ST_FLG = 1,           ! What to do if first guess file should be
! used but does not exist.
! 1=I know it may not be there,
! skip this data time
! 2=I screwed up, stop the run
! 3=interpolate first guess file from
! nearest surrounding times, stop if unable
! (not yet available)

IUPA_FLG = 3,           ! UPA-upper air, SFC-surface
ISFC_FLG = 3,           ! What to do if other data files should be
! used, but does not exist.
! 1 = I know it may not be there,
! skip this data time
! 2 = I screwed up, stop the run
! 3 = Try to continue processing anyway

! Input data file prefixes

IAPR   = './dprep/DP2008/dp',
IARAWI = '', ! Archived rawinsonde file name
IASRFCE = '/shared/tools/dp-brams/fl_is', ! Archived surface obs file name

! File names and dispose flags

VARPFX   = './ivdata/iv-rams504',
IOFLGISZ = 0,           ! Isen-sigz file flag: 0 = no write, 1 = write
IOFLGVAR = 1,           ! Var file flag: 0 = no write, 1 = write

$END

$ISAN_ISENTROPIC

!-----
! Isentropic and sigma-z processing

```

!-----

!-----

! Specify isentropic levels

!-----

NISN = 43, ! Number of isentropic levels  
 LEVTH = 280,282,284,286,288,290,292,294,296,298,300,303,306,309,312,  
 315,318,321,324,327,330,335,340,345,350,355,360,380,400,420,  
 440,460,480,500,520,540,570,600,630,670,700,750,800,

!-----

! Analyzed grid information:

!-----

NIGRIDS = 1, ! Number of RAMS grids to analyze  
 TOPSIGZ = 20000., ! Sigma-z coordinates to about this height  
 HYBBOT = 4000., ! Bottom (m) of blended sigma-z/isentropic  
 ! layer in varfiles  
 HYBTOP = 6000., ! Top (m) of blended sigma-z/isentropic layr  
 SFCINF = 1000., ! Vert influence of sfc observation analysis  
 SIGZWT = 1., ! Weight for sigma-z data in varfile:  
 ! 0.= no sigz data,  
 ! 1.=full weight from surface to HYBBOT  
 NFEEDVAR = 1, ! 1=feed back nested grid varfile, 0=don't

!-----

! Observation number limits:

!-----

MAXSTA = 150, ! maximum number of rawinsondes  
 ! (archived + special)  
 MAXSFC = 1000, ! maximum number of surface observations  
 NOTSTA = 0, ! Number of stations to be excluded

```
NOTID    = 'r76458',    ! Station ID's to be excluded
                    ! Prefix with 'r' for rawinsonde,
                    !           's' for surface

IOBSWIN  = 1800,

STASEP   = .1,         ! Minimum sfc station separation in degrees.
                    ! Any surface obs within this distance
                    ! of another obs will be thrown out
                    ! unless it has less missing data,
                    ! in which case the other obs will be
                    ! thrown out.

IGRIDFL  = 3,         ! Grid flag=0 if no grid point, only obs
                    !           1 if all grid point data and obs
                    !           2 if partial grid point and obs
                    !           3 if only grid data
                    !           4 all data... fast

GRIDWT   = .01,.001,  ! Relative weight for the gridded press data
                    ! compared to the observational data in
                    ! the objective analysis

GOBSEP   = 5.,        ! Grid-observation separation (degrees)
GOBRAD   = 5.,        ! Grid-obs proximity radius (degrees)

WVLNTH   = 1200.,900., ! Used in S. Barnes objective analysis.
                    ! Wavelength in km to be retained to the
                    ! RESPON % from the data to the upper air
                    ! grids.

SWVLNTH  = 750.,300., ! Wavelength for surface objective analysis

RESPON   = .90,.9,    ! Percentage of amplitude to be retained.
```

\$END

## Anexo C

# RAMSPONST.INP

```
&RP_INPUT
```

```
    FPREFIX = '/home/u/simonepf/A/anal-A-',  
NVP = 32,  
    VP = 'u10m',  
        'v10m',  
        't2m',  
        'tempc',  
        'rh',  
        'u',  
        'v',  
        'sea_press',  
        'zitheta',  
        'acccon',  
        'rv2m',  
        'td2m',  
        'tveg',  
        'theta',  
        'precip',  
        'le',  
        'topo',  
        'rshort',  
        'rlong',  
        'albedt',  
        'rlongup'
```

```
'press2m',  
'geo',  
'press',  
'cape',  
'cine',  
'rh2m',  
'pcpr',  
'precipr',  
'dewptc',  
'sst',  
'totpcp',
```

```
GPREFIX = 'result_20100731',
```

```
LATI = -90.,-90., -90.,-90.,
```

```
LATF = +90.,+90., +90.,+90.,
```

```
LONI = -180.,-180., -180.,-180.,
```

```
LONF = 180.,180., 180.,180.,
```

```
PROJ='YES',
```

```
ZLEVMAX = 24,
```

```
IPRESSLEV = 1,
```

```
INPLEVS = 5,
```

```
IPLEVS = 1000,850,700,500,200,
```

```
$end
```