



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

LUANA FERREIRA GOMES DE PAIVA

**INTERFERÊNCIA DA PREVISÃO CLIMÁTICA NA PREVISÃO DE VAZÕES E
SUAS CONSEQUÊNCIAS PARA A OPERAÇÃO E PLANEJAMENTO DO SISTEMA
INTERLIGADO NACIONAL: aplicação na Bacia do Rio São Francisco**

Recife

2020

LUANA FERREIRA GOMES DE PAIVA

**INTERFERÊNCIA DA PREVISÃO CLIMÁTICA NA PREVISÃO DE VAZÕES E
SUAS CONSEQUÊNCIAS PARA A OPERAÇÃO E PLANEJAMENTO DO SISTEMA
INTERLIGADO NACIONAL: aplicação na Bacia do Rio São Francisco**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de Doutora em Engenharia Civil.

Área de concentração: Tecnologia Ambiental e Recursos Hídricos.

Orientadora: Profa. Dra. Suzana Maria Gico Lima Montenegro.

Coorientador: Prof. Dr. Marcio Cataldi.

Recife

2020

Catálogo na fonte
Bibliotecária Margareth Malta, CRB-4 / 1198

P149i Paiva, Luana Ferreira Gomes de.
Interferência da previsão climática na previsão de vazões e suas consequências para a operação e planejamento do sistema interligado nacional: aplicação na Bacia do Rio São Francisco / Luana Ferreira Gomes de Paiva - 2020.

223 folhas, il., gráfs., tabs.

Orientadora: Profa. Dra. Suzana Maria Gico Lima Montenegro.

Coorientador: Prof. Dr. Marcio Cataldi.

Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG.
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, 2020.

Inclui Referências e Apêndice.

1. Engenharia Civil. 2. Simulação hidrológica. 3. CFS. 4. Gevazp.
5. Redes neurais. 6. SMAP. 7. Geração de cenários. I. Montenegro, Suzana Maria Gico Lima (Orientadora). II. Cataldi, Marcio (Orientador). III. Título

UFPE

624 CDD (22. ed.)

BCTG/2020-232

LUANA FERREIRA GOMES DE PAIVA

**INTERFERÊNCIA DA PREVISÃO CLIMÁTICA NA PREVISÃO DE VAZÕES E
SUAS CONSEQUÊNCIAS PARA A OPERAÇÃO E PLANEJAMENTO DO SISTEMA
INTERLIGADO NACIONAL: aplicação na Bacia do Rio São Francisco**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de Doutora em Engenharia Civil.

Aprovada em: 14 de fevereiro de 2020.

BANCA EXAMINADORA

Prof.ª Dra. Suzana Maria Gico Lima Montenegro (Orientadora)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dr. Carlos de Oliveira Galvão (Examinador externo)
Universidade Federal de Campina Grande

Prof.ª Dra. Werônica Meira de Souza (Examinadora externa)
Universidade Federal Rural de Pernambuco

Prof. Dr. Ronaldo Ribeiro Barbosa de Aquino (Examinador externo)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dr. José Roberto Gonçalves de Azevedo (Examinador interno)
Universidade Federal de Pernambuco

AGRADECIMENTOS

Aos amigos do ONS, especialmente a Simone Borim, Hugo Torraca, Eduardo França, Diana Viegas, Vagner Begni, Alex (in memorian), Christiane Osório e Wellington Anastácio pelas conversas técnicas e fornecimento de dados importantes no desenvolvimento desse trabalho.

A Alessandra Maciel por estar sempre ao meu lado me ajudando e me incentivando.

A Joari pelo estímulo inicial para o desenvolvimento do doutorado e pelas referências bibliográficas do NEWAVE.

A Marcelo Luna pelo ensinamento das rodadas do Gevazp. Muito obrigada por toda disponibilidade e boa vontade em me ajudar em vários momentos.

A Regis pelo fornecimento das precisões de precipitação do CFS, informações fundamentais no desenvolvimento desse trabalho.

A prof^ª. Suzana Montenegro por sua amizade desde a época da graduação e por aceitar esse desafio do doutorado, me ajudando e incentivando sempre.

Ao prof. Marcio Cataldi por sua amizade ainda quando era funcionário do ONS, por ter me convidado a participar de um congresso de meteorologia em Recife, início de todas as ideias que foram desenvolvidas neste trabalho. Também por me ajudar bastante em todos os desenvolvimentos aqui efetuados.

A Giovanni por apoiar o desenvolvimento desse doutorado, sob todos os aspectos, desde a viabilização de minha participação nas disciplinas e definição do tema. Também pela revisão de texto.

A Heloiza por acreditar em mim e me incentivar nos momentos em que estive sob sua coordenação.

Aos meus pais e irmãos por me darem a oportunidade de crescimento espiritual, exercitando o amor para comigo independentemente da posição que eu ocupe. Por me incentivarem e acreditarem em mim sempre.

A Anderson por ser minha maior inspiração no desenvolvimento de um doutorado e por estar ao meu lado sempre. Também pela revisão de texto.

Às minhas filhas Laís e Alice, por me darem a oportunidade de gerá-las e amá-las incondicionalmente. Não tenham dúvida que tudo que faço na minha vida é sempre pensando em vocês.

A todos os amigos e familiares que não foram citados acima, mas que com certeza são fundamentais na minha saúde mental, base de toda atividade.

RESUMO

O Brasil tem um sistema que é fortemente dependente da situação hidrológica das Bacias Hidrológicas. Com isso, as previsões de precipitação e de vazões são de fundamental importância, tendo em vista que subsidiam a tomada de decisão, através de sua utilização nos modelos de otimização e simulação energética. Para as avaliações energéticas no Setor Elétrico, são utilizados os modelos Decomp e NEWAVE que utilizam o Modelo Gevazp para a geração dos cenários através de um modelo AR(p). O presente trabalho tem o objetivo de mostrar o impacto da previsão de precipitação na previsão de vazões e compará-las com a faixa prevista do Modelo Gevazp. Para isso foi feita correção na chuva prevista pelo Modelo CFS, período de 2011 a 2016 através da metodologia PDF e Linear, e foram calibrados modelos chuva-vazão para os reservatórios de Três Marias e Sobradinho. Como conclusão, foram comparadas essas previsões de vazões com os resultados do Modelo Gevazp, mostrando que há possibilidade de reduzir a faixa gerada por esse último e, conseqüentemente, fazer com que o modelo DECOMP não visite essas faixas com pouca ou nenhuma probabilidade de ocorrência. Também foram avaliadas as perdas ao reservatório de Sobradinho, onde observa-se sua relação estreita com a chuva média no lago e seu impacto para a previsão de vazões incrementais a este reservatório. Em relação à previsão do Modelo CFS, observou-se que seus valores tendem a superestimar a chuva prevista nos meses de pouca ou nenhuma chuva. Observou-se também que o modelo de Redes Neurais teve um bom desempenho no acerto dessa faixa da vazão, tendo em vista que mesmo quando não acertou a faixa, gerou valores bem próximos a esta. Chama-se atenção a clara melhora nas previsões de vazões com a da incorporação da chuva verificada um e dois meses à frente, principalmente na previsão de altas vazões. Por fim, os índices climáticos apresentaram boa relação com as variáveis de vazão e de chuva.

Palavras-chave: Simulação hidrológica. CFS. Gevazp. Redes neurais. SMAP. Geração de cenários.

ABSTRACT

Brazil has a system that is strongly dependent on the hydrological situation of the Hydrological Basins. Thus, precipitation and flow forecasts are of fundamental importance, since they support decision making, through their use in energy optimization and simulation models. For energy assessments in the Electric Sector, the Decomp and NEWAVE models are used, which use the Gevazp Model to generate the scenarios through an AR (p) model. The present work aims to show the impact of the precipitation forecast in the forecast flow rates and compare them with the expected range of the Gevazp Model. For this purpose, a correction was made in the rain forecast by the CFS Model, from 2011 to 2016 using the PDF and Linear methodology, and rainfall-runoff models were calibrated for the Três Marias and Sobradinho reservoirs. As a conclusion, these flow forecasts were compared with the results of the Gevazp Model, showing that it is possible to reduce the range generated by the latter and, consequently, to prevent the DECOMP model from visiting these ranges with little or no probability of occurrence. Losses to the Sobradinho reservoir were also evaluated, where its close relationship with the average rainfall in the lake and its impact on the forecast of incremental flows to this reservoir are observed. Regarding the forecast of the CFS Model, it was observed that its values tend to overestimate the expected rain in the months of little or no rain. It was also observed that the Neural Networks model had a good performance in the correctness of this flow range, considering that even when it did not hit the range, it generated values very close to it. Attention is drawn to the clear improvement in flow forecasts with the incorporation of rain verified one and two months ahead, mainly in the forecast of high flows. Finally, the climatic indexes showed a good relationship with the flow and rainfall variables.

Keywords: Hydrological simulation. CFS. Gevazp. Neural networks. SMAP. Scenario generation.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 -	Representação atual das afluências nos estudos de planejamento da operação do SIN.	28
Figura 2 -	Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco – divisão estadual e municipal.	46
Figura 3 -	Fluxograma do trabalho com etapas desenvolvidas.	47
Figura 4 -	Metodologia para correção de precipitação, com técnica baseado na igualdade da frequência.	50
Figura 5 -	Bacia do Rio São Francisco, trecho entre o reservatório de Três Marias e o posto fluviométrico de São Francisco.	51
Figura 6 -	Localização dos pontos de grade utilizados pelo modelo CFS para cálculo da chuva média na área de drenagem do reservatório de Três Marias.	52
Figura 7 -	Postos usados para calcular a chuva média do trecho São Francisco – Sobradinho (Inc3).....	53
Figura 8 -	Regiões sobre os oceanos.	55
Figura 9 -	Exemplo de uma rede neural do tipo Multi Layer Perceptron.....	57
Figura 10 -	Exemplo de estrutura da rede neural em análise, com tela de simulação do Matlab.....	59
Figura 11 -	Processo de parada do treinamento de uma rede neural do estudo.....	60
Figura 12 -	Estrutura da versão mensal do SMAP.	63
Figura 13 -	Calibração do modelo SMAP para a área de Três Marias.....	65
Figura 14 -	Fluxograma do modelo NEWAVE.....	70
Figura 15 -	Regras de trabalho do NEWAVE.	71
Figura 16 -	Estrutura em árvore utilizada pelo NEWAVE.....	72
Figura 17 -	Horizonte de planejamento dos modelos DECOMP e NEWAVE.	72
Figura 18 -	Forma de representação dos modelos DECOMP e NEWAVE.	73
Figura 19 -	Bacia do Rio São Francisco, Trecho entre Morpará/Boqueirão/Sobradinho.	73
Figura 20 -	Exemplo das variáveis usadas para avaliação das vazões afluentes ao reservatório de Sobradinho – janeiro a abril/2016.	76
Figura 21 -	Disposição dos postos hidrométricos disponíveis	81
Figura 22 -	Chuva média mensal na área do reservatório de Sobradinho – Período 1979 a 2016.....	82
Figura 23 -	Polígono de Thiessen obtido com os postos selecionados na área do reservatório de Sobradinho.....	83

Figura 24 - Distribuição da chuva na área do reservatório de Sobradinho pelo método de idw (inverso quadrado da distância), com a delimitação da área de influência dos postos pluviométricos utilizados.....	84
Figura 25 - Distribuição da chuva na área do reservatório de Sobradinho pelo método de idw (inverso quadrado da distância).....	85
Figura 26 - Boxplot das variáveis, respectivamente, MPR+BQO, Chuva_md e Perdas.....	86
Figura 27 - Correlação linear das variáveis.....	87
Figura 28 - Gráficos quantil-quantil das variáveis em análise.....	88
Figura 29 - Histograma e ajuste de distribuição Log-normal dos dados de (MPR+BQO)p. .	89
Figura 30 - Histograma e ajuste de distribuição Normal dos dados de perdas.....	90
Figura 31 - Histograma e ajuste de distribuição Gama aos dados de chuva média.....	90
Figura 32 - Análise de componentes principais das variáveis em análise, variância dos componentes.....	91
Figura 33 - Análise de componentes principais das variáveis em análise, relação CP1 x CP2.....	92
Figura 34 - Dendograma das variáveis em análise (distância euclidiana).....	92
Figura 35 - Autocorrelação e autocorrelação parcial da variável (MPR+BQO)p.....	93
Figura 36 - Autocorrelação e autocorrelação parcial da variável Perdas.....	94
Figura 37 - Autocorrelação e autocorrelação parcial da variável Chuva Média do lago.....	95
Figura 38 - Vazão de (MPR+BQO)p x Perdas ao reservatório de Sobradinho.....	96
Figura 39 - Chuva média na região do lago x perdas ao reservatório de Sobradinho.....	97
Figura 40 - Disposição anual dos dados de perdas/ganhos, (MPR+BQO)p e a chuva média.....	97
Figura 41 - Comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem do reservatório de Três Marias.....	98
Figura 42 - Comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem incremental ao posto fluviométrico de São Romão (a) e para a área incremental ao posto de São Francisco (b).	100
Figura 43 - Aplicação do vetor regional, posto São Sebastião.....	102
Figura 44 - Exemplo de preenchimento de falhas pelo método do vetor regional, posto Bom Jardim.....	102
Figura 45 - Exemplo de dados de baixa qualidade, posto Arrojolândia.....	103

Figura 46 - Polígono de Thiessen obtido para o trecho compreendido entre o posto pluviométrico de São Francisco e o reservatório de Sobradinho.....	104
Figura 47 - Comparação entre a chuva média mensal gerada pela média aritmética e pelo polígono de Thiessen, médias mensais entre 1980 a 2017.....	104
Figura 48 - Comparação entre a chuva mensal gerada pela média aritmética e pelo polígono de Thiessen.....	105
Figura 49 - Comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem do trecho São Francisco – Sobradinho.....	105
Figura 50 - Clima CFS x Chuva média, média mensal, na área de drenagem de Três Marias, 1982 a 2010.	107
Figura 51 - Análise da PDF, comparação clima CFS x chuva média na área de drenagem de Três Marias, 1982 a 2010.	108
Figura 52 - Coeficiente linear e PDF, mensal, análise de 1982 a 2010.....	109
Figura 53 - Clima CFS x chuva média, mensal, na área de drenagem de São Romão (a), São Francisco (b) e Sobradinho (c), 1982 a 2010..	109
Figura 54 - Análise da PDF, comparação clima CFS x chuva média, mensal, na área de drenagem de São Romão (a), de São Francisco (b) e Sobradinho (c), 1982 a 2010.	111
Figura 55 - Coeficiente linear e PDF, mensal, análise de 1982 a 2010, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3 (c).	113
Figura 56 - Curva de frequência da chuva verificada e prevista pelo modelo CFS com 1 mês de antecedência, para os períodos úmido (a) e seco (b), clima corrigido pelo método PDF.	115
Figura 57 - Chuva verificada e prevista pelo modelo CFS com 1 mês de antecedência, para os períodos úmido (a) e seco (b), clima corrigido pelo método PDF.....	116
Figura 58 - Comparação da precipitação prevista, prevista corrigida pelo método PDF e observada.....	117
Figura 59 - Chuva corrigida pelo método PDF, 25 membros do modelo CFS, período úmido.....	117
Figura 60 - Chuva corrigida pelo método PDF, 25 membros do modelo CFS, período seco.....	118

Figura 61 - Curva de frequência da chuva verificada e prevista pelo modelo CFS com 1 mês de antecedência, para os períodos úmido e seco, clima corrigido pelo método Linear.	118
Figura 62 - Chuva verificada e prevista pelo modelo CFS com 1 mês de antecedência, para os períodos úmido (a) e seco (b), clima corrigido pelo método Linear.....	119
Figura 63 - Comparação da precipitação prevista, prevista corrigida pelo método Linear e observada.	120
Figura 64 - Chuva corrigida pelo método linear, 25 membros do Modelo CFS, período úmido.....	121
Figura 65 - Chuva corrigida pelo método linear, 25 membros do Modelo CFS, período seco.....	121
Figura 66 - Curva de frequência da chuva verificada e prevista pelo modelo CFS com 1 mês de antecedência, para os períodos úmido e seco, clima corrigido pelo método PDF, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3 (c).....	122
Figura 67 - Chuva verificada e prevista pelo modelo CFS com 1 mês de antecedência, para os períodos úmido e seco, clima corrigido pelo método PDF, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3 (c).	123
Figura 68 - Comparação da precipitação prevista, prevista corrigida pelo método PDF e observada, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c).....	126
Figura 69 - Chuva corrigida pelo método pdf, 25 membros do modelo CFS, período úmido, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c).....	127
Figura 70 - Chuva corrigida pelo método pdf, 25 membros do modelo CFS, período seco para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c).....	129
Figura 71 - Curva de frequência da chuva verificada e prevista pelo modelo CFS com 1 mês de antecedência, para os períodos úmido e seco, clima corrigido pelo método Linear, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c).....	130
Figura 72 - Chuva verificada e prevista pelo modelo CFS com 1 mês de antecedência, para os períodos úmido e seco, clima corrigido pelo método coeficiente Linear, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c).	132
Figura 73 - Comparação da precipitação prevista, prevista corrigida pelo método Linear e observada, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c).	134
Figura 74 - Chuva corrigida pelo método Linear, 25 membros do modelo CFS, período úmido para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c).....	136

Figura 75 - Chuva corrigida pelo método Linear, 25 membros do Modelo CFS, período seco.....	138
Figura 76 - Correlação da chuva média de Três Marias com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1 , T-2 e T-3.	142
Figura 77 - Correlação da chuva média da Incremental 1 com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3.	143
Figura 78 - Correlação da chuva média da Incremental 2 com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3.	145
Figura 79 - Correlação da chuva média da Incremental 3 com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3.	146
Figura 80 - Correlação da vazão natural a Três Marias com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3.	148
Figura 81 - Correlação da vazão Incremental a Sobradinho com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3.	149
Figura 82 - Matriz de correlação das variáveis que permaneceram na análise.	150
Figura 83 - Número de variáveis X Percentual de explicação da variância das séries - análise de componentes principais.	151
Figura 84 - Fator 1 x Fator 2 da análise de componentes principais, CP1 e CP2.	151
Figura 85 - Distribuição gráfica dos fatores responsáveis pela variância das séries - análise de componentes principais.	152
Figura 86 - Dendograma das variáveis, distância euclidiana.	154
Figura 87 - Dendograma das variáveis, zoom nas variáveis climáticas, distância euclidiana.	154
Figura 88 - Histograma e Box-plot para as variáveis TROP (a), NATL (b) e SATL (c).....	156
Figura 89 - Histograma e Box-plot para as variáveis NINO1+2 (a), NINO3 (b) e NINO3,4 (c).	157
Figura 90 - Histograma e box-plot do P_UTM, P_Inc1, P_Inc2, P_Inc3, NAT_UTM e NAT_Inc.....	159
Figura 91 - Anomalia histórica dos dados de vazão natural a Três Marias, NINO1+2 e SATL.....	161
Figura 92 - Anomalia dos dados de vazão incremental a Sobradinho, NINO1+2 e SATL.....	161
Figura 93 - Vazões verificadas x vazões previstas pela Simulação 5.	163

Figura 94 - Vazões verificadas x vazões previstas pela Simulação 6 que incorporam a chuva verificada.	164
Figura 95 - Vazões verificadas x vazões previstas dois meses à frente.	165
Figura 96 - Vazões verificadas x vazões previstas pela simulação 6 que incorporam a chuva verificada.	166
Figura 97 - Vazões verificadas x vazões previstas pela simulação 7 que incorporam a chuva verificada.	166
Figura 98 - Resultados da Simulação 7 incorporando as previsões de chuva do modelo CFS (média dos membros).	168
Figura 99 - Comparação das vazões previstas com um e dois meses à frente, com a metodologia de correção de precipitação linear.	169
Figura 100 - Comparação das vazões previstas com um e dois meses à frente, com a metodologia de correção de precipitação PDF/PDF.	169
Figura 101 - Fluxograma das previsões e correções de chuva do modelo CFS.	170
Figura 102 - Previsão de vazões com as previsões de chuva do modelo CFS, correção PDF/PDF, para todos os membros da previsão de precipitação.	170
Figura 103 - Previsão de vazões com as previsões de chuva do modelo CFS, correção PDF, para todos os membros da previsão de precipitação.	171
Figura 104 - Previsão de vazões com as previsões de chuva do modelo CFS, correção linear/PDF, para todos os membros da previsão de precipitação.	171
Figura 105 - Cenários previstos pelo Gevazp, juntamente com a faixa do modelo CFS e a vazão verificada, PMO setembro/2012.	172
Figura 106 - Cenários previstos pelo Gevazp, juntamente com a faixa do modelo CFS e a vazão verificada, PMO janeiro/2013.	172
Figura 107 - Aplicação da chuva prevista pelo CFS para a calibração do modelo SMAP para a área de Três Marias.	174
Figura 108 - Avaliação da faixa de vazão das previsões de vazões ao reservatório de Três Marias.	174
Figura 109 - Comparação das faixas médias previstas pelo SMAP e pelo modelo de Redes Neurais.	177
Figura 110 - Cenários previstos pelo Gevazp, juntamente com a faixa do modelo CFS e a vazão verificada, PMO setembro/2012 com faixa do SMAP.	178
Figura 111 - Cenários previstos pelo Gevazp, juntamente com a faixa do modelo CFS e a vazão verificada, PMO janeiro/2013 com faixa do SMAP.	178

Figura 112 - Cenários previstos pelo Gevazp, juntamente com a faixa do modelo de Redes Neurais, SMAP e a vazão verificada, para o período de jan/2015 a dez/2016.	179
Figura 113 - Comparação da chuva prevista na área da Incremental 3 em comparação com a chuva média verificada no lago.	180
Figura 114 - Comparação das vazões previstas e verificadas, RN1.....	181
Figura 115 - Comparação das vazões previstas (Prev Linear) e verificadas (Verificado) na linha do tempo, RN1.....	181
Figura 116 - Comparação das vazões previstas e verificadas, RN2.....	182
Figura 117 - Comparação das vazões previstas (Previsto) e verificadas (Verif) na linha do tempo, RN2.	182
Figura 118 - Comparação dos resultados obtidos com a consideração da chuva verificada, com a chuva prevista pelo CFS e sem a consideração dessa informação.	183
Figura 119 - Comparação dos resultados obtidos com a consideração da chuva verificada, com a chuva prevista pelo CFS e sem a consideração dessa informação.	184
Figura 120 - Vazões verificadas x Vazões previstas pela Simulação 2, vazão incremental a Sobradinho.....	186
Figura 121 - Vazões verificadas x vazões previstas pela Simulação 6 que incorporam a chuva verificada.....	187
Figura 122 - Vazões verificadas x vazões previstas um e dois meses à frente.....	188
Figura 123 - Vazões verificadas x vazões previstas pela simulação 7 que incorporam a chuva verificada.....	189
Figura 124 - Vazões verificadas x vazões previstas dois meses à frente.	189
Figura 125 - Resultados da Simulação 7 incorporando as previsões de chuva do modelo CFS.....	191
Figura 126 - Comparação de vazões previstas com um e dois meses à frente – correção de chuva pela metodologia Linear.	191
Figura 127 - Comparação de vazões previstas com um e dois meses à frente – correção de chuva pela metodologia PDF/PDF.	192
Figura 128 - Fluxograma das previsões e correções de chuva do modelo CFS.	192
Figura 129 - Previsão de vazões com as previsões de chuva do modelo CFS, correção PDF/PDF.	193
Figura 130 - Previsão de vazões com as previsões de chuva do modelo CFS, correção Linear.	194

Figura 131 - Resultados da Simulação 8.	195
Figura 132 - Previsão de vazões com as previsões incorporando as perdas/ganhos verificados.	196
Figura 133 - Resultados da Simulação 9.	197
Figura 134 - Previsão de vazões com as previsões incorporando as perdas/ganhos verificadas e previstas.	198
Figura 135 - Fluxograma das previsões e correções de chuva do modelo CFS.	198
Figura 136 - Previsão de vazões com as previsões de chuva do modelo CFS, correção Linear.	199
Figura 137 - Faixa da previsão gerada pelo modelo de Redes Neurais.	199
Figura 138 - Cenários previstos pelo Gevazp, juntamente com a faixa do modelo CFS e a vazão verificada, PMO setembro/2012.	201
Figura 139 - Cenários previstos pelo Gevazp, PMO setembro/2012.	202
Figura 140 - Cenários previstos pelo Gevazp, juntamente com a faixa do modelo CFS e a vazão verificada, PMO janeiro/2013.	202
Figura 141 - Cenários previstos pelo Gevazp, PMO janeiro/2013.	203
Figura 142 - Cenários previstos pelo Gevazp, juntamente com a faixa do modelo de Redes Neurais e a vazão verificada, para o período de jan/2015 a dez/2016.	204

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Principais parâmetros obtidos na calibração do SMAP.	65
Tabela 2 - Parâmetros obtidos para os coeficientes de representação espacial da chuva.....	66
Tabela 3 - Índices de desempenho encontrados na calibração, parâmetros estatísticos.....	66
Tabela 4 - Área de influência dos postos pluviométricos após delimitação do polígono de Thiessen.	83
Tabela 5 - Dados estatísticos das variáveis vazão média mensal (MPR+BQO)p, perdas/ganhos (Perdas) e chuva média mensal (Chuva_md) do reservatório de Sobradinho.	86
Tabela 6 - Coeficiente de Correlação das variáveis em análise.	87
Tabela 7 - Importância dos componentes da ACP.	91
Tabela 8 - Análise da probabilidade condicionada.....	95
Tabela 9 - Exemplos de comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem do reservatório de Três Marias, período úmido.....	99
Tabela 10 - Exemplos de comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem do reservatório de Três Marias, período seco.	99
Tabela 11 - Exemplos de comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem do posto fluviométrico de São Romão (a) e para a área de drenagem de São Francisco (b), período úmido.....	100
Tabela 12 - Exemplos de comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem do posto fluviométrico de São Romão e para a área de drenagem de São Francisco (b), período seco.....	101
Tabela 13 - Exemplos de comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem do trecho São Francisco – Sobradinho, período úmido.....	106
Tabela 14 - Exemplos de comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem do trecho São Francisco – Sobradinho, período seco.	106

Tabela 15 - Relação entre o clima e a chuva média na área de Três Marias, Coeficiente Linear e PDF.....	108
Tabela 16 - Relação entre o clima e a chuva média na área de drenagem dos postos São Romão, São Francisco e Sobradinho, coeficiente linear e PDF.	112
Tabela 17 - Análise dos desvios do modelo CFS, chuva mensal, pelo método PDF.	116
Tabela 18 - Análise dos desvios do modelo CFS, chuva mensal, pelo método Linear.	120
Tabela 19 - Resultados obtidos com a correção da precipitação, área de Três Marias.	120
Tabela 20 - Análise dos desvios do Modelo CFS, clima corrigido método PDF, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c).	125
Tabela 21 - Análise dos desvios do modelo CFS, clima corrigido método Linear, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c).	133
Tabela 22 - Resultados obtidos com a correção da precipitação, área da incremental 1 (a), 2 (b) e 3 (c).	136
Tabela 23 - Informações gerais das variáveis em análise.....	139
Tabela 24 - Matriz de correlação das variáveis climáticas, chuva e vazão em análise.	140
Tabela 25 - Correlação da chuva média de Três Marias com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3.	141
Tabela 26 - Correlação da chuva média na Incremental 1 com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3.	143
Tabela 27 - Correlação da chuva média na Incremental 2 com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3.	144
Tabela 28 - Correlação da chuva média na Incremental 3 com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3	146
Tabela 29 - Correlação da vazão natural a Três Marias com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3.	147
Tabela 30 - Correlação da vazão incremental a Sobradinho com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3	149
Tabela 31 - Distribuição numérica dos fatores responsáveis pela variância das séries - análise de componentes principais.	153
Tabela 32 - Variáveis de entrada consideradas na rede neural MLP.....	162
Tabela 33 - Resultados dos parâmetros estatísticos obtidos para as previsões 1 mês a frente ao reservatório de Três Marias.	163
Tabela 34 - Resultados dos parâmetros estatísticos da Simulação 6 que incorporam a chuva verificada.....	164

Tabela 35 - Resultados dos parâmetros estatísticos da Simulação 7, com uma rede para o período úmido e outra para o seco.....	165
Tabela 36 - Resultados dos parâmetros estatísticos da Simulação 7 incorporando as previsões de chuva do modelo CFS.....	167
Tabela 37 - Avaliação da faixa de vazão das previsões de vazões, modelo SMAP e redes neurais (RN), ao reservatório de Três Marias.....	176
Tabela 38 - Desvios obtidos com a média da faixa das vazões previstas pelo SMAP e pelo modelo de Redes Neurais.	177
Tabela 39 - Variáveis de entrada consideradas na rede neural MLP.....	185
Tabela 40 - Resultados dos parâmetros estatísticos obtidos para as previsões 1 mês a frente ao reservatório de Sobradinho.....	186
Tabela 41 - Resultados dos parâmetros estatísticos da Simulação 6 que incorporam a chuva verificada.....	187
Tabela 42 - Resultados dos parâmetros estatísticos da Simulação 7, rede para o período úmido e outra para o seco.	188
Tabela 43 - Resultados dos parâmetros estatísticos da Simulação 7 incorporando as previsões de chuva do modelo CFS.....	190
Tabela 44 - Variáveis de entrada das simulações com as perdas/ganhos.....	194
Tabela 45 - Resultados dos parâmetros estatísticos da Simulação 8.....	194
Tabela 46 - Resultados dos parâmetros estatísticos dos testes efetuados com a chuva prevista pelo modelo CFS.	195
Tabela 47 - Resultados dos parâmetros estatísticos da Simulação 9.....	196
Tabela 48 - Resultados dos parâmetros estatísticos dos testes efetuados com a chuva prevista pelo modelo CFS.	197
Tabela 49 - Avaliação da faixa de vazão das previsões de vazões ao reservatório de Sobradinho.....	199

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANA	Agência Nacional de Águas
CCM	Complexo Convectivo de Mesoescala
CEMIG	Companhia Energética de Minas Gerais
CFS	Climate Forecast System
CHESF	Companhia Hidrelétrica do São Francisco
CMO	Custo Marginal da Operação
DECOMP	Determinação da coordenação da operação a curto prazo
DESSEM	Modelo de despacho hidrotérmico de curto prazo
EPMA	Erro Percentual Médio Absoluto
FAC	Função de Autocorrelação
MCGA	Modelo de circulação geral atmosférico
MLP	Multi Layer Perceptron
NATL	Temperatura do Atlântico Norte
NCEP	National Center for Environmental Prediction
NEWAVE	Modelo de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos Interligados de Longo e Médio Prazo
NINO 1+2	Região do Pacífico NINO 1+2
NINO 3	Região do Pacífico NINO 3
NINO 4	Região do Pacífico NINO 4
NINO 3,4	Região do Pacífico NINO 3,4
ODIN	Otimização do Despacho Interligado Nacional
ONI	Oceanic Niño Index
ONS	Operador Nacional do Sistema Elétrico
PDDE	Dinâmica Dual Estocástica
PDO	Pacific Decadal Oscillation
PLD	Preço de Liquidação de Diferenças
PMO	Programa Mensal da Operação
REE	Reservatório Equivalente
RN	Redes Neurais
SATL	Temperatura do Atlântico Sul
SDDP	Stochastic Dual Dynamic Programming

SIN	Sistema Interligado Nacional
SMAP	Soil Moisture Accounting Procedure
SOI	Southern Oscillation Index
TROP	Região do oceano
UHE	Usina Hidrelétrica
VCAN	Vórtice Ciclônico de Altos Níveis
ZCAS	Zona de Convergencia do Atlantico Sul
ZCIT	Zona de Convergencia Intertropical

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	24
1.1	HIPÓTESE DA PESQUISA	25
1.2	OBJETIVOS	25
1.3	ORGANIZAÇÃO DA TESE.....	25
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E CONCEITUAL	27
2.1	PREVISÃO DE VAZÕES E DE PRECIPITAÇÃO	27
2.2	SISTEMAS ATMOSFÉRICOS ATUANTES NA REGIÃO DE ESTUDO	37
2.3	TÉCNICAS DE GEOPROCESSAMENTO.....	41
2.4	OTIMIZAÇÃO, MODELOS DECOMP E NEWAVE	42
3	MATERIAL E MÉTODOS	45
3.1	ÁREA DE ESTUDO	45
3.2	MÉTODOS	47
3.2.1	Modelo de previsão climática	48
3.2.1.1	Climate Forecast System (CFS)	48
3.2.1.2	Metodologia para correção da previsão de precipitação	49
3.2.1.3	Análise da chuva prevista pelo modelo CFS.....	50
3.2.2	Informações climáticas	53
3.2.3	Modelos chuva-vazão.....	56
3.2.3.1	Modelo de Redes Neurais	57
3.2.3.2	Modelo SMAP.....	62
3.2.3.2.1	<i>Calibração para a área de Três Marias</i>	<i>64</i>
3.2.4	Impacto energético – modelos DECOMP e NEWAVE.....	66
3.2.5	Análise das variáveis MPR+BQO e Chuva Média do Lago X Perdas/Ganhos em Sobradinho	73
3.2.5.1	Análise estatística associada.....	77
3.2.6	Cálculo da chuva média no reservatório de Sobradinho	80
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	82
4.1	ANÁLISE DAS VARIÁVEIS (MPR+BQO)P E CHUVA MÉDIA DO LAGO X PERDAS/GANHOS EM SOBRADINHO	82
4.1.1	Cálculo da chuva média no reservatório de Sobradinho	82
4.1.2	Análise estatística.....	85
4.1.2.1	Análise descritiva dos dados	85
4.1.2.2	Gráficos Quantil-Quantil.....	87

4.1.2.3	Aderência a distribuições de probabilidade	88
4.1.2.4	Histograma e distribuição de probabilidade.....	88
4.1.2.5	Análise de Componentes Principais – ACP	91
4.1.2.6	Dendograma	92
4.1.2.7	Função de autocorrelação e autocorrelação parcial.....	93
4.1.2.8	Disposição geral dos dados	95
4.2	ANÁLISE DA CHUVA PREVISTA PELO MODELO CFS.....	98
4.2.1	Área do reservatório de Três Marias.....	98
4.2.2	Análise para a área compreendida entre o reservatório de Três Marias e o posto fluviométrico de São Francisco	99
4.2.3	Área compreendida entre o posto fluviométrico de São Francisco e o reservatório de Sobradinho	101
4.3	CORREÇÃO DO CLIMA DO MODELO CFS	106
4.3.1	Montante de Três Marias.....	107
4.3.2	Incremental Três Marias / São Romão, São Romão / São Francisco e São Francisco / Sobradinho	109
4.4	CORREÇÃO DA CHUVA MENSAL DO MODELO CFS	115
4.4.1	Área de drenagem de Três Marias.....	115
4.4.2	Área de drenagem da incremental Três Marias – São Romão (Inc1), São Romão – São Francisco (Inc2) e São Francisco – Sobradinho (Inc3)	122
4.5	ANÁLISE DA RELAÇÃO ENTRE VARIÁVEIS CLIMÁTICAS, A CHUVA MÉDIA E VAZÃO NA BACIA	139
4.5.1	Representação básica dos dados – Informações gerais e correlação	139
4.5.1.1	Correlação	139
4.5.2	Análise de Componentes Principais - ACP	150
4.5.3	Dendograma	153
4.5.4	Histograma e box-plot	154
4.5.5	Disposição geral dos dados.....	160
4.6	APLICAÇÃO DOS MODELOS CHUVA X VAZÃO	161
4.6.1	Aplicação para a previsão da vazão natural a Três Marias	162
4.6.1.1	Calibração.....	162
4.6.1.2	Avaliação.....	167
4.6.2	Comparação das previsões de vazões - Três Marias	171
4.6.3	Aplicação para a previsão da variável perdas/ganhos	179

4.6.4	Aplicação para a previsão da vazão incremental a Sobradinho.....	184
4.6.4.1	Calibração.....	184
4.6.4.2	Avaliação.....	190
4.6.5	Comparação das previsões de vazões – Sobradinho Incremental.....	201
5	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES	205
	REFERÊNCIAS.....	208
	APÊNDICE A - ANÁLISE DOS DADOS PLUVIOMÉTRICOS DO	
	POSTO DE SOBRADINHO	218

1 INTRODUÇÃO

O Sistema Interligado Nacional - SIN abrange quase toda a energia gerada e distribuída no país. É um sistema hidro-termo-eólico de grande porte, com forte predominância de usinas hidrelétricas e com múltiplos proprietários. Ele é dividido em 4 Subsistemas, a saber: Sul, Sudeste, Norte e Nordeste. Apenas 3,4% da capacidade de produção de eletricidade do país encontra-se fora do SIN, em pequenos sistemas isolados localizados principalmente na região amazônica (ONS, 2017).

Mesmo com a crise hídrica que o Subsistema NE (Nordeste) vem passando desde o ano de 2013, cerca de 76% do total de geração de energia do país no ano de 2016 foi advinda de energia hidrelétrica. Devido a essa característica peculiar, o planejamento e a geração eletroenergética do SIN apresentam uma estreita correlação com os estoques de água existentes nos reservatórios das usinas hidrelétricas e com as vazões que chegam a esses reservatórios.

Com isso, as previsões de vazões a essas usinas são uma das mais importantes informações para o planejamento e programação do SIN, tendo em vista que subsidiam a tomada de decisão do âmbito do Setor Elétrico no momento que permitem a avaliação das condições operacionais das usinas hidrelétricas e termelétricas em cada estágio de tempo, respeitando as restrições elétricas, através da utilização dos diferentes modelos de otimização e simulação energética, proporcionando ganhos sinérgicos na operação do SIN. Estas previsões, quando realizadas com relativa precisão e antecedência, podem permitir uma tomada de decisão no sentido de minimizar os efeitos de uma cheia excepcional ou de uma situação de escassez de recursos hídricos. Dentro desse contexto, destaca-se também o papel da previsão de precipitação, tendo em vista que são de fundamental importância para a elaboração das previsões de vazões dessas usinas hidrelétricas.

As previsões climáticas 1, 2 meses à frente tem sido cada vez mais utilizadas na literatura em diversas áreas de conhecimento: seja no momento de prever a colheita, a viabilidade de implantação de algum projeto estrutural, entre diversas outras aplicações. Essas informações ainda não são usadas objetivamente no planejamento da operação energética do SIN, ficando restrita a análises subjetivas. A geração de séries sintéticas se faz necessária no processo de planejamento da operação, tendo em vista que a variabilidade existente na natureza. Contudo, atualmente essa geração de séries é feita sem a utilização da variável climática, que poderiam reduzir as vazões com pouca ou nenhuma probabilidade de ocorrência.

Importante descrever também uma variável de grande importância para a previsão de vazões e operação do reservatório de Sobradinho. É a variável perdas/ganhos que representa uma parcela que é contabilizada pelos postos fluviométricos a montante do reservatório e não

é vista na afluência ao mesmo. Para ela são atribuídas todas as incertezas no cálculo do balanço hídrico da área: evaporação, infiltração, percolação, etc. A importância da mesma na previsão e operação de Sobradinho é que sua sub e superestimativa impedem a contabilização correta da afluência a este reservatório.

1.1 HIPÓTESE DA PESQUISA

O trabalho parte da hipótese de que é possível obter melhores resultados para a previsão de vazões no horizonte sazonal (de um mês à frente) com a utilização da previsão de precipitação, e, conseqüentemente, melhorar os resultados do CMO – Custo Marginal da Operação de forma mais realística e otimizar a operação do SIN. Isso poderá ser feito através de uma avaliação dos impactos da inserção de variáveis climáticas na geração de cenários de vazão no horizonte de um mês a frente.

1.2 OBJETIVOS

Objetivo geral

Avaliar a interferência das previsões climáticas na previsão de vazões e suas conseqüências para o planejamento e operação do SIN.

Objetivos específicos

- Obter previsões climáticas sazonais;
- Avaliar e corrigir os vieses dessas previsões climáticas;
- Analisar a estatística das variáveis climáticas, buscando selecionar as com maior influência na vazão natural;
- Analisar a variável perdas/ganhos no processo de cálculo do balanço hídrico do reservatório de Sobradinho e seu impacto na previsão de vazões incrementais a este reservatório;
- Calibrar os modelos e elaborar cenários de previsão de vazões (gerar um conjunto de eventos possíveis);
- Comparar faixa de vazão obtida com a faixa prevista pelo Modelo de geração de cenários;

1.3 ORGANIZAÇÃO DA TESE

Esta pesquisa foi desenvolvida nos seguintes capítulos:

CAPÍTULO 1, INTRODUÇÃO: apresenta-se uma breve introdução com a justificativa da realização do trabalho e uma síntese da relação entre o tema do trabalho com os objetivos, metodologia e os resultados.

CAPÍTULO 2, REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E CONCEITUAL: apresentam-se neste capítulo uma descrição dos principais conceitos abordados do estudo que auxiliam na compreensão dos fenômenos envolvidos com esta pesquisa. São apresentados também os conceitos referentes aos modelos usados no trabalho e fenômenos meteorológicos.

CAPÍTULO 3, MATERIAIS E MÉTODOS: descreve-se brevemente a região em estudo, seus aspectos fisiográficos, climáticos, hidrológicos e geológicos.

CAPÍTULO 4, RESULTADOS E DISCUSSÕES: apresentam-se todos os resultados obtidos na região estudada como também suas análises que foram alcançadas através das simulações.

CAPÍTULO 5, CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES: apresentam-se as idéias conclusivas da pesquisa e algumas recomendações para futuras pesquisas na região em estudo.

REFERÊNCIAS: este item apresenta todas as fontes consultadas durante a pesquisa.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA E CONCEITUAL

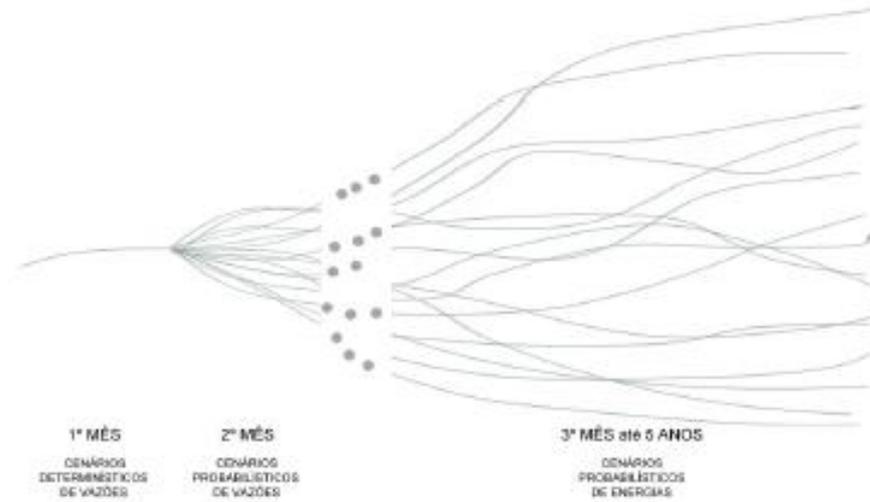
Nesta seção, separados por temática, serão apresentados trabalhos elaborados nas principais áreas de interesse desta tese.

2.1 PREVISÃO DE VAZÕES E DE PRECIPITAÇÃO

Conforme descrito em Rocha *et al.* (2015), a representação das afluições no sistema brasileiro deve ser dividida em três etapas: a primeira etapa se refere ao primeiro mês do horizonte de planejamento, com discretização semanal e afluições tratadas individualmente por usina. A segunda referente a um período de um ou mais meses à frente (atualmente adota-se apenas o período de um mês), com discretização mensal e afluições tratadas individualmente por usina, e a terceira etapa, referente ao período restante até o horizonte de cinco anos à frente, com discretização mensal e afluições tratadas de forma agregada em energia para cada um dos subsistemas interligados eletricamente, abrangendo todos os aproveitamentos hidroelétricos dos subsistemas na forma de reservatórios equivalentes. Para a primeira etapa dos estudos de planejamento, ou seja, no horizonte do primeiro mês, são adotados cenários hidrológicos determinísticos, obtidos através de modelos de previsão de vazão. Para a segunda e terceira etapas, ou seja, para os meses subsequentes até o final do horizonte de estudo, são adotados cenários hidrológicos probabilísticos providos por modelos de geração de séries sintéticas de afluições. A Figura 1 ilustra a representação das afluições adotada nos estudos de planejamento da operação através de cenários hidrológicos determinísticos e probabilísticos.

O Operador Nacional do Sistema Elétrico - ONS tem a responsabilidade de elaborar a previsão de vazões naturais médias diárias, semanais e mensais para todos os locais de aproveitamentos hidroelétricos, além da geração de cenários mensais, a serem utilizados nos processos de planejamento e programação da operação do SIN. Os cenários probabilísticos de afluições para o horizonte de um mês até cinco anos à frente, adotados na 2ª e 3ª etapas dos estudos de planejamento, que complementam a representação das afluições aos aproveitamentos hidroelétricos, são obtidos através do modelo Gevazp (MACEIRA & MERCIO, 1997; JARDIM *et al.*, 2001), o qual se trata de um modelo estocástico de geração de séries sintéticas, que, na realidade, são possíveis realizações de um determinado processo estocástico, sob a hipótese de estacionariedade e ergodicidade. As vazões dessas séries são geradas a partir de modelagem auto-regressiva, com a inclusão de ruídos aleatórios, obtidos da série temporal de cada usina e segundo um conjunto de leis probabilísticas.

Figura 1 - Representação atual das afluições nos estudos de planejamento da operação do SIN



Fonte: Rocha *et al.* (2015).

Dessa forma, simulam-se diversas séries temporais que se assemelhem àquelas que poderiam ser geradas pela natureza. Em outras palavras, dada a incerteza associada a esse processo, obtém-se um conjunto de cenários de afluição, que, por sua vez, serão tratados de maneira diferenciada em cada etapa do processo de planejamento da operação do SIN (CEPEL, 2002). No entanto, essa geração de cenários de afluições não incorpora objetivamente qualquer tipo de informação meteorológica ou climática e a inclusão dessas informações pode aperfeiçoar a representação das condições hidrológicas futuras.

Desde 2006 o ONS vem desenvolvendo modelos de previsão de vazões que incorporam previsões de precipitação. São previsões 12 dias à frente que são usadas no processo de elaboração do Programa Mensal de Operação – PMO (GUILHON, 2007). Além disso, tem procurado o aprimoramento da qualidade das previsões de precipitação, a partir da elaboração interna de análises de desempenho dos modelos disponíveis. Contudo, pouco foi avaliado até o presente momento em relação à interferência da previsão climática nas previsões de vazões. Essas informações ainda não são utilizadas mensalmente de forma objetiva no planejamento da operação. Com a evolução da modelagem atmosférica, do conhecimento sobre os fenômenos meteorológicos e climáticos e da ampliação da rede de observações no planeta, a inclusão de informações climáticas pode aperfeiçoar, de maneira significativa, a representação das condições hidrológicas futuras (GODDARD *et al.*, 2010) e, conseqüentemente, melhorar o planejamento da operação do SIN.

As previsões de vazões acima de 1 mês à frente são utilizadas nas rodadas dos modelos energéticos DECOMP e NEWAVE. Como descrito em Oliveira (2015), o NEWAVE é o

modelo oficialmente usado para planejamento de médio/longo prazo no SIN. Este modelo determina o despacho ótimo das hidrelétricas e termelétricas para cada mês durante o período que varia de 5 a 10 anos, minimizando o custo operativo. As hidrelétricas são representadas agregadas e sua política operacional é dada função da metodologia *Stochastic Dual Dynamic Programming* (SDDP).

Guetter & Krauskopf Neto (2006) associaram o erro das previsões hidrológicas às incertezas na estimativa de chuva média sobre a bacia. Por essas razões, a precipitação prevista por modelos numéricos deve, para a maioria dos casos, ser utilizada em associação com metodologias, como correções estatísticas e adaptações regionais, capazes de minimizar alguns padrões de erros antes dessa informação ser utilizada no modelo hidrológico (HABETS *et al.*, 2004). Uma maneira de se minimizar o erro das previsões, tanto de natureza meteorológica e climática quanto hidrológica, é aplicar a técnica de previsões por conjuntos (ensemble), que surgiu como uma tentativa de aumentar a previsibilidade de modelos dinâmicos atmosféricos. Essa técnica objetiva minimizar as incertezas impostas pelas limitações da previsão numérica da atmosfera, consistindo na passagem de uma única previsão numérica determinística para uma abordagem probabilística (BUIZZA, 2005).

Outra metodologia que pode ser empregada para melhorar as previsões de precipitação são técnicas de correção de viés, que consistem na remoção de possíveis erros sistemáticos que os modelos apresentam em seus resultados (SANKARASUBRAMANIAN *et al.*, 2008; BRAGA *et al.*, 2009).

Cossich *et al.* (2015) mostraram que é possível obter um aperfeiçoamento do método de geração de cenários de afluências de vazão no horizonte de até três meses, considerando, além da informação de afluências passadas, previsões climáticas de precipitação, oriundas de MCGA – Modelos de Circulação Geral da Atmosfera (consideraram o modelo ECHAM 4.5, CFS, COLA/IRI e CCM3). Eles usaram um modelo estatístico AR e um outro ARx. Os resultados mostraram que os dois modelos representaram bem o comportamento sazonal da vazão, no entanto a metodologia univariada apresentou qualidade inferior à multivariada, dado que os modelos AR, de uma maneira geral, não conseguiram antecipar a variação da vazão, tendo dificuldades de capturar a sua variabilidade natural.

Os modelos AR exibiram, também, um erro característico da modelagem autoregressiva univariada: os cenários de vazão gerados apresentaram um desvio de fase de um mês em relação à vazão observada, provocando um efeito conhecido como “efeito sombra” nos gráficos dos cenários de vazão, o que foi minimizado com os cenários gerados pelo modelo ARx.

Destacaram também que a inserção da previsão climática de precipitação por conjuntos mostrou-se como um importante complemento à modelagem estocástica univariada.

A região de estudo deste trabalho abrangeu o trecho da bacia do rio Grande a montante da Usina Hidroelétrica - UHE Furnas. Foi adotada a metodologia de correção de viés da precipitação de Cataldi *et al.* (2012), baseada no uso de um fator de correção linear para a precipitação prevista. Essa previsão de precipitação prevista foi comparada aos dados observados no mesmo período, considerando a média de 22 postos pluviométricos de observação obtidos junto a Agência Nacional de Águas – ANA.

Destacaram que, mesmo com os erros dos modelos climáticos em relação à simulação da variável precipitação, pode-se concluir que a sua utilização em modelos de geração de cenários é promissora, levando-se em consideração também que esses MCGA's tendem a possuir melhores resultados no futuro. Concluíram que a modelagem estocástica univariada pode não ser a mais adequada para capturar a variabilidade de cenários hidrológicos futuros, e que a inclusão de previsões climáticas como variável exógena nessa modelagem pode contribuir de forma significativa para uma melhor representação desses cenários, não só em relação a sua tendência, mas também em relação a sua dispersão.

Bou *et al.* (2015) desenvolveram modelo para previsão de vazões um mês a frente, baseado em previsão de precipitação. As previsões de precipitação vieram do modelo CFSv2 e o modelo para transformação chuva em vazão usado foi o SMAP. As previsões de precipitação foram corrigidas (gerados coeficientes de correção para cada mês do ano) e comparadas com uma chuva resultante de 12 estações pluviométricas da ANA. A previsão de precipitação usada foi a média de 25 membros. Os resultados alcançados foram previsões de vazões de melhor qualidade que o modelo oficial do ONS, atualmente usado nos processos do PMO e suas revisões.

Silva, Alves & Cataldi (2019) usaram o modelo SMAP para fazer previsões de vazões para a usina hidrelétrica de Água Vermelha, com base nas previsões de precipitação do Modelo Regional RegCM. Verificou-se que, em termos de precipitação, o modelo foi capaz de simular os principais padrões observados sobre a América do Sul. Uma técnica de correção de viés também foi utilizada e foi essencial para reduzir erros relacionados à simulação de chuva. O uso da remoção de viés na chuva simulada realizada pelo RegCM trouxe melhorias significativas para as vazões simuladas pelo SMAP. Melhorias também foram notadas na simulação de afluência quando a chuva foi fornecida pelo modelo climático regional em comparação com o modelo global.

Evsukoff *et al.* (2012) também desenvolveram um modelo chuva-vazão, só que para o Rio Iguaçu. O modelo foi desenvolvido para dar suporte ao planejamento operacional de hidrelétricas com previsão de vazões 12 dias à frente e também tem como entrada previsões meteorológicas. A técnica de transformação usada foi um sistema recorrente fuzzy, com parâmetros estimados por um algoritmo genético usando chuva observada também como entrada. Foram utilizadas as previsões 10 dias à frente do modelo ETA, com resolução de 40 x 40km e 38 camadas verticais.

O sistema Fuzzy recorrente utilizado é bastante flexível e não requer informações de solo ou vegetação, também não precisa de descrição detalhada da topografia, como normalmente requer os modelos conceituais. O resultado do modelo desenvolvido foi comparado com os de outro modelo conceitual em uso no ONS e atualmente é o que está em uso no planejamento da operação. Função da incerteza da previsão de precipitação, os autores recomendam a utilização não de um único modelo para a previsão de vazões, mas de um intervalo de possíveis valores.

Honorato (2018) utilizou um modelo híbrido para fazer previsões mensais a Sobradinho, 1, 3, 6 e 12 meses à frente. Esse modelo híbrido consiste em utilizar a metodologia de transformação de wavelet como pré-processamento das entradas de uma rede neural. As previsões foram feitas para as vazões naturais mensais ao reservatório de Sobradinho, no período de janeiro/1931 a abril/2009 e mostram que a metodologia testada pode ser uma alternativa importante para previsões de vazões mensais. O artigo também trouxe uma nova maneira de analisar as entradas usadas para um modelo de redes neurais.

Block *et al.* (2009) propuseram modelos de previsão de vazões com diferentes entradas de variáveis hidrológicas e climáticas. Trabalharam com integração entre modelos climáticos global (GCMs), múltiplos modelos climáticos regionais e modelos de balanços hidrológicos (dinâmico e estatístico) para melhorar a previsão da vazão com previsão com *ensembles*.

A análise foi feita para o Rio Jaguaribe, na região Nordeste, no período de 1974 a 1996, para vazões mensais. Os GCMs usados foram o ECHAM 4.5 (ROECKNER *et al.*, 1996) e o NCEP/MRF9 (KUMAR *et al.*, 1996). Foi feita uma correção nessa previsão de precipitação através da metodologia do mapeamento da probabilidade (*probability mapping*), que é baseada em duas curvas de distribuição de probabilidade: uma com os dados históricos observados e com os dados mensais do ensemble, ajustados com uma distribuição gamma. Foram usados os modelos hidrológicos ABCD (THOMAS, 1981) e SMAP (LOPES *et al.*, 1982). Os autores mostraram que a metodologia utilizada para correção da precipitação prevista foi eficiente e os meses que mais necessitaram da mesma foram os meses secos, de janeiro, maio e junho. Também obtiveram bons resultados para os modelos hidrológicos propostos.

Valipour *et al.* (2013) compararam o desempenho de modelos estatísticos ARMA e ARIMA com modelos de redes neurais estáticos e dinâmicos, para previsão de vazões mensais ao reservatório Dez Dam, localizado no Iran. Trabalharam com vazões mensais de 1960 a 2007. O modelo de redes neurais dinâmica, com função de ativação sigmoide e 17 neurônios na camada escondida foi escolhido como sendo o de melhor performance. Mostraram a importância de selecionar corretamente a função de ativação e o número de neurônios na camada intermediária para melhorar o desempenho da rede neural utilizada.

Em relação aos modelos estatísticos utilizados, o modelo ARIMA teve menor erro quando comparado com o ARMA. O Modelo ARIMA se mostrou apropriado para a previsão de vazões para os próximos 12 meses, enquanto o modelo de redes neurais com a função de transferência Sigmoide pode ser usado para a previsão de vazões para os próximos 5 anos.

Saldanha *et al.* (2012) usaram o modelo CFS para previsão de umidade do solo para previsão agrícola no Rio Uruguai, através da transformação chuva-vazão com o modelo hidrológico MGB-IPH. Eles conseguiram desempenho superior aos modelos existentes anteriormente para a previsão de 1 a 6 meses, permitindo melhorar a estimativa da umidade do solo e da produtividade agrícola em sub-regiões da bacia do Uruguai. Os dados utilizados compreenderam o período de 1994 a 2005.

As previsões climáticas para até 6 meses à frente do Modelo CFS foram usadas através de utilização por conjuntos, que consiste em construir possíveis estados iniciais. A resolução do modelo é de aproximadamente 250 km. As séries de previsões de precipitações foram corrigidas pela técnica Bayesiana para minimizar os erros sistemáticos do modelo.

Segundo Evsukoff *et al.* (2012), modelos baseados em dados, como as redes neurais artificiais e os modelos neuro-fuzzy models, têm sido extensamente aplicados para a modelagem hidrológica nos anos recentes (MAIER & DANDY, 2000; BAZARTSEREN, HILDEBRANDT & HOLZ, 2003; AQUIL *et al.*, 2007; EL-SHAFIE, TAHA, & NOURELDIN, 2007; SEDKI, OUAZAR, & EL MAZOUZI, 2009). Os resultados mostram que as redes neurais são capazes de capturar as complexidades da transformação chuva em vazão, mas eles normalmente requerem um grande número de parâmetros para simulações de grandes períodos.

Modelos lineares de transformação chuva-vazão têm performance limitada porque o processo é não-linear. Recentemente Bazartseren *et al.* (2003) comparou os resultados de redes neurais, neuro-fuzzy e de modelos estatísticos para demonstrar a superioridade dos modelos de redes neurais e neuro-fuzzy.

Silva (2005) aprimorou metodologia de integração dos modelos atmosféricos e hidrológicos, para a previsão de vazões de curto prazo (14 dias) e longo prazo (até 6 meses).

Para isso, o modelo hidrológico distribuído MGB-IPH foi ajustado à bacia do Rio São Francisco. Utilizaram-se previsões de precipitação do modelo de circulação geral atmosférico (AGCM) e do modelo regional ETA. Foram feitas previsões para toda bacia, mas os resultados foram analisados com enfoque nas usinas de Três Marias e Sobradinho. Os resultados mostram que as previsões são muito boas nas duas usinas e o modelo é capaz de estimar eventos que os modelos estocásticos têm grande dificuldade. Os erros da previsão de curto prazo foram modelados através de modelos estocásticos e de função de transferência para corrigir a vazão prevista, com resultados bastante satisfatórios em ambas as usinas.

Para previsão de longo prazo, foram usadas previsões climáticas dos modelos AGCM e regional ETA com 6 meses de antecedência. As previsões de vazão foram feitas para a mesma antecedência e comparadas com a de um modelo estocástico. Os resultados em Três Marias mostram que o modelo hidroclimático, com chuva do AGCM, não demonstra vantagens em relação ao modelo estocástico usado pelo ONS para previsão de vazões mensais (PrevivazM). Em Sobradinho o modelo hidroclimático com chuva AGCM apresenta pequena vantagem, mas que é significativa somente para antecedências de até 2 meses. Com o uso da chuva gerada pelo modelo ETA os resultados foram inferiores ao modelo estocástico, em ambas as usinas e para todas as antecedências.

Collischonn *et al.* (2005) desenvolveram metodologia para previsão de vazões na bacia do Rio Uruguai. Determinaram-se previsões de vazão para até 5 meses de antecedência, combinando-se o modelo climático global do Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC) do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), com o modelo hidrológico de grandes bacias (MGB-IPH) desenvolvido por Collischonn (2001). Os resultados mostram que, para a bacia do Rio Uruguai, as precipitações previstas pelo modelo climático possuem um erro sistemático em relação aos dados observados. Para corrigir esse erro, desenvolveu-se uma metodologia baseada numa transformação da distribuição de probabilidades de precipitação diária. Com a combinação das previsões climáticas corrigidas e o modelo hidrológico distribuído, obteve-se uma redução de 54% do erro da previsão de vazão (redução de variância) no Rio Uruguai, em relação às previsões obtidas pelo método tradicionalmente empregado, que se baseia nas médias ou medianas mensais. Além disso, foi utilizado um conjunto de 5 previsões baseado na técnica de conjunto do modelo climático, permitindo gerar uma banda de incertezas das previsões.

Valença (2010) avaliou a viabilidade do uso de sistemas inteligentes híbridos baseados em redes neurais, lógica fuzzy e busca para melhorar o desempenho da previsão de séries temporais. Investigou a utilização de sistemas híbridos baseados em redes neurais e busca para

uma melhor automação do processo de seleção das variáveis, visto que, a permanência de variáveis que não são importantes para a previsão das séries temporais, pode provocar distorções no resultado apresentado pela rede. Este trabalho utilizou a busca harmônica, integrada às redes neurais, para realizar a seleção das variáveis de entrada para séries temporais. Por outro lado, também se verificou a utilização de um sistema híbrido baseado em busca harmônica e das correlações chamado de Busca pela Memória Temporal consegue melhorar o desempenho da busca de atributos. Ou seja, são propostos dois sistemas híbridos para a seleção das variáveis de entradas para os modelos de previsão. Entre outras séries temporais, trabalharam com vazões médias anuais de sobradinho. Os resultados obtidos foram comparados com uma rede MLP tradicional através de vários experimentos. As arquiteturas das redes MLP treinadas com o algoritmo backpropagation foram estabelecidas inicialmente por meio de inúmeras simulações. Os modelos propostos também foram comparados com modelos Estatísticos. Os resultados obtidos com os modelos propostos para a métrica Erro Percentual Médio Absoluto (EPMA).

Andrade *et al.* (2012) abordou o problema de previsão para séries de vazões médias mensais de Furnas, Emborcação e Sobradinho. Partindo de séries de vazões padronizadas, trabalharam com modelos autorregressivos periódicos PAR(pm). Os erros de previsão foram calculados, na escala original da série de vazão, em função dos parâmetros dos modelos ajustados e avaliados para horizontes de previsão variando de 1 a 12 meses. Chegou à conclusão que para os meses cujos coeficientes de variação são mais elevados, os modelos ajustados apresentam uma capacidade preditiva limitada a um horizonte de previsão máximo de três meses. Para os meses com coeficiente de variação menores, a capacidade preditiva dos modelos pode chegar até 6 meses. Para horizontes de previsão superiores a seis meses, os erros de previsão dos modelos tornam-se aproximadamente iguais ao desvio-padrão incondicional da série. Ou seja, para períodos superiores a 6 meses, os modelos perdem quase toda capacidade preditiva e comportam-se como se as vazões não apresentassem correlação temporal.

Pinto (2005) desenvolveu a pesquisa em três enfoques: a investigação das influências da Oscilação Sul (OS) sobre as precipitações e as vazões trimestrais da bacia do Alto São Francisco; a elaboração de modelos probabilísticos para previsão consensual das precipitações semestrais e as vazões trimestrais em categorias (abaixo do normal, normal, acima do normal). Utilizou como variáveis preditoras as anomalias de temperaturas da superfície do mar em diferentes regiões dos oceanos Atlântico, Pacífico e Índico e o Índice de Oscilação Sul (SOI). Em sua aplicação, fez modificação na definição dos dados de entrada do método Extended Streamflow Prediction (ESP) para previsão de vazões mensais, que é uma técnica muito

empregada na previsão de longo termo e consiste na transformação das condições meteorológicas observadas no passado em trajetórias de vazões por meio de modelos conceituais de simulação chuva-vazão.

As previsões consensuais foram realizadas com dois ou três modelos probabilísticos e, tanto para as precipitações como para as vazões, trouxeram ganhos em relação às previsões realizadas a partir unicamente da climatologia, como demonstraram os resultados do índice de Half Brier.

Os estudos indicaram que a OS não influencia os volumes precipitados de outubro a março, mas afeta a distribuição temporal das chuvas. Na fase fria (La Niña) a precipitação acumulada no início do ciclo chuvoso, principalmente de outubro a dezembro (OND), tende a ser maior que as das outras fases. Na fase quente (El Niño) ocorre o contrário, pois os volumes acumulados são superiores no final do ciclo, de janeiro a março (JFM), e inferiores no início. Esses resultados podem explicar o fato das vazões no trimestre de OND serem semelhantes em todas as fases da OS e apresentarem uma tendência de serem inferiores na fase fria do trimestre de JFM. A Oscilação Sul parece influenciar os volumes precipitados do semestre de abril a setembro, principalmente no trimestre de abril a junho (AMJ), quando existe uma tendência de maiores precipitações e vazões trimestrais durante a fase quente. Na previsão consensual das precipitações semestrais sobre o Alto São Francisco os preditores que deram melhores resultados foram as anomalias de temperatura do mar nas regiões Niño1+2, Niño3.4 e ZCIT, e no caso das vazões trimestrais houve uma predominância das anomalias de regiões dos oceanos Pacífico e Índico, além do Índice de Oscilação Sul.

Sankarasubramanian *et al.* (2008) empregaram um método de regressão de componentes principais para previsão sazonal de cenários de vazões utilizando previsões de precipitação provenientes do modelo ECHAM 4.5. Os autores concluíram que é viável a aplicação da remoção de viés, por intermédio da técnica de análise de componentes principais, às previsões de precipitação geradas pelo modelo.

Alguns exemplos de projetos que têm aplicado as previsões climáticas na cadeia do processo de tomada de decisões, no que tange ao planejamento e operação de reservatórios de usinas hidrelétricas em diferentes regiões do planeta, também são apresentados no trabalho de Goddard *et al.* (2010).

Muitos trabalhos foram realizados para entender melhor as previsões sub-sazonais e como usá-las no processo de previsão de fluxo que pode, por exemplo, ser feito usando redes neurais ou modelos físicos. Alguns exemplos de aplicação dessas metodologias são discutidos adiante.

Analisando as previsões sazonais para sazonais (S2S), White (2017) mostrou que a previsão de S2S preenche a lacuna entre previsão meteorológica de curto alcance e as perspectivas sazonais de longo alcance. Neste estudo específico, as previsões operacionais emergentes do S2S são apresentadas, realizando a primeira análise abrangente das aplicações setoriais das previsões de S2S, incluindo saúde pública, preparação para desastres, gestão de recursos hídricos, energia e agricultura.

Vitart (2017) desenvolveu um banco de dados para previsões do S2S. O banco de dados S2S inclui previsões de conjuntos e previsões de previsão em tempo quase real de até 60 dias a partir de 11 centros. Esse banco de dados também ajudará a avaliar o potencial dos sistemas S2S operacionais atuais para prever eventos extremos em todo o mundo.

Baker (2019) aprimorou a utilização das previsões climáticas por meio do desenvolvimento de um sistema para avaliar e exibir as previsões climáticas S2S em tempo real em escala de bacia hidrográfica. O artigo descreveu a formulação de produtos de previsão climática S2S baseados no Climate Forecast System versão 2 (CFSv2) e no North American Multi-Model Ensemble (NMME). Foi observado que a previsão do CFSv2 tem bons resultados nos dois primeiros períodos quinzenais (semanas 1-2 e 2-3). O NMME também mostrou bons resultados no mês 1, com diferentes habilidades em prazos mais longos, dependendo da estação. A aplicação de uma técnica de correção de viés (mapeamento de quantil) eliminou o viés nas pré-previsões do CFSv2, sem qualquer mudança significativa na habilidade de correlação de Pearson.

Fan *et al.* (2016) analisou previsão de vazões para a hidrelétrica de Três Marias. Nos experimentos, as previsões de precipitação baseadas em dados observados, previsões determinísticas e probabilísticas são utilizadas para gerar previsões de vazões em um modelo hidrológico ao longo de um período de 2 anos. Os resultados de uma previsão perfeita mostram o benefício potencial da otimização online e indicam vantagens na previsão de 30 dias. O intervalo da taxa de produção de energia entre as diferentes abordagens é relativamente pequeno, variando entre 78% e 80%, o que sugere que o uso de otimização estocástica combinado com previsões conjuntas leva a um nível significativamente maior de proteção contra inundação sem comprometer a produção de energia.

Tucci (2015) apresentou uma avaliação das previsões de afluência de conjuntos também para o reservatório de Três Marias. As previsões de 15 dias foram geradas duas vezes ao dia, usando um conjunto de 14 membros, obtido da previsão numérica global executada pelo Centro de Previsão do Tempo (CPTEC) e de um modelo hidrológico de larga escala. Os resultados foram promissores e acredita-se que as previsões de afluência de conjuntos para reservatórios

no Brasil serão usadas em um futuro próximo como entrada para a otimização do sistema nacional de produção de energia elétrica. O modelo hidrológico do MGB-IPH (COLLISCHONN et al., 2007) foi utilizado para conduzir a geração de previsões de conjuntos.

Fan *et al.* (2015) trabalhou com previsão de vazões para três reservatórios de grande escala, localizados em regiões tropicais do Brasil. As previsões de afluência foram geradas forçando um modelo hidrológico com previsões quantitativas de precipitação (QPFs) de três modelos selecionados do banco de dados TIGGE (BOUGEAULT et al., 2010), usando o modelo MGB-IPH (PAIVA et al., 2013). O objetivo deste estudo não era apenas ajudar a preencher a lacuna de conhecimento sobre o desempenho do conjunto na região, mas também entender como diferentes QPFs se comportam em bacias distintas e quais são as implicações do uso de QPFs combinados em um conjunto maior. O Modelo ECMWF-pf mostra uma boa calibração para a bacia do Alto São Francisco, um viés negativo do tipo condicional I na bacia do Rio Doce e uma calibração variando com o tempo de espera na bacia do Tocantins.

2.2 SISTEMAS ATMOSFÉRICOS ATUANTES NA REGIÃO DE ESTUDO

Reboita *et al.* (2010) apresentaram uma revisão dos sistemas atmosféricos que atuam nos diferentes setores do continente sul-americano e que contribuem para a precipitação. Primeiramente foi apresentada uma visão geral da climatologia de precipitação na AS, a qual instiga a reflexão sobre o que pode estar atuando para produzir a distribuição espacial e sazonal de precipitação; e na sequência, são apresentados os sistemas atmosféricos que contribuem para tal distribuição. Os autores destacaram que a ZCAS é uma importante característica da circulação de verão na AS, e é extremamente importante para a estação chuvosa do sudeste do Brasil. No setor norte/nordeste da R4 a ZCAS pode causar chuvas, uma vez que esta região se localiza próxima da sua posição climatológica, mas no restante da R4 inibe a precipitação devido ao seu ramo subsidente. Os autores também mostraram que a região Sudeste da R5 (Noroeste a Sudeste do Brasil incluindo ainda o Equador e norte do Peru): Eventos de chuva ocorrem quando os sistemas frontais e ciclones subtropicais e extratropicais conseguem se sobrepor ao ASAS. Sistemas como linhas de instabilidade pré-frontais, CCMs, bloqueios atmosféricos e brisas também atuam nessa região.

Já na R6 (Norte da Região Norte do Brasil e Litoral do Nordeste do Brasil), o sistema de tempo mais importante é a ZCIT. Os máximos pluviométricos registrados no primeiro semestre do ano são devido à migração da ZCIT para o Hemisfério Sul. Além da ZCIT, outro processo importante para a precipitação é o aquecimento radiativo da superfície. A atividade convectiva pode também contribuir para o desenvolvimento de CCMs tropicais, que causam intensa

precipitação. A configuração típica da circulação atmosférica em altos níveis no verão da AS, com a Alta da Bolívia e o cavado sobre o nordeste do Brasil, favorece a formação de VCANs (núcleos fechados com centro frio), que se desprendem do escoamento e adentram o continente (KOUSKY & GAN, 1981).

E, por fim, na R7 (Sertão Nordestino do Brasil) os baixos totais pluviométricos registrados são decorrentes da atuação de movimentos subsidentes na região (MOLION, 1987; MOLION & BERNARDO, 2002). Tais movimentos fazem parte de uma circulação leste-oeste, na qual o ramo ascendente ocorre associado com a convecção da Amazônia e o descendente sobre o oceano Atlântico Sul.

Os totais pluviométricos da climatologia mensal e o período de ocorrência da estação seca ou chuvosa são diferenciados para várias regiões do país (QUADRO *et al.*, 1996; GRIMM, 2003).

No Sul do Brasil, as frentes frias e os sistemas convectivos de mesoescala são os principais causadores de chuvas durante o ano (QUADRO *et al.*, 1996; REBOITA *et al.*, 2010). Muitas vezes a parte sul da Região Sudeste é alcançada por esses sistemas transientes e então há ocorrência de chuvas (VERA *et al.*, 2006; KOUSKY e CAVALCANTI, 1984). A estação chuvosa, em grande parte do Brasil (Sudeste, Centro-Oeste e faixa norte da Região Sul) ocorre no verão, associada principalmente à atuação da Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) (KOUSKY, 1988; KODAMA, 1992; GRIMM *et al.*, 2000). Em parte do nordeste brasileiro a qualidade da estação chuvosa é principalmente influenciada pelo posicionamento da Zona de Convergência Intertropical (ZCIT) (KOUADIO *et al.*, 2012; MOURA e SHUKLA, 1981), cujas características são influenciadas pelo gradiente inter-hemisférico de temperatura da superfície do mar (TSM) no Oceano Atlântico equatorial (CHIANG *et al.*, 2002). No Norte do Brasil, o máximo de precipitação no outono e no inverno está relacionado com a migração anual de convecção tropical profunda. O ar úmido trazido pelos ventos de leste da ZCIT sofre levantamento orográfico sobre os Andes, condensando e favorecendo as chuvas (MARENGO e NOBRE, 2009; MARENGO *et al.*, 2011).

O principal fenômeno de grande escala que pode influenciar a precipitação (entre outras variáveis meteorológicas) é o El Niño Oscilação Sul (ENOS), cujos episódios podem causar anomalias de precipitação em todo o globo (ROPELEWSKI e HALPERT, 1987). No Brasil, ocorrem anomalias positivas (negativas) de precipitação sobre o Sul do Brasil na primavera de El Niño (La Niña) e no outono e inverno do ano seguinte a esses episódios (GRIMM, 2009). O sudeste do Brasil é uma região de transição caracterizada por anomalias de chuva com sinais opostos, definindo a fronteira entre as condições secas no Nordeste e chuvosas no Sul

(COELHO *et al.*, 2002). Diferenças nos padrões de precipitação associados ao ENOS podem também estar relacionadas à fase da Oscilação Decadal do Pacífico (PDO), que influencia construtivamente o ENOS, quando estiver na mesma fase (KAYANO e ANDREOLI, 2009a). A precipitação do Nordeste brasileiro relaciona-se com a circulação de inverno do Hemisfério Norte por meio do ENOS (KAYANO e ANDREOLI, 2009b), podendo envolver o padrão Pacífico América do Norte (PNA) e a Oscilação do Atlântico Norte (NAO). Anomalias de TSM no Oceano Atlântico tropical influenciam a precipitação do Nordeste juntamente com o ENOS (ANDREOLI e KAYANO, 2007).

Capozzoli *et al.* (2017) caracterizaram os principais padrões de variabilidade espaço-temporal de vazões, relacionando-as com padrões climáticos que podem afetar tal variável. Para tanto, foi aplicada a Análise de Componentes Principais sobre o conjunto de dados de vazão de rios brasileiros. A variabilidade temporal dos seis primeiros modos (que explicam mais de 80% da variabilidade total de vazão) foi comparada com a série temporal dos índices climáticos por correlação simples e comparando densidade de potência espectral de ambos. Os principais modos de vazão de rios brasileiros apresentaram flutuações interanuais associadas ao fenômeno El Niño Oscilação Sul e correlações significativas com a temperatura da superfície do mar no Atlântico tropical, o que demonstrou a importância das influências remotas associadas às anomalias de temperatura da superfície do mar no oceano tropical. Padrões climáticos associados às variabilidades decadal e multidecadal dos oceanos Pacífico e Atlântico, respectivamente, possuíram relações persistentes com os seis primeiros modos de vazão. Foram utilizados dados históricos mensais de vazão natural de 163 pontos, em locais de aproveitamentos hidroelétricos no período de 1931 a 2008.

Os dois primeiros componentes principais de vazão de rios possuem variabilidades interanuais, completadas por flutuações de mais alta frequência. No entanto, no caso do segundo CP, tanto as variações temporais quanto o padrão espacial são semelhantes ao padrão clássico do ENOS e, diferente do primeiro CP, não caracteriza a modulação pela PDO, destacando coeficientes positivos sobre as Bacias do Uruguai e Atlântico Sudeste e negativos principalmente sobre as Bacias do São Francisco e Tocantins. Este CP também indicou a importância da inter-relação do ENOS com as anomalias de TSM no Atlântico tropical e norte (via, TSA e NAO), que podem afetar a vazão de rios.

Os resultados desse estudo indicam a importância de serem levadas em conta as influências de variabilidades climáticas para o entendimento de variações nas vazões de rios. Deste modo, sugeriu-se que a consideração de índices dos padrões climáticos destacados para

estimativas de vazão poderá contribuir para o aprimoramento de modelos preditivos, dado que há correlações significativas defasadas entre tais variáveis e flutuações semelhantes.

Assis *et al.* (2018) analisou as possíveis relações físicas entre os índices de extremos climáticos da precipitação e as anomalias da Temperatura da Superfície do Mar (TSM) nos oceanos Pacífico e Atlântico tropicais na região do Submédio da bacia hidrográfica do Rio São Francisco. Foram utilizados dados diários de precipitação pluviométrica de 36 postos e comparados com dados de anomalias de Temperatura da Superfície do Mar (TSM) do Oceano Pacífico Equatorial nas regiões de Niño1+2, Niño3, Niño3.4 e Niño4, e Índices dos oceanos Atlântico Norte (TNAI) e Atlântico Sul (TSAI) no período de 1964 a 2016. Foi usado o software RClindex para o cálculo de 11 índices de extremos climáticos. Constatou-se que as precipitações com tendências negativas são mais influenciadas pelas variações da TSM no oceano Pacífico em relação às variações no oceano Atlântico, evidenciando, segundo os autores, que o fenômeno El Niño influencia na redução das chuvas na bacia do Submédio São Francisco.

Gurjão et al (2012) teve como objetivo analisar o controle de mecanismos dinâmicos da atmosfera e influências antrópicas na variabilidade de eventos extremos de chuva em regiões de clima semiárido sob a influência de Vórtices Ciclônicos de Altos Níveis em períodos de El Niño e La Niña. Enfoque especial foi dado à quantificação da relação entre a chuva-vazão observada no trecho entre os reservatórios da hidrelétrica de Sobradinho e Itaparica. Para atingir os objetivos propostos neste estudo foram utilizados: - Dados de vazão das estações fluviométricas de Juazeiro – PE e Floresta – PE, para os biênios 1997/1998 e 2007/2008; - Totais mensais de precipitação coletados no período entre 1961 e 2010 em 37 postos pluviométricos situados nos Estados da Bahia, Sergipe, Alagoas e Pernambuco. Para atingir os objetivos propostos neste estudo as análises foram concentradas no quadrimestre mais chuvoso da região (janeiro, fevereiro, março e abril) em condições atmosféricas neutras e sob a influência do El Niño 1997/1998, e do La Niña de 2008/2009, ambos classificados como eventos de grande intensidade. O estudo afirma que existe uma relação entre a atuação do ENOS (El Niño Oscilação Sul) e a variabilidade no volume das chuvas na região semiárida, no entanto, sistemas atmosféricos de escala sinótica como os vórtices ciclônicos de altos níveis podem alterar substancialmente o impacto deste fenômeno favorecendo ou inibindo o desenvolvimento de sistemas precipitantes intensos.

2.3 TÉCNICAS DE GEOPROCESSAMENTO

Lopes (2013) teve o objetivo de avaliar técnicas de interpolação espacial para determinação do Modelo Numérico do Terreno (MNT) do reservatório de Sobradinho a partir de dados obtidos com levantamento batimétrico, que são relevantes para estudos sedimentológicos e de perdas de volumes em corpos hídricos. A coleta de dados batimétricos foi realizada no período de abril a junho de 2009. As altitudes batimétricas foram importadas no SPRING 5.1, visando a aplicação das diferentes técnicas de interpolação: média ponderada por quadrante, rede triangular linear (Delaunay), vizinho mais próximo, spline mitasova e krigagem ordinária (isotrópica e anisotrópica). As superfícies geradas a partir da krigagem se apresentam mais suaves e contínuas, enquanto as superfícies batimétricas obtidas pelos interpoladores vizinho mais próximo, spline mitasova e média ponderada por quadrante apresentam superfícies mais truncadas sem continuidade espacial.

Quanto ao coeficiente de correlação, o método de interpolação que apresentou menor valor foi a krigagem ordinária anisotrópica com r de 0,76, seguido da krigagem isotrópica com r de 0,85. Para a validação das superfícies interpoladas, foram separados 10% das amostras. Os interpoladores que apresentaram melhores desempenhos estatísticos foram a rede triangular irregular linear (RTIL) e o spline mitasova (SM). Para esses interpoladores, o coeficiente de correlação foi de 0,92 para o RTIL e 0,91 para o SM. Em relação ao RMSD, a superfície gerada a partir do RTIL obteve valor de 2,07 m enquanto a superfície obtida pelo interpolador SM apresentou valor de 2,16 m.

Lopes (2015) teve por objetivo modelar a evolução do volume de armazenamento e taxas de sedimentação por meio de técnicas de geoprocessamento. Foram georreferenciadas e digitalizadas 76 cartas topográficas com equidistância de 2,5 m da década de 70. Após, foi gerado o banco de dados altimétrico do fundo do reservatório e em seguida foi determinada a imagem do relevo por meio do interpolador rede irregular triangular (Linear), mesmo método aplicado aos dados da batimetria. Utilizando as duas superfícies, batimétrica e topográfica, foi gerado a imagem da diferença do relevo do reservatório entre os anos de 1978 e 2009. Foi percorrido um total de 2.040,06 km no traçado das linhas de navegação executadas na batimetria do reservatório. Quatro seções transversais foram geradas para comparação de perfis em quatro regiões no reservatório.

O volume de armazenamento determinado com base nas cartas topográficas em 1978 foi de 34,11 km³ e o calculado no SPRING foi de 34,62 km³ considerando a cota de 392,5 metros. O valor atual baseado na batimetria considerando o interpolador RTIL foi de 31,29 km³. Logo, o volume de sedimento acumulado foi de 3,33 km³, correspondendo a uma taxa de

sedimentação no período avaliado de 8,25%. Considerando a média de todos os interpoladores o valor médio geral da taxa de sedimentação foi de 7,47%.

2.4 OTIMIZAÇÃO, MODELOS DECOMP E NEWAVE

Oliveira (2015) propôs uma nova metodologia para gerar árvores de cenários sintéticos de aflúências para o modelo de otimização estocástica. O método foi aplicado para o planejamento de longo termo no Brasil, através do SDDP (*Stochastic Dual Dynamic Programming*). No trabalho estão incluídos mecanismos de simulação para as variáveis estocásticas que produzem a não linear estrutura do modelo, que produz indesejável não-convexidade na construção da função objetivo para a otimização dos processos estocásticos. Os cenários de árvores propostos foram construídos usando a técnica não paramétrica de Bootstrap e a simulação de Monte Carlo, com diferentes recursões *forward* e *backward*, respectivamente. Essa metodologia proposta na construção de cenários eliminou algumas desvantagens em relação a metodologia em uso, onde os resíduos são modelados por um modelo PAR (p).

As séries sintéticas geradas foram comparadas com a série histórica através de testes estatísticos, que demonstraram que o modelo desenvolvido foi sustentável durante o período de análise. Finalmente, a árvore gerada foi aplicada no SDDP e as variáveis de saída foram analisadas, chegando-se à conclusão que o modelo pode reproduzir estrutura que são compatíveis com o modelo em uso. Salienta-se que o planejamento de longo prazo no Brasil é feito usando o modelo NEWAVE que representa um programa de programação estocástica em estágios múltiplos onde as soluções são dadas através do uso da metodologia SDDP.

Ferreira (2015) mostrou uma visão do setor elétrico brasileiro, demonstrando a intrínseca relação entre a estocasticidade hidrológica e as atividades executadas no sistema elétrico. Afirmou que a simulação de cenários de energia é crucial para a operação ótima do sistema e para dar suporte sobre onde serão necessárias as expansões, evitando desnecessários custos e/ou perdas. Estes cenários são importantes e são fatores para determinação dos preços do mercado Spot. A quantidade de água simulada nos reservatórios é um dos fatores determinantes para o preço da energia de curto prazo.

Este trabalho avaliou as características do modelo Autoregressivo Periódico, PAR (p), que é usado para gerar séries sintéticas de energias que servem como entradas para o modelo de otimização usado no Planejamento e expansão das operações do Setor Elétrico Brasileiro (SEB). Nesse trabalho, algumas questões relacionadas com a geração de cenários e seu comportamento sob a suposição de ruído log-normal são discutidos. Para esse fim, vários tópicos relacionados à série temporal foram discutidos, como a definição da ordem do modelo,

a questão da estacionariedade e a necessidade de abordar possíveis valores esporádicos. Nesse trabalho foi apresentado um estudo de caso, em que os resultados da estimativa e geração dos cenários do modelo descrito são demonstrados. Com base nos testes apresentados, foi observado que, de acordo com esses critérios, o modelo PAR (p)-IC, com estimativa e geração de cenários sob o pressuposto de ruído log-normal, conforme implementado pelo Setor elétrico Brasileiro, gerou "bons" cenários de entrada. Em outras palavras, os cenários gerados convergiram.

Zambelli (2010) apresentou uma comparação entre o modelo NEWAVE, que utiliza uma abordagem estocástica através da utilização da Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE), e o modelo ODIN (Otimização do Despacho Interligado Nacional), que utiliza uma abordagem determinística através de um algoritmo de otimização por fluxo em redes com custos não lineares e arcos capacitados. O autor ressaltou que o modelo ODIN usa otimização determinística (através da utilização da Média de Longo Termo - MLT dos reservatórios) e não linear sob vazões previstas, com representação detalhada do sistema hidrelétrico através de usinas individualizadas. O modelo NEWAVE usa representação agregada a subsistemas equivalentes interligados, de modo que para viabilizar a comparação em igualdade de condições foi utilizado o modelo SUIISHI-O para desagregar a estratégia do NEWAVE a usinas individualizadas. No trabalho em análise, o modelo ODIN demonstrou seu desempenho relativo à metodologia NEWAVE/SUIISHI-O em um estudo de caso baseado no deck de dados da CCEE para o PMO de setembro de 2008, considerando o planejamento da expansão do parque gerador até dezembro de 2012.

Ainda em Zambelli (2010), os resultados indicam que a abordagem determinística obteve um custo total de operação 5.9% menor, uma geração hidráulica 2.2% maior, e ainda deixou o SIN com quase 25% a mais de energia armazenada final. Esse resultado é consequência de uma operação mais eficiente das usinas hidrelétricas, que em geral operaram com maior armazenamento. Assim, o trabalho em análise mostrou que o modelo ODIN consegue alcançar uma maior produtividade nas usinas hidrelétricas e, conseqüentemente, atender a demanda gastando menos água dos reservatórios, o que também proporciona uma operação mais segura do SIN.

Fonseca (2013) desenvolveu um conjunto de procedimentos validados para a criação de um programa computacional capaz de identificar e isolar os fatores influentes diretamente na formação do PLD, fornecendo como saída a previsão do próximo preço do PLD, usando para isto métodos de otimização combinados com técnicas de inteligência artificial, que proporcionou agilidade às simulações, dadas as suas características inerentemente paralelas. A

proposta deste trabalho foi desenvolver uma técnica e uma ferramenta computacional capaz de produzir previsões de curto prazo para o valor do PLD de forma mais rápida e com uma precisão igual, ou melhor, a partir do mesmo conjunto de informações disponibilizadas oficialmente pelos agentes responsáveis.

A conexão direta entre o resultado obtido a partir dos modelos NEWAVE e DECOMP e fatores naturais de difícil previsão, principalmente a quantidade de chuvas em certas regiões geográficas, fazem com que as previsões acerca deste resultado sejam muito voláteis, e percam a validade em um prazo muito curto. Fazendo-se necessário um novo processamento com parâmetros de entrada atualizados.

A previsão dada pelos modelos NEWAVE e DECOMP, sem o uso da técnica proposta neste trabalho e no mesmo intervalo do conjunto usado para teste do resultado das redes neurais apresenta um erro médio absoluto de 56,03%. Observa-se que a maioria dos resultados é próxima ou menor do que aqueles obtidos sem o uso da técnica proposta. A melhor arquitetura para esta etapa dos testes foi a feed-forward em cascata, que apresentou um erro médio de previsão de 24,20 %.

Uma alteração que trouxe significante melhora foi a introduzir o erro da previsão de uma semana dos próprios modelos NEWAVE e DECOMP aos dados de entrada. Uma das possíveis explicações para este fenômeno vem da análise técnica clássica, amplamente utilizada na previsão de preços de ações em bolsas de valores e fundamentada na teoria de Dow (BROWN, GOETZMANN & KUMAR, 1998), que diz que todas as informações necessárias para a previsão do valor futuro de um determinado preço estão contidas nele e em seus valores passados.

3 MATERIAL E MÉTODOS

Os objetivos desse trabalho são avaliar a geração de cenários de afluência a partir de modelos chuva-vazão, utilizando previsão climática, e a comparação destes cenários com aqueles gerados pelo GEVAZP, que é um gerador de séries sintéticas sem nenhum tipo de condicionamento climático. Para isso foram testadas duas metodologias de modelagem chuva-vazão, uma conceitual, a partir do modelo SMAP, e outra baseada em Redes Neurais Artificiais, a partir de um modelo Multy Layer Perceptron (MLP).

Essas técnicas foram aplicadas visando apresentar o ganho que se pode obter com o uso de informações de precipitação na geração de cenários de afluências de vazão, por intermédio da modelagem chuva-vazão, no horizonte de até 1 mês, e suas consequências para o planejamento e operação do SIN. A avaliação foi feita para os aproveitamentos hidrelétricos localizados na Bacia do Rio São Francisco: Três Marias e Sobradinho que, juntamente com o aproveitamento de Luiz Gonzaga, representam 96% da Energia Armazenada - EAR no Subsistema Nordeste.

As previsões climáticas utilizadas nesse trabalho foram obtidas através do modelo CFS (SAHA et al., 2010). Função dessas previsões climáticas, foram elaborados cenários de previsões de vazões mensais através do modelo SMAP (apenas para o reservatório de Três Marias) e através de um modelo de redes neurais. Abaixo é descrita a área de estudo, bem como os métodos empregados no desenvolvimento desse trabalho.

3.1 ÁREA DE ESTUDO

Segundo informações contidas em ANA (2004), a bacia do São Francisco possui uma área de 639.000 km² e seu curso principal tem uma extensão de 2.700 km entre as cabeceiras, na Serra da Canastra, em terras do município de São Roque de Minas (MG), e a foz, no Oceano Atlântico, entre os estados de Sergipe e Alagoas, conforme pode ser observado na Figura 2. A área da bacia corresponde a aproximadamente 8% do território nacional e abrange parte de seis estados e do Distrito Federal. Destaca-se ainda que a bacia compreende uma parte significativa do Polígono das Secas, que constitui um território reconhecido pela legislação como sujeito a períodos críticos de prolongadas estiagens e situa-se, majoritariamente, na região Nordeste, porém se estende até o norte de Minas Gerais.

Figura 2 - Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco – divisão estadual e municipal



Fonte: ANA (2015).

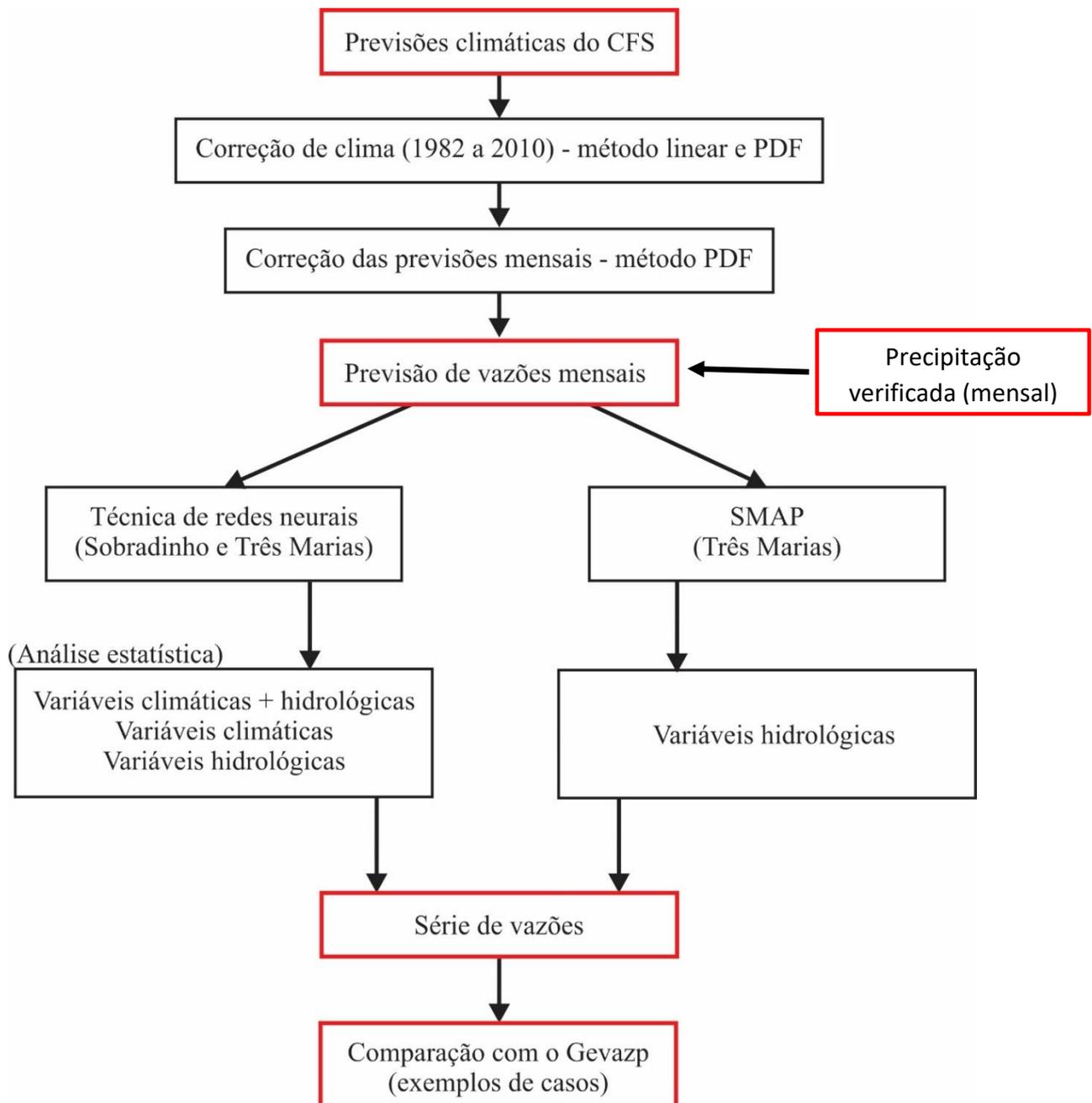
As maiores declividades no curso principal do Rio São Francisco são encontradas nas cabeceiras e nas proximidades da foz, e são nesses trechos que estão localizados os principais aproveitamentos. Nos primeiros 120 km há um desnível de 600 m; nos seguintes 360 km; até Três Marias, outros 230 m. Daí até Sobradinho, em 1.416 km, o rio desce 150 m. No trecho entre a usina hidrelétrica (UHE) de Itaparica e a UHE Xingó há um desnível de aproximadamente 230 m, esse é o trecho das grandes quedas. Daí em diante, segue em baixa declividade até o oceano Atlântico. No total, há uma diferença de 1.350 m entre as cabeceiras e a foz. Tradicionalmente, a bacia está dividida em 4 regiões fisiográficas: Alto, Médio, Submédio e Baixo São Francisco (ANA, 2004).

Segundo Silva & Silva (2005), o clima regional apresenta uma variabilidade associada a transição do úmido para o árido, com temperatura média anual variando de 18° a 27°C e, ainda, um baixo índice de nebulosidade e grande incidência de radiação solar. Os fenômenos El Niño e La Nina interferem sensivelmente no clima da região, proporcionando períodos de secas e períodos úmidos com frequência irregular. A precipitação apresenta média anual de 1.036 mm, sendo os mais altos valores na ordem de 1.400 mm – verificados nas nascentes do Rio São Francisco e os mais baixos – cerca de 350 mm – entre Sento Se (BA) e Paulo Afonso (BA).

3.2 MÉTODOS

Visando cumprir os objetivos descritos no Item 1.2, a Figura 3 mostra o fluxograma com as etapas do trabalho. Nestas etapas, destacam-se as etapas principais que incluem o tratamento da previsão de precipitação e o processo de previsão de vazões.

Figura 3 - Fluxograma do trabalho com etapas desenvolvidas.



Fonte: A Autora (2020).

Foram utilizados dados pluviométricos diários observados no período de 1980 a 2016 oriundos da ANA, da CEMIG e da CHESF.

Para a obtenção dos cenários de afluência foram utilizadas as previsões climáticas dos modelos CFS (SAHA *et al.*, 2010), obtidos no *National Centers for Environmental Prediction* (NCEP). Estas previsões serviram de insumo para que os modelos chuva-vazão elaborem os cenários de afluência para até 1 mês a frente, sendo utilizados nesta transformação chuva-vazão o modelo SMAP e o modelo de Redes Neurais do tipo MLP.

A seguir será feita uma breve descrição do modelo atmosférico CFS, do método para correção dessa previsão de precipitação, bem como da modelagem chuva-vazão obtida a partir dos modelos SMAP e de Rede Neural tipo MLP. Foram comparados os resultados das previsões de vazões com as vazões geradas pelo Gevazp, através de dois exemplos para os PMO's de setembro/2012 e janeiro/2013. Destaca-se que também será mostrada uma metodologia para análise das variáveis MPR+BQO e Chuva Média do Lago versus Perdas no reservatório de Sobradinho, tendo em vista que a variável Perdas tem um comportamento de difícil compreensão e é bastante importante na operação deste reservatório, impactando, conseqüentemente, a operação de todas as outras usinas hidrelétricas localizadas a jusante desse reservatório.

3.2.1 Modelo de previsão climática

A seguir será apresentando a metodologia para a previsão climática.

3.2.1.1 Climate Forecast System (CFS)

Segundo Dias (2014), modelos de Circulação Geral da Atmosfera (MCGA) simulam com a maior fidelidade possível os processos físicos e dinâmicos que ocorrem na atmosfera. Estes modelos climáticos possuem normalmente baixa resolução espacial, devido ao grande número de equações para ser resolvidas em todos os pontos de grade, que devem cobrir todo o globo. Sendo assim, de uma maneira geral, os processos de menor escala não são bem resolvidos (PEIXOTO; OORT, 1992). Contudo, estes modelos possuem um grande potencial em simular os fluxos e o escoamento atmosférico em grande escala. Esses modelos de circulação geral e as reanálises são utilizados com a finalidade de suprir a carência de dados meteorológicos. Eles consistem na integração numérica de sistemas de equações que simulam os processos físicos, dinâmicos e termodinâmicos em relação ao tempo, gerando valores de diversas variáveis, tais como: temperatura do ar, umidade relativa do ar, precipitação e pressão atmosférica. Já as reanálises são constituídas a partir da interação de um sistema de assimilação de dados com um modelo global, gerando assim também diversas variáveis.

O modelo climático CFS (*Climate Forecast System*) foi desenvolvido pelo *National*

Center for Environmental Prediction (NCEP), com o objetivo de simular a condição do domínio acoplado do sistema oceano-atmosfera-terra e gelo da superfície do mar, com alta resolução para o período de 1979 a janeiro de 2010. O modelo atmosférico global possui resolução espacial horizontal de aproximadamente 38 km com 64 níveis na vertical. O modelo oceânico possui espaçamento latitudinal de 0.25° próximo ao equador até 0.5° a partir dos trópicos, com 40 níveis até uma profundidade de 4737 metros. A primeira versão do CFS, chamado retroativamente de CFSv1, foi colocado em operações no NCEP em agosto de 2004 e foi o primeiro modelo global usado no NCEP para previsão sazonal (SAHA *et al.*, 2006), totalmente acoplado atmosfera-oceano-terra.

Como descrito em Saha *et al.* (2014), a segunda versão do CFS (CFSv2) foi operacionalizada no NCEP em março de 2011. Esta versão tem melhorias para quase todos os aspectos dos componentes de assimilação de dados e previsão do modelo do sistema. Uma reanálise acoplado foi feito durante um período de 32 anos (1979-2010), que forneceu as condições iniciais para realizar previsões retrospectivas para o período de 1982 a 2010. Isto foi feito para obter calibrações consistentes e estáveis, bem como estimativas operacionais para o subsazonal e previsões sazonais no NCEP com CFSv2. A implementação operacional do sistema completo garante a continuidade do registro do clima e fornece um conjunto de dados valiosos atualizados para estudar muitos aspectos da previsibilidade nas escalas sazonais e subsazonal.

3.2.1.2 Metodologia para correção da previsão de precipitação

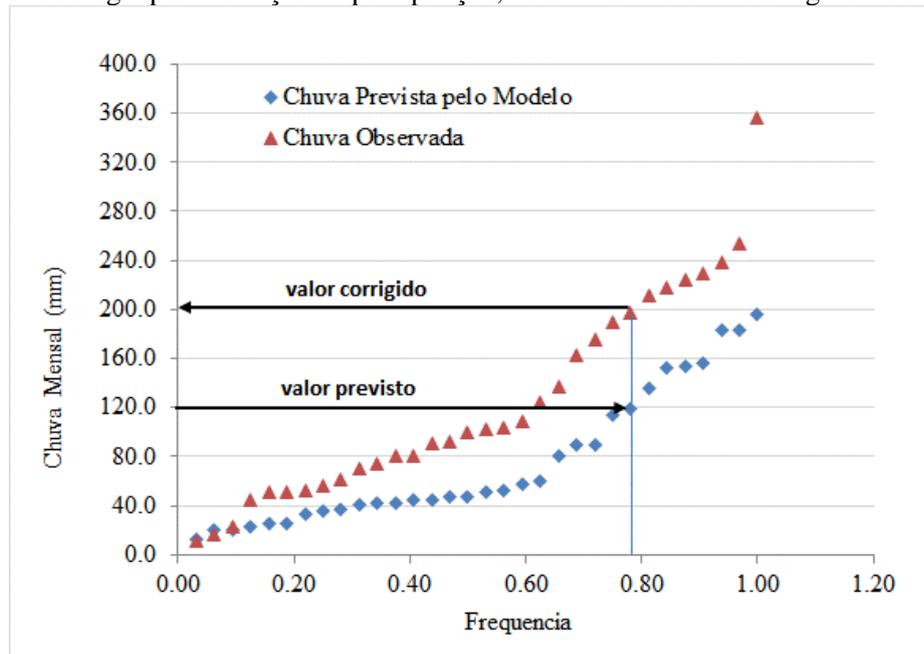
As saídas dos modelos climáticos não devem ser utilizadas de forma direta para a estimativa de disponibilidade hídrica no futuro (GRAHAM, 2000). É importante estabelecer métodos de correção destes dados, com a finalidade de remover as diferenças entre o que foi simulado e o observado. Em Lenderink *et al.* (2007), por exemplo, foi constatada uma grande diferença entre a vazão do rio modelada a partir das condições climáticas observadas na série histórica e a vazão modelada a partir da simulação das condições climáticas no mesmo período através de modelos climáticos.

Como enfatizado em Oliveira *et al.* (2015), outros métodos mais sofisticados têm sido testados e comparados, com aplicações em intervalos de tempo diário ou mensal, como pode ser observado em Wood *et al.* (2004), Ines & Hansen (2006), Boé *et al.* (2007), Leander & Buishand (2007), Maurer & Hidalgo (2008), Piani *et al.* (2010) e Bárdossy & Pegram (2011). Themeßl *et al.* (2011) compararam alguns métodos de correção e concluiu que a técnica Quantile-Based Mapping (PANOFSKY; BRIER, 1968) é a mais eficiente para remover os erros

nos dados de precipitação.

Semelhantemente a essa técnica *Quantile-Based Mapping*, nesse trabalho foi usada a metodologia descrita em Wood *et al.* (2002), onde para cada mês do ano e para cada ponto de grade de previsão do modelo climático são desenvolvidas duas curvas de distribuição de probabilidade, para os dados observados e previstos. A correção é feita tomando como base a igualdade da frequência das curvas, conforme mostrado na Figura 4.

Figura 4 - Metodologia para correção de precipitação, com técnica baseado na igualdade da frequência



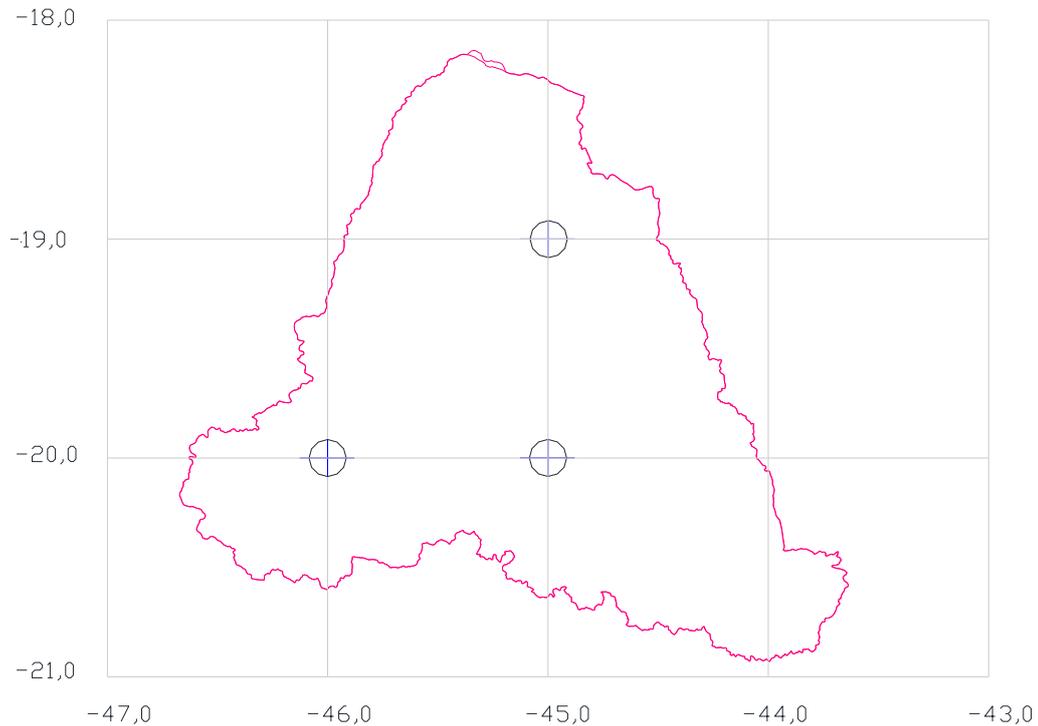
Fonte: A Autora (2020).

3.2.1.3 Análise da chuva prevista pelo modelo CFS

Visando avaliar a qualidade das previsões de precipitação do modelo CFS, comparou-se os resultados previstos por esse modelo no período de 2011 a 2016, períodos de dados disponíveis, com os dados de chuva média do reservatório de Três Marias, da Inc1, Inc2 e Inc3.

A Figura 5 mostra esquema de parte da bacia do Rio São Francisco, destacando a localização dos postos fluviométricos de São Romão (INC1 – AD (área de drenagem) = 99.029 km²) e São Francisco (INC2 - AD = 30.057 km²) e do reservatório de Três Marias (AD = 50.732 km²), destacando os postos pluviométricos utilizados para o cálculo da chuva média, que foi estimada como sendo a média aritmética das informações dos postos, tendo em vista a boa quantidade de postos nas áreas. O preenchimento de falhas foi feito pelo método da ponderação regional com os postos mais bem correlacionados.

Figura 6 - Localização dos pontos de grade utilizados pelo modelo CFS para cálculo da chuva média na área de drenagem do reservatório de Três Marias



Fonte: A Autora (2020).

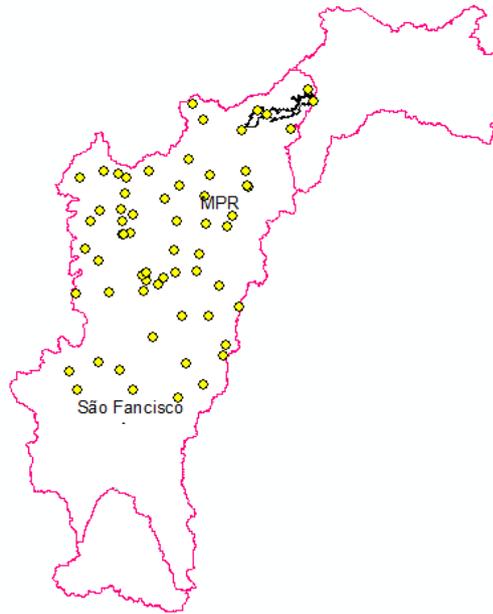
b) Área compreendida entre o posto fluviométrico de São Francisco e o reservatório de Sobradinho

Para calcular a chuva média na área de drenagem compreendida entre o posto fluviométrico de São Francisco e o Reservatório de Sobradinho foi feita uma seleção dos postos pluviométricos disponíveis na região. Foram analisados os postos disponíveis na ANA, INMET e CHESF. Inicialmente, foram selecionados os postos que estavam em operação. Em um segundo momento, foram selecionados os postos que tinham dados próximo ao ano de 1980, ano selecionado para a análise, tendo em vista que os postos começam a dispor de mais informações a partir do mesmo. A Figura 7 mostra a disposição dos mesmos (66 postos).

Após definir os postos função da localização dos mesmos e disponibilidade dos dados foi feita um preenchimento de falhas e análise de consistência das informações pelo método do vetor regional com gráficos dupla-massa. Os resultados serão mostrados no item 4.2.4.

Salienta-se que no método do vetor regional é usado para análise de consistência e preenchimento de falhas de séries de precipitação. Nele são gerados vetores teóricos e comparados com os vetores verificados. Os gráficos dupla-massa são usados para plotar essas informações e o ideal é apresentarem uma reta de 45°.

Figura 7 - Postos usados para calcular a chuva média do trecho São Francisco – Sobradinho (Inc3)



Fonte: A Autora (2020).

3.2.2 Informações climáticas

O conhecimento da distribuição da influência das anomalias de TSM dos oceanos e de outras variáveis climáticas é importante, tendo em vista a influência que essas informações têm com o clima de toda terra. Por isso, cada vez mais especialistas têm tomado essas informações como base para estudos, incluindo aí sua relação com as precipitações e vazões dos rios.

A título de exemplo, Pinto *et al.* (2006) apresentaram os resultados da utilização de indicadores climáticos na previsão probabilística de precipitações semestrais (Out-Mar) e vazões trimestrais (OND e JFM) na Bacia do Alto São Francisco. Os indicadores climáticos utilizados foram as anomalias de temperatura da superfície do mar, TSM, em diferentes regiões dos oceanos e o índice de Oscilação Sul (SOI). O modelo desenvolvido estima as probabilidades das precipitações e vazões sazonais ocorrerem em categorias definidas como normal, abaixo do normal e acima do normal. Foram testados 13 preditores distintos, defasados de 1 trimestre em relação à variável prevista. As previsões consensuais foram realizadas com dois ou três modelos probabilísticos e, tanto para as precipitações como para as vazões, trouxeram ganhos em relação às previsões realizadas a partir unicamente da climatologia. Na previsão consensual das precipitações semestrais sobre o Alto São Francisco foram selecionadas as anomalias de temperatura do mar nas regiões Niño1+2, Niño3.4 e ZCIT, sendo que as anomalias da região ZCIT apresentaram maior peso. Nos modelos de vazões trimestrais prevaleceram, como

preditores, anomalias de TSM de regiões dos oceanos Pacífico e Índico e o Índice de Oscilação Sul (SOI).

Assim, este tópico tem o objetivo conceituar variáveis climáticas para, no item dos resultados, verificar possíveis influências das anomalias de TSM no Pacífico Equatorial, Atlântico Tropical e de outras variáveis climáticas na precipitação média das sub-bacias do São Francisco.

SOI_norm

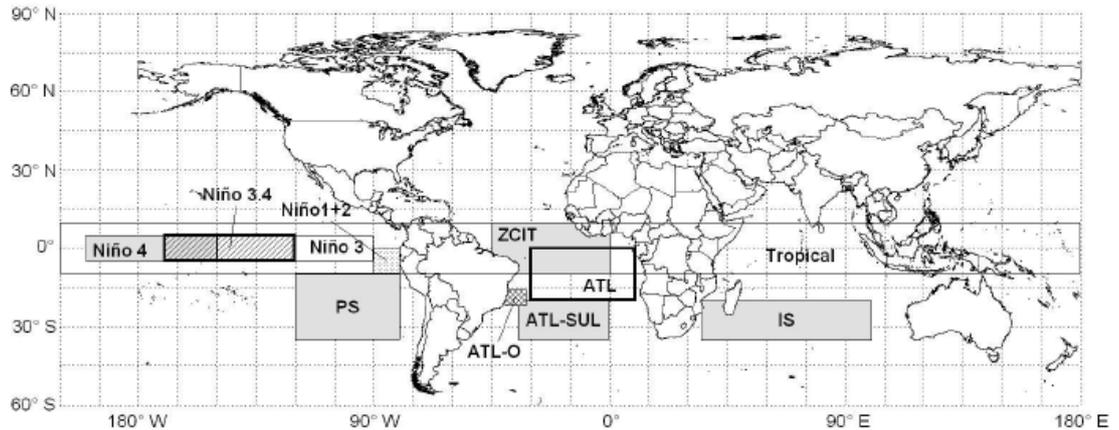
O Índice de Oscilação do Sul (SOI) é um índice padronizado baseado nas diferenças de pressão do nível do mar observadas entre Tahiti e Darwin, Austrália. O SOI é uma medida das flutuações em grande escala na pressão do ar que ocorrem entre o Pacífico tropical ocidental e oriental (ou seja, o estado da Oscilação do Sul) durante os episódios de El Niño e La Niña. Em geral, as séries de tempo suavizadas do SOI correspondem muito bem às mudanças nas temperaturas oceânicas no Pacífico tropical oriental. A fase negativa do SOI representa pressão de ar abaixo do normal em Tahiti e pressão de ar acima do normal em Darwin. Períodos prolongados de valores de SOI negativos (positivos) coincidem com as águas oceânicas anormalmente quentes (frias) no Pacífico tropical oriental típico dos episódios de El Niño (La Niña) (TRENBERTH, 1984).

NATL e SATL

O oceano Atlântico, o segundo do mundo em superfície, está localizado no hemisfério ocidental e alonga-se no sentido Norte-Sul. Com um formato que lembra um S, comunica com o oceano Ártico pelo estreito da Islândia; com o oceano Pacífico e com o oceano Índico pela ampla passagem que se abre entre a América, a África e a Antártida, nas altas latitudes austrais. No hemisfério Norte, as costas continentais, muito recortadas, delimitam numerosos mares anexos (mar da Mancha, mar do Norte, mar Báltico, mar Mediterrâneo, mar das Antilhas). Ao sul, ao contrário, as costas são bem retilíneas. O Atlântico, embora seja o segundo maior extensão, é o oceano que junto com seus mares banha a maior quantidade de países.

A Figura 8 mostra a área de abrangência das diversas possibilidades de análise da TSM. Esta servirá de base para algumas das variáveis analisadas nesse trabalho.

Figura 8 - Regiões sobre os oceanos



Fonte: Pinto *et al.* (2006).

TROP

A Figura 8 também mostra a região de obtenção da informação da variável Trop (Tropical).

NINO1+2, NINO3, NINO4 e NO3,4

O NINO1+2, NINO3, NINO4 e NO3,4 representam a temperatura do Oceano Pacífico em diversos pontos de medição. Elas representam as seguintes regiões: Niño 1+2 (0-10°S, 90°W-80°W), Niño 3 (5°N-5°S, 150°W-90°W), Niño 3.4 (5°N-5°S, 170°W-120°W) e Niño 4 (5°N-5°S, 160°E-150°W). A Figura 8 apresentou a localização dos mesmos.

El Niño (La Niña) é um fenômeno no Oceano Pacífico equatorial caracterizado por uma média consecutiva de três meses consecutivos de temperatura da superfície do mar (SST) na região de Niño 3.4 que está acima (abaixo) do limiar de + 0,5 ° C (-0,5 ° C). Este padrão de medida é conhecido como o Índice de Niño Oceânico (ONI).

Historicamente, os cientistas classificaram a intensidade de El Niño com base em anomalias SST que ultrapassavam um limiar pré-selecionado em uma determinada região do Pacífico equatorial. A região mais comumente utilizada é a região de Niño 3.4, e o limiar mais utilizado é uma saída SST positiva de normal maior ou igual a + 0,5 ° C, uma vez que esta região abrange a metade ocidental da região da língua fria equatorial, proporciona uma boa medida de mudanças importantes nos gradientes de SST que resultam em mudanças no padrão de convecção tropical profunda e circulação atmosférica. O critério, que é frequentemente usado para classificar os episódios de El Niño, é que cinco anormalidades de SST consecutivas de 3 meses consecutivas excedem o limiar.

Índice Oceanic Niño (ONI)

Conforme mostrado anteriormente, as fases quentes e frias são definidas como um mínimo de cinco médias consecutivas de 3 meses de anormalidades SST (ERSST.v4, período base 1971-2000) na região Niño 3.4 superando um limiar de ± 0.5 ° C.

Os valores de SST na região de Niño 3.4 podem não ser a melhor opção para determinar os episódios de La Niña, mas, por consistência, o índice foi definido por anomalias negativas nesta área. Uma escolha melhor pode ser a região de Niño 4, uma vez que essa região normalmente possui SSTs ou acima do limiar para convecção profunda ao longo do ano. Uma anomalia de SST de $-0,5$ ° C nessa região seria suficiente para reduzir a temperatura da água abaixo do limiar de 28 ° C, o que resultaria em uma significativa mudança para o oeste no padrão de convecção profunda no Pacífico tropical.

PDO

A Oscilação Decadencial do Pacífico (PDO) é frequentemente descrita como padrão de El Niño de longa duração da variabilidade climática do Pacífico (ZHANG *et al.*, 1997). Como visto com o El Niño / Oscilação do Sul (ENSO) mais conhecido, os extremos no padrão de PDO são marcados por variações generalizadas na Bacia do Pacífico e no clima norte-americano. Paralelamente ao fenômeno ENSO, as fases extremas da PDO foram classificadas como quentes ou frescas, conforme definido pelas anomalias da temperatura do oceano no Nordeste e no Oceano Pacífico tropical. Quando os SSTs são anormalmente legais no interior do Pacífico Norte e aquecidos ao longo da Costa do Pacífico, e quando as pressões do nível do mar estão abaixo da média sobre o Pacífico Norte, a PDO tem um valor positivo. Quando os padrões de anomalia climática são revertidos, com anormalidades de SST quentes no interior e anomalias de SST fracas ao longo da costa norte-americana, ou acima das pressões médias do nível do mar sobre o Pacífico Norte, a PDO tem um valor negativo (MANTUA, 1999).

3.2.3 Modelos chuva-vazão

Diversas metodologias existem para fazer a transformação da chuva em vazão. Dispõe-se de modelos físicos, estocásticos e dos baseados na técnica de Redes Neurais (RN). Entre os modelos físicos ou conceituais, destaca-se o modelo SMAP, que já é amplamente utilizado no Brasil, seja pela sua facilidade de aplicação, por ter poucos parâmetros, seja pela qualidade obtida na sua calibração.

Os modelos baseados na técnica de redes neurais também têm sido amplamente utilizados em várias áreas de interesse e também na área de recursos hídricos, na transformação da chuva

em vazão. Também se destaca para esta metodologia a facilidade de aplicação e os resultados obtidos.

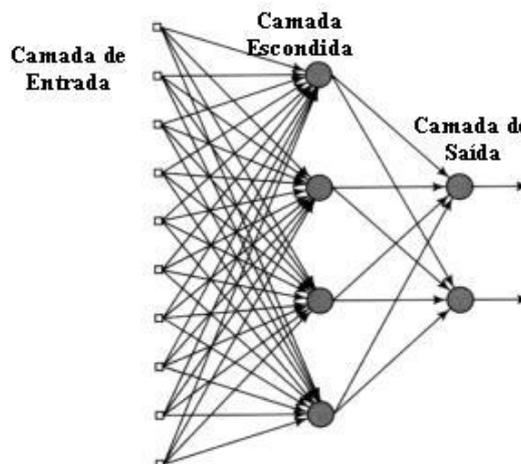
Neste trabalho foi utilizado os modelos chuva - vazão baseados na técnica de RN e o SMAP.

3.2.3.1 Modelo de Redes Neurais

A rede neural que utilizada neste estudo foi construída no software Matlab® Toolbox Redes Neurais, na versão 7.6 (BEALE *et al.*, 2016). Foi escolhida uma RN do tipo Multi-Layer Perceptrons (MLP) treinada com algoritmo de aprendizado supervisionado de retroalimentação Levenberg-Marquardt, semelhante à utilizada em Gomes (2006). A escolha desta rede foi baseada no bom desempenho apresentado no trabalho citado anteriormente, onde ela foi utilizada para um problema semelhante ao abordado neste estudo.

A estrutura deste modelo é constituída por uma camada escondida de neurônios entre as camadas de entrada e saída, conforme ilustrado na Figura 9. Na camada escondida, a função de transferência utilizada foi a sigmoid e na camada de saída a função linear. Redes com esta parcialidade, obtida a partir da combinação destas funções de transferência, são capazes de aproximar qualquer função com número finito de descontinuidade. Quando se usa uma camada com função de transferência *tan-sigmoid* na camada intermediária e na última camada, limitam-se as saídas a um pequeno intervalo, diferentemente da linear, onde a RN pode assumir qualquer valor, ou seja, fora do intervalo de -1 a 1. Camadas ocultas de neurônios com funções de transferência não-linear permitem que a rede não linear aprenda também as relações lineares entre os dados de entrada e os dados meta (MATHWORKS, 2005).

Figura 9 - Exemplo de uma rede neural do tipo *Multi Layer Perceptron*



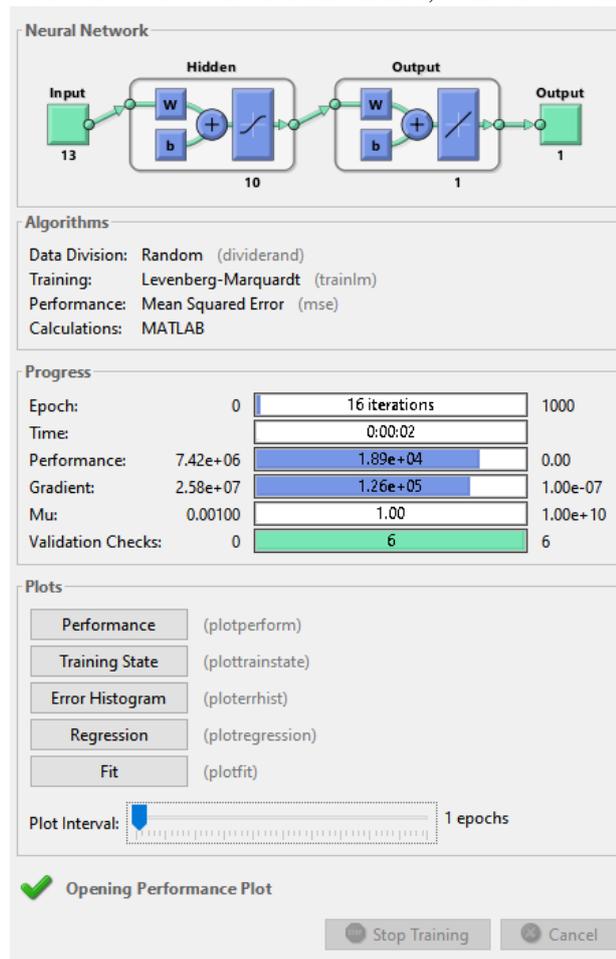
Fonte: MATHWORKS (2005)

Uma das propriedades mais importantes de uma rede neural é a capacidade de aprendizado e, com isso, aprimorar o seu desempenho. Isso ocorre através de um processo iterativo de ajustes, aplicados aos seus pesos, conhecido como treinamento. Esta capacidade de aprendizado ocorre a partir do gradiente descendente que é efetuado pelo algoritmo de backpropagation. O objetivo deste gradiente descendente é buscar o mínimo global através de ajustes nos pesos sinápticos, por um valor que é proporcional ao sentido contrário da derivada do erro fornecido pelo neurônio em relação ao valor do peso. O termo backpropagation está relacionado com a propagação recursiva dos erros. Portanto, o treinamento pode ser entendido da seguinte forma: inicialmente propagam-se os sinais no sentido progressivo (da camada de entrada para a camada de saída). Em seguida, são calculados os erros propagados recursivamente (da camada de saída para a camada de entrada) através da rede determinando-se as derivadas da função erro. Finalmente, estas derivadas são utilizadas para realizar o ajustamento dos pesos (VALENÇA, 2005).

Além disso, como falado anteriormente, o ajustamento dos pesos e “bias” é otimizado de acordo com algoritmo Levenberg-Marquardt, indicado para redes com um número moderado de dados (até algumas centenas de pesos sinápticos). Este método possui uma velocidade de convergência maior do que as redes com treinamento de gradiente descendente, onde os pesos da rede e os desvios são atualizados à medida que a função de desempenho diminui mais rapidamente (GOMES, 2006).

A Figura 10 mostra um esquema da estrutura da rede usada: MLP com uma camada de entrada, uma intermediária e uma camada de saída, treinadas com algoritmo de aprendizado supervisionado Levenberg-Marquardt (LM), e função de transferência sigmoide, na camada intermediária, e linear, na camada de saída.

Figura 10 - Exemplo de estrutura da rede neural em análise, com tela de simulação do Matlab



Fonte: A Autora (2020).

Levando em consideração os parâmetros mostrados anteriormente, o modelo foi configurado para interromper o treinamento quando uma das condições fosse satisfeita:

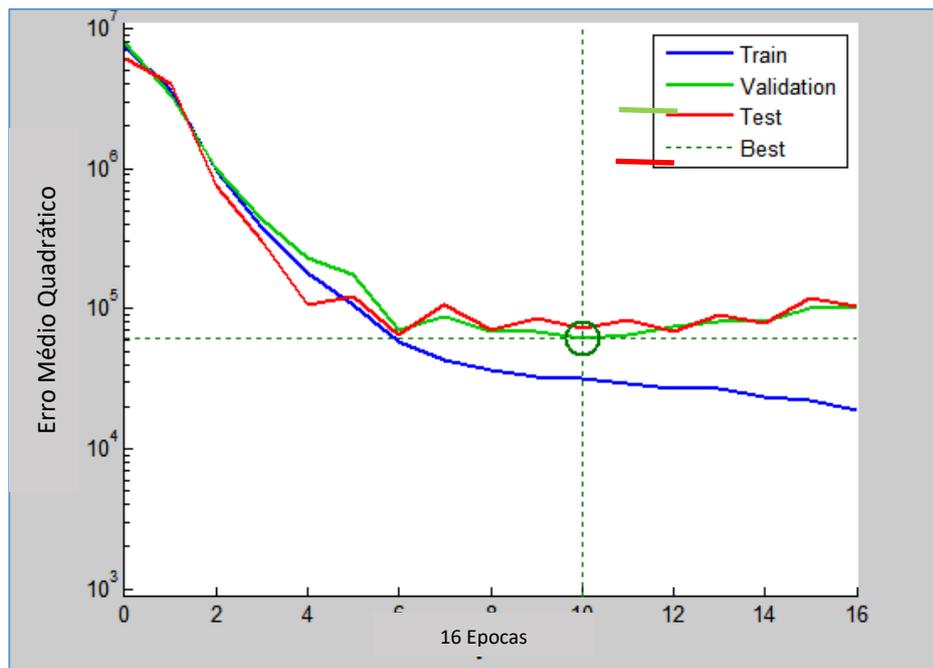
- O número máximo de épocas (repetições) fosse alcançado;
- O tempo máximo de simulação fosse excedido;
- A performance fosse minimizada até a meta;
- O gradiente performance ficasse menor do gradiente mínimo;
- O parâmetro μ excedesse μ_{\max} . Segundo Pinheiro (2017), o μ está relacionado com a abscissa. Ele é a distância entre o valor da abscissa do ponto mínimo e o valor no ponto em que a tangente a superfície intercepta a abscissa. Por esta razão à medida que o erro se aproxima de zero o μ aumenta.
- A performance da validação tenha aumentado mais que \max_fail (validação máxima de falhas) desde que o último tempo tenha decrescido (quando usando validação).

No processo de treinamento foi usado o método da validação cruzada, o qual utiliza um conjunto de dados independente para determinar o ponto de parada ótima durante o treinamento de forma a minimizar especialmente os riscos de superajustamento ou subajustamento. Desta forma o conjunto de dados foi dividido em três sub-conjuntos:

- a) treinamento: padrões usados para modificar os pesos;
- b) validação: padrões usados para verificar principalmente o problema de superajustamento (overfitting);
- c) teste: padrões para testar o desempenho do modelo final.

A Figura 11 mostra um exemplo de uma das simulações efetuadas, mostrando que a simulação foi interrompida quando o erro começou a aumentar para o conjunto de dados de validação evitando o superajustamento.

Figura 11 - Processo de parada do treinamento de uma rede neural do estudo



Fonte: A Autora (2020).

Foram empregados nas análises diversos índices estatísticos para comparar o desempenho das diversas simulações. Os resultados obtidos consideraram o EPMA (Erro Percentual Médio Absoluto – Eq. 1), EP (Erro Padrão de Predição – Eq. 2), EMA (Erro Médio Absoluto – Eq. 3), o Coeficiente de Nash – Eq. 4 e Nash-Log – Eq. 5. A Seguir é mostrado a formulação usada para determinação desses índices.

$$EPMA = \frac{1}{N} \left[\sum_{p=1}^N \frac{|Z_p - Z_o|}{Z_o} \right] * 100 \quad (1)$$

$$EP = \frac{1}{N} \left[\sum_{p=1}^N (Z_p - Z_o)^2 \right]^{0,5} \quad (2)$$

$$EMA = \frac{1}{N} \left[\sum_{p=1}^N |Z_p - Z_o| \right] \quad (3)$$

$$NASH = R^2 = 1 - \frac{\sum_{p=1}^N (Z_p - Z_o)^2}{\sum_{p=1}^N (Z_o - \overline{Z_o})^2} \quad (4)$$

$$NASHLOG = 1 - \frac{\sum_{p=1}^N (\log Z_p - \log Z_o)^2}{\sum_{p=1}^N (\log Z_o - \log \overline{Z_o})^2} \quad (5)$$

Onde: Z_p representa a variável prevista, Z_o a variável observada, $\overline{Z_o}$ a variável observada média e N o número total da amostra.

EPMA (MAPE) – Traduz o quanto as previsões se desviam em valor percentual relativo aos valores observados. Este valor deverá ser muito elevado para locais com vazões pequenas, pois qualquer desvio poderá significar muito e deverá ser menor para locais com vazões maiores, pois, mesmo com grandes variações, estas significarão pouco em relação ao total a ser previsto.

EP – O erro padrão tende a valorizar os erros de grande intensidade.

EMA (MAD) – Traduz o quanto as previsões de vazões se desviam (em m^3/s) em relação aos valores observados, ou seja, em relação ao seu objetivo que é acertar a previsão. A tendência é que esse valor seja mais elevado para locais com maiores vazões e seja menor para locais com valores menores de vazões. Quanto menor seja o seu valor, melhores são as previsões.

NASH – Conhecido como coeficiente de eficiência de Nash-Sutcliffe, traduz a eficiência de realizar previsões mais acertadas nas cheias, ou seja, quando o aproveitamento se encontra com vazões bastante elevadas. Quanto maior a eficiência, ou seja, maior o valor do índice, melhores serão as previsões. Este índice é limitado em 1.

NASHLOG – É o coeficiente de eficiência de NashSutcliffe aplicado aos logaritmos, o qual valoriza mais as vazões baixas que o coeficiente NASH se tornando menos sensível a

cheias. Quanto maior a eficiência, ou seja, maior o valor do índice, melhores serão as previsões. Este índice é limitado em 1.

3.2.3.2 Modelo SMAP

O modelo SMAP - Soil Moisture Accounting Procedure – é um modelo conceitual, concentrado de simulação hidrológica do tipo transformação chuva – vazão, tendo como principais vantagens a sua simplicidade, facilidade na obtenção dos dados de entrada, aplicação para a grande maioria das bacias do SIN, facilidade de entendimento da metodologia e do funcionamento do modelo e de seus parâmetros, o que permite a realização de ajustes/aprimoramentos, e o uso de pequeno número de parâmetros.

O SMAP foi originalmente desenvolvido em 1981 por Lopes et al (1982) para intervalo de tempo diário e posteriormente adaptado para as versões horária e mensal, com algumas alterações em sua estrutura. Neste trabalho será utilizada a versão mensal.

Em sua versão mensal, o SMAP é constituído de dois reservatórios matemáticos (R_{solo} e R_{sub}), cujas variáveis de estado são atualizadas a cada mês (equações 6 e 7):

$$R_{\text{solo}}(t) = R_{\text{solo}}(t-1) + P(t) - E_s(t) - E_r(t) - \text{Rec}(t) \quad (6)$$

$$R_{\text{sub}}(t) = R_{\text{sub}}(t-1) + \text{Rec}(t) - E_b(t) \quad (7)$$

onde: R_{solo} = reservatório do solo (zona aerada);

R_{sub} = reservatório subterrâneo (zona saturada);

P = chuva;

E_s = escoamento superficial;

E_p = evaporação potencial;

E_r = evapotranspiração real;

Rec = recarga subterrânea;

E_b = escoamento básico.

$$\text{inicialização: } R_{\text{solo}}(1) = T_{\text{uin}} \cdot \text{Str} \quad (8)$$

$$R_{\text{sub}}(1) = E_{\text{bin}} / (1 - K) / \text{Ad} \cdot 2630 \quad (9)$$

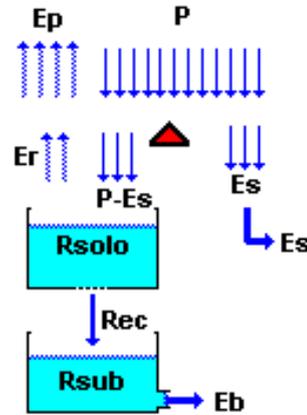
onde: T_{uin} = teor de umidade inicial (adimensional);

E_{bin} = vazão básica inicial;

AD = área de drenagem.

A Figura 12 ilustra a estrutura da versão mensal que será utilizada neste estudo.

Figura 12 - Estrutura da versão mensal do SMAP



Fonte: Lopes *et al* (1982).

O SMAP mensal é composto de 4 funções de transferência (equações de 10 a 14):

$$E_s = f_1 \cdot P \quad \text{onde:} \quad f_1 = Tu \wedge Pes \quad (10)$$

$$E_r = f_2 \cdot E_p \quad f_2 = Tu \quad (11)$$

$$Rec = f_3 \cdot R_{solo} \quad f_3 = Crec \cdot Tu \wedge 4 \quad (12)$$

$$E_b = f_4 \cdot R_{sub} \quad f_4 = 1 - K \quad (13)$$

$$\text{sendo:} \quad Tu = R_{solo} / Str \quad (14)$$

São 4 os parâmetros do modelo:

Str - capacidade de saturação do solo (mm);

Pes - parâmetro de escoamento superficial (adimensional);

Crec - coeficiente de recarga (adimensional), está relacionado ao movimento da água na zona insaturada do solo e, portanto, é função do tipo do solo;

K - Constante de recessão (mês⁻¹).

Os dados de entrada são a série mensal de chuva, as médias mensais multianuais de evaporação potencial, a série de vazões naturais observadas e a área de drenagem da Bacia.

Dos 4 parâmetros da versão mensal do modelo SMAP apenas 3 são utilizados na calibração automática. Foram consideradas as seguintes faixas de variação dos parâmetros:

$$400 < Str < 2000 \quad (15)$$

$$0,1 < Pes < 10 \quad (16)$$

$$0 < Crec < 70 \quad (17)$$

Por fim, o cálculo da vazão é dado pela Equação (18):

$$Q_{cal}(t) = (E_s(t) + E_b(t)) \cdot Ad / 2630 \quad (18)$$

A calibração automática do SMAP foi feita através da ferramenta Solver, do Microsoft Excel, com função de otimização o coeficiente de eficiência, dada pela equação 19:

$$C. \text{ Eficiência} = (1 - \text{MAPE}) + E; \quad -\infty \leq C. \text{ Eficiência} \leq 2 \quad (19)$$

$$E = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (Q_{o(t)} - Q_{c(t)})^2}{\sum_{t=1}^T (Q_{o(t)} - \overline{Q_o})^2}; \quad -\infty \leq E \leq 1 \quad (20)$$

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^T \frac{|Q_{o(t)} - Q_{c(t)}|}{Q_{o(t)}}; \quad 0 \leq \text{MAPE} \leq \infty \quad (21)$$

E: Coeficiente de eficiência de Nash-Sutcliffe, adimensional.

MAPE: Erro de porcentagem média absoluta, adimensional.

C. Eficiência: Coeficiente de eficiência utilizado no SMAP, adimensional.

$Q_o(t)$: Vazão observada, em m^3/s .

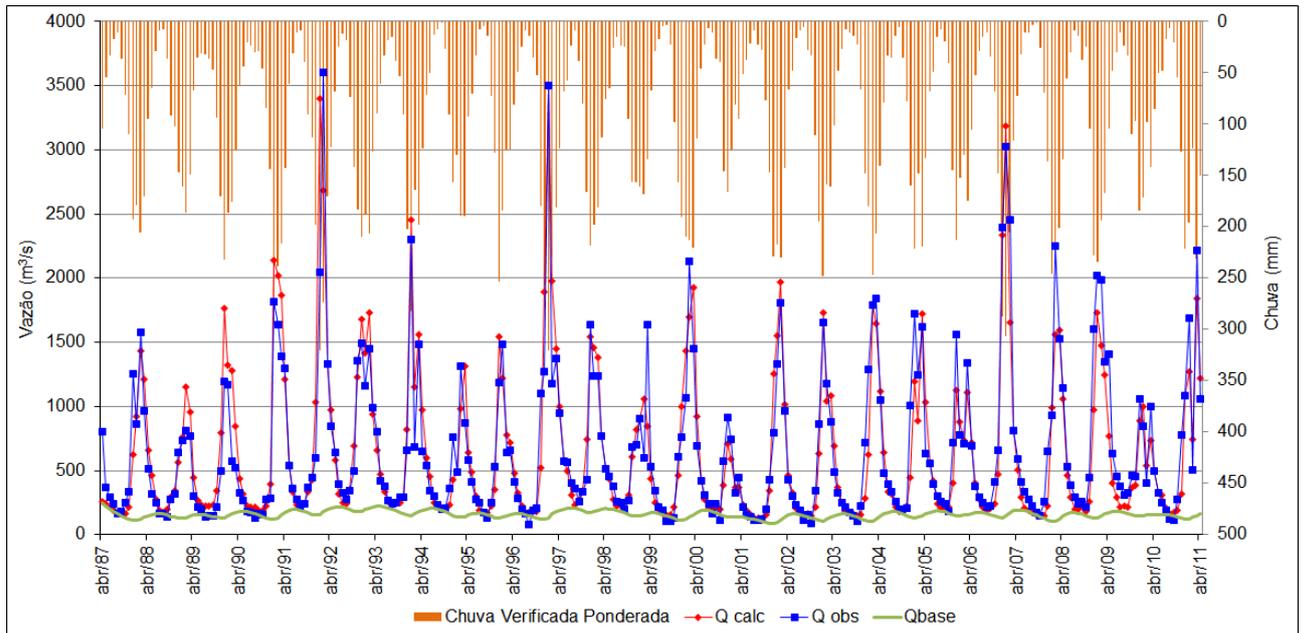
$Q_c(t)$: Vazão calculada, em m^3/s .

$\overline{Q_o}$: Média das vazões observadas, em m^3/s

3.2.3.2.1 Calibração para a área de Três Marias

Foi feita a avaliação da metodologia SMAP para as vazões naturais afluentes a Três Marias. Foram usados na calibração os dados de janeiro/1987 a abril/2011, ficando o período de maio/2011 a dezembro/2016 para testes (com a chuva prevista pelo CFS). A Figura 13 mostra o hidrograma mensal, observado e calculado. São mostrados, ainda, os hidrogramas do escoamento básico, provenientes do reservatório subterrâneo do modelo, além da série de precipitação observada acumulada no mês, obtida a partir da ponderação da chuva média na sub-bacia considerando os pesos ajustados pela própria rotina de otimização.

Figura 13 - Calibração do modelo SMAP para a área de Três Marias



Fonte: A Autora (2020).

A vazão calculada média foi $645 \text{ m}^3/\text{s}$, já a vazão observada, $652 \text{ m}^3/\text{s}$, o que mostra um desvio médio de 1,1%. A Tabela 1 mostra os principais parâmetros obtidos na calibração do SMAP.

Tabela 1 - Principais parâmetros obtidos na calibração do SMAP

Str	Pes	Crec	K
524	5,21	7,80	6,0

Fonte: A Autora (2020).

A Tabela 2 apresenta os valores dos coeficientes de representação espacial de cada estação pluviométrica, ou seja, o peso de cada uma no cálculo da precipitação média equivalente na bacia, após processo de calibração e ajuste do modelo.

A Tabela 3 apresenta os resultados referentes às métricas utilizadas para a avaliação de desempenho do modelo calibrado.

Como descrito anteriormente, ressalta-se que a calibração foi feita com a chuva observada e foi efetuada uma avaliação do desempenho do modelo utilizando a chuva prevista pelo modelo CFS, para o período de mai/2011 a dez/2016, função de várias metodologias de correção dessa previsão de precipitação.

Tabela 2 - Parâmetros obtidos para os coeficientes de representação espacial da chuva

Posto Pluviométrico	Peso
Iguatama	0,17
Porto das Andorinhas	0,18
Ponte Nova do Paraopeba	0,11
Porto Mesquita	0,28
Ponte dos Vilelas	0,00
Porto Pará	0,05
Quartel Geral	0,02
Porto Indaiá	0,05
Fazenda Campo Grande	0,04
São Roque de Minas	0,00
Vargem Bonita	0,00
UHE Três Marias	0,01
UHE Cajuru	0,08

Fonte: A Autora (2020).

Tabela 3 - Índices de desempenho encontrados na calibração, parâmetros estatísticos

Índice	MAPE	EP	MAD	Nash	Nash-Log	R ²
	24,7%	237,5	144,5	0,84	0,89	0,8465

Fonte: A Autora (2020).

3.2.4 Impacto energético – modelos DECOMP e NEWAVE

Conforme descrito em Cepel (2018), o GEVAZP - Geração de Séries Sintéticas de Energias e Vazões Periódicas gera cenários sintéticos de vazões e energias empregando o modelo PAR(p), que modela a afluência de um mês como uma combinação linear das afluições dos meses anteriores e de uma componente aleatória, levando-se em consideração a preservação das correlações temporais e espaciais do processo estocástico original.

O modelo NEWAVE (Modelo de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos Interligados de Longo e Médio-Prazo), desenvolvido para o planejamento da operação de médio prazo, simulam um grande número de séries hidrológicas, calculando, assim, índices probabilísticos de desempenho do sistema para cada estágio da simulação.

No modelo DECOMP (Modelo de Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos Interligados de Curto Prazo), desenvolvido para o planejamento da operação de curto prazo, a incerteza acerca das vazões afluentes aos diversos aproveitamentos do sistema é apresentada por cenários hidrológicos, representados através de uma árvore de afluições, com probabilidades de ocorrência associadas a cada ramo.

Conforme descrito em ONS (2016), o modelo DECOMP é utilizado no Programa Mensal da Operação do Sistema Interligado Nacional – PMO, que tem como objetivo principal estabelecer as metas e diretrizes energéticas de curto prazo da operação coordenada do Sistema Interligado Nacional – SIN, assegurando a otimização dos recursos de geração disponíveis.

O modelo DECOMP possibilita a otimização energética a usinas individualizadas considerando um amplo conjunto de recursos, dos quais se destacam:

- a) Produtibilidade variável com altura da queda;
- b) Representação do tempo de viagem da água;
- c) Evaporação/Irrigação/Transposição de vazões;
- d) Geração em pequenas bacias;
- e) Contratos de Importação/Exportação de energia;
- f) Representação da interligação em Ivaiporã;
- g) Enchimento de volume morto;
- h) Configuração dinâmica;
- i) Volumes de espera para amortecimento de cheias;
- j) Indisponibilidade das unidades geradoras;
- k) Restrições hidráulicas para otimização da operação do Paraíba do Sul e Alto Tietê com decisão para bombeamento, limites min/max de defluência, afluência ou armazenamento em UHE ou grupo de UHEs;
- l) Restrições elétricas: limites min/max de geração em UHE, UTE e conjuntos de aproveitamentos, incluindo fluxo nas interligações;
- m) Integração com modelos NEWAVE e DESSEM.

Nos estudos normalmente realizados com o DECOMP, o primeiro mês é dividido em etapas semanais, e as afluências nestas semanas são consideradas conhecidas (o que equivaleria a uma previsão de vazões perfeita para este período). A partir do estado atingido ao final das primeiras semanas é que são abertas as diversas hipóteses na árvore de afluências.

O Modelo Estratégico de Geração Hidrotérmica a Subsistemas Equivalentes Interligados - NEWAVE (CEPEL, 2013) é utilizado pelo ONS semanalmente nas rodadas no planejamento eletroenergético do SIN e, conseqüentemente, o cálculo do CMO e do Preço de Liquidação de Diferenças - PLD, que apresentam uma estreita correlação com os estoques de água existentes nos reservatórios das usinas hidrelétricas e com as afluências a esses reservatórios.

O objetivo básico do planejamento da operação de um sistema hidrotérmico é determinar, para cada etapa do período de planejamento, as metas de geração para cada usina que atendam

a demanda e minimizem o valor esperado do custo de operação ao longo do período. Este custo é composto pelo custo variável de combustível das usinas termelétricas e pelo custo atribuído às interrupções de fornecimento de energia.

O planejamento da operação de um sistema hidrotérmico de energia elétrica tem por objetivo atender os requisitos de consumo de forma econômica e confiável. Isto significa utilizar os recursos hidrelétricos disponíveis da melhor forma possível, reduzindo os custos da operação, sem, entretanto, comprometer a confiabilidade do sistema quanto ao atendimento da demanda de energia elétrica.

Ainda conforme (CEPEL, 2013), este é um problema de otimização complexo devido a aspectos como o longo horizonte de planejamento a ser analisado, considerando a dependência temporal das decisões, a natureza estocástica das vazões afluentes aos aproveitamentos, o acoplamento operativo entre as usinas pertencentes a uma mesma bacia hidrográfica, e as relações não lineares presentes nas funções de geração das usinas hidrelétricas e de custo da complementação termelétrica. Considerando o sistema brasileiro, deve-se ainda mencionar a dimensão continental do sistema hidrelétrico, com um elevado número de aproveitamentos e reservatórios de acumulação com regularização plurianual, e uma vasta rede de transmissão interligando as usinas aos centros de carga. Dentre estas características, a incerteza das vazões é considerada uma preocupação central do planejamento da operação energética do SIN. As diferentes abordagens para esse problema, consideradas no trabalho citado, podem ser classificadas em dois grupos: estocásticas e determinísticas.

Como descrito em Zambelli (2010), no planejamento da operação utiliza-se um horizonte de até cinco anos com discretização mensal. Nessa etapa o objetivo principal é o gerenciamento otimizado dos reservatórios de acumulação das usinas hidrelétricas visando à minimização dos custos esperados de complementação do mercado através de geração termelétrica, importação e eventualmente racionamento. Nessa etapa, busca-se também estimar o risco de não suprimento do mercado, bem como os custos esperados marginais (CMO) e totais da operação.

Como descrito em Ferreira (2015), o modelo de longo prazo para fazer a avaliação das condições energéticas é o modelo NEWAVE, em que a regressão periódica (PAR(p)) é usado para gerar cenários sintéticos. O NEWAVE é usado para determinar a estratégia operacional a longo prazo, ou seja, o planejamento para a separação de utilização de geração hidráulica ou térmica. Para este efeito, o NEWAVE aplica algoritmos de otimização estocástica. Entre as muitas técnicas disponíveis na literatura, o algoritmo SDDP é usado, que também determina a função de custo futuro (FCF) que é usado para acoplar curto e longo prazo decisões avaliadas pelos outros modelos da cadeia. Este processo de otimização usa os cenários sintéticos da

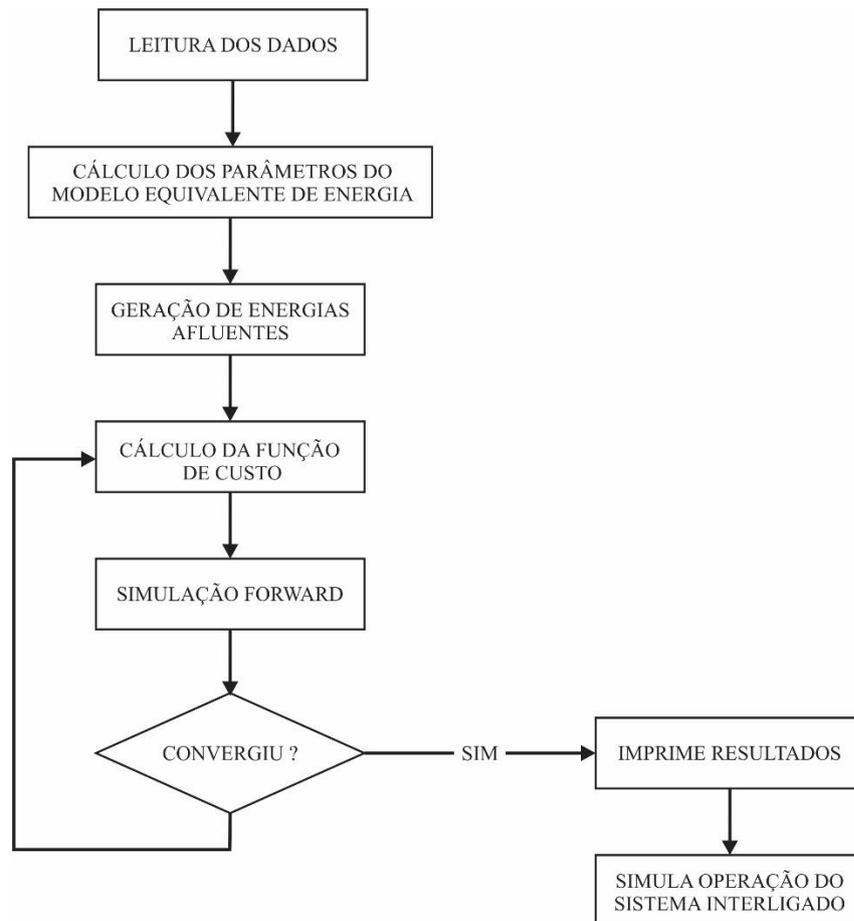
energia natural afluyente (ENA) como uma variável estocástica, que é gerada por uma regressão periódica automática (modelo PAR(p)) (ajustado baseado nos parâmetros estimados do histórico de ENA).

De acordo com Ferreira (2015), para produzir uma série de energia para usar como uma entrada no NEWAVE fase de otimização do módulo, o modelo é dividido em três principais componentes: (i) a transformação das séries expressa em ENA, em que estão agregadas por subsistema para 'montar' a série histórica de energias que correspondem às configurações de fábrica gerando; (ii) o ajuste do modelo 'PAR(p)'; e (iii) a geração da série sintética.

Atualmente, o planejamento energético da operação se fundamenta na minimização do custo esperado da operação utilizando a técnica de PDDE sobre uma representação a sistemas equivalentes interligados (NEWAVE), cuja solução pode ser desagregada por modelos de simulação a usinas individualizadas. Dessa forma, a abordagem estocástica considerada no trabalho citado é resultante do cálculo das funções de custo futuro por subsistema, determinados pelo modelo NEWAVE considerando o sistema hidrelétrico representado por quatro subsistemas equivalentes interligados, e da desagregação dos blocos de geração hidrelétrica de cada subsistema pelo modelo de simulação a usinas individualizadas SUISHI-O.

Como descrito em Oliveira (2015), o NEWAVE é o modelo oficialmente usado para planejamento de médio/longo prazo no SIN. Este modelo determina o despacho ótimo das hidrelétricas e termelétricas para cada mês durante o período que varia de 5 a 10 anos, minimizando o custo operativo. As hidrelétricas são representadas agregadas e sua política operacional é dada função da metodologia *Stochastic Dual Dynamic Programming* (SDDP). No NEWAVE o problema é formulado função da energia equivalente para 4 Subsistemas que compõe o SIN. Na formulação as séries hidrológicas são transformadas em Energia Natural Afluyente (ENA). Importante salientar que o principal objetivo do modelo são os cenários de simulação não uma previsão apenas em si. A Figura 14 mostra o fluxograma do NEWAVE.

Figura 14 - Fluxograma do modelo NEWAVE



Fonte: CEPEL (2013).

A partir dos registros históricos de vazões naturais afluentes a cada usina hidroelétrica é possível construir a série histórica de energias naturais afluentes a cada subsistema. A energia total afluente a cada subsistema é composta pela energia controlável e pela energia de fio d'água. A seguir, ajusta-se o modelo estocástico autorregressivo periódico de ordem variável, PAR(p), a fim de gerar séries sintéticas de energias que serão utilizadas na simulação *FORWARD* e *BACKWARD* do módulo de cálculo da política de operação, e também, na simulação final.

Conforme mostrado na Figura 15, para que os objetivos energéticos sejam cumpridos, o modelo busca minimizar o custo inicial (CI) e o custo futuro (CF), atendendo a carga (consumo de energia) e respeitando as restrições hidráulicas e elétricas existentes.

Figura 15 - Regras de trabalho do NEWAVE.



Fonte: CCEE (2016).

Na formulação do problema, podem e devem ser representadas todas as restrições elétricas e hidráulicas que possam impactar as decisões operativas. Pela formulação do problema, é natural que estas restrições sejam adicionadas através de novas inequações.

São exemplos de restrições que podem ser adicionadas:

a) Restrições Hidráulicas

Controle de Cheias:

Nível Final \leq Nível máximo para controle de cheias

Defluência Mínima:

Geração Hidro + Vertimento \geq Defluência Mínima

Retiradas para Uso Consuntivo (irrigação, abastecimento de água):

Afluência = Afluência Bruta – Retiradas para Uso Consuntivo

b) Restrições Elétricas

Fluxo máximo entre subsistemas:

Intercâmbio ($x \rightarrow y$) \leq Fluxo Máximo ($x \rightarrow y$)

Geração Máxima por usina:

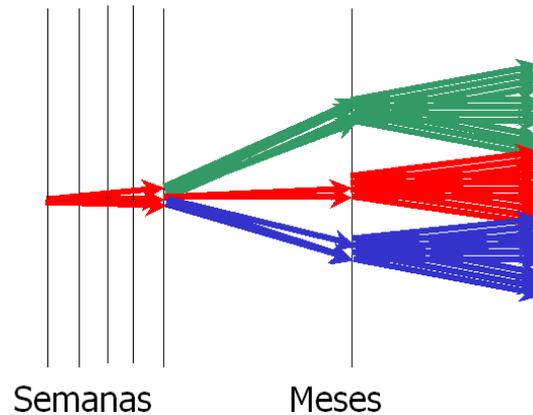
Geração Hidro de uma usina \leq Geração Máxima da usina

Geração Máxima para um conjunto de usinas:

Geração Hidro de um conjunto de usinas \leq Ger. Max. para um conjunto de usinas.

A partir do estado atingido ao final das primeiras semanas é que são abertas as diversas hipóteses no enfoque ÁRVORE, conforme mostrado na Figura 16.

Figura 16 - Estrutura em árvore utilizada pelo NEWAVE.



Fonte: CCEE (2016).

Analisando a relação entre os dois modelos, destaca-se que o cálculo do custo futuro dos estados ao final do horizonte do DECOMP, de curto prazo, provém da função de custo futuro calculada pelo modelo NEWAVE, de médio prazo. Isso é denominado “acoplamento” entre o DECOMP e o NEWAVE. A Figura 17 mostra o horizonte de estudos: o DECOMP trabalha com horizonte de curto prazo e o NEWAVE, de médio prazo.

Figura 17 - Horizonte de planejamento dos modelos DECOMP e NEWAVE.



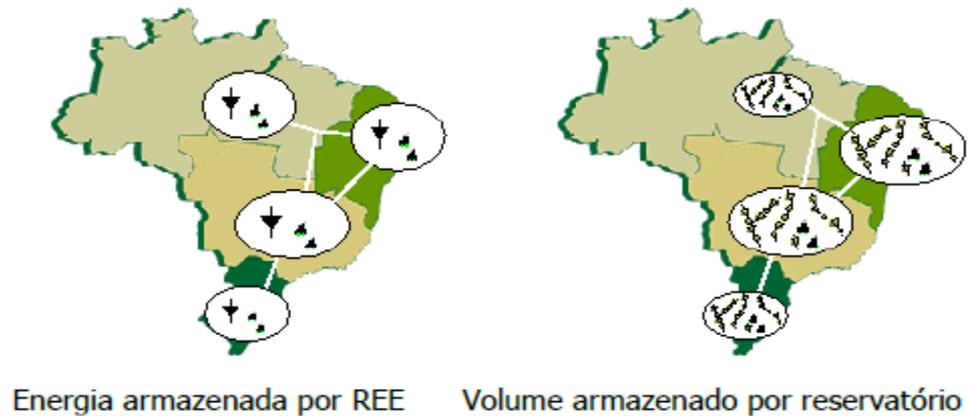
Fonte: CCEE (2016).

Além disso, uma diferença básica entre os modelos NEWAVE e DECOMP é que o NEWAVE vê os reservatórios de forma agregada, enquanto o DECOMP trata cada uma das usinas. A Figura 18 mostra a representação dessas particularidades dos modelos.

Figura 18 - Forma de representação dos modelos DECOMP e NEWAVE

NEWAVE – sistema equivalente

DECOMP – usinas individualizadas

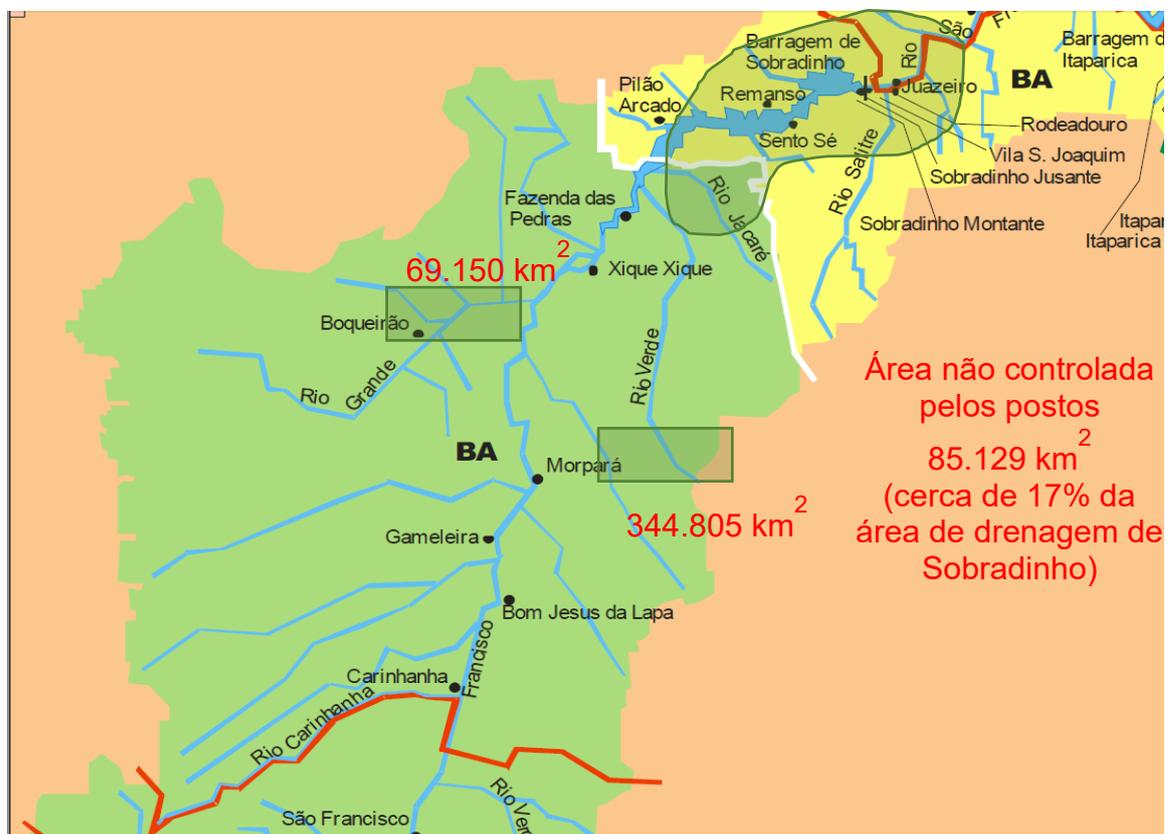


Fonte: CCEE (2016).

3.2.5 Análise das variáveis MPR+BQO e Chuva Média do Lago X Perdas/Ganhos em Sobradinho

A Figura 19 mostra um esquema de parte da bacia do Rio São Francisco, destacando a localização dos postos fluviométricos de Morpará (área de drenagem - AD = 344.805 km²), Boqueirão (AD = 69.150 km²) e do reservatório de Sobradinho (AD = 499.084 km²).

Figura 19 - Bacia do Rio São Francisco, Trecho entre Morpará/Boqueirão/Sobradinho



Fonte: Sobradinho (Adaptado de ONS, 2017b).

Analisando a Figura 19, observa-se que a área de drenagem não controlada pelos postos fluviométricos é de 85.129 km², cerca de 17% da área de drenagem do reservatório de Sobradinho. Função da existência dessa grande área não controlada e das características fisiográficas da região, o reservatório de Sobradinho está sujeito a peculiaridades em seu balanço hídrico, não observadas em outros aproveitamentos. Conforme apresentado em ONS (2004), o balanço hídrico, a nível diário, realizado para o reservatório de Sobradinho faz uso da Equação 19:

$$Q - D \pm S = R + E - P - Inc \pm U \quad (19)$$

Onde,

- Vazão afluyente pela calha principal (Q) - A vazão afluyente pela calha principal para o reservatório de Sobradinho é obtida através da propagação da soma das vazões dos postos fluviométricos de Morpará (Rio São Francisco) e Boqueirão (Rio Grande) para o reservatório fazendo uso do método “Multiple Storage – SSARR (Streamflow Synthesis and Reservoir Regulation), que foi desenvolvido a partir de 1956 pelo U.S. Corps of Engineers, North Pacific Division”.

- Defluência do reservatório (D) - Defluência resultante do somatório das vazões turbinadas e vertidas do reservatório.

- Variação do armazenamento por unidade de tempo (S) - A variação no armazenamento por unidade de tempo é calculada utilizando-se os volumes correspondentes às cotas diárias observadas às 24:00 h a montante da barragem.

- Retiradas d’água para Irrigação e Abastecimento (R) - Retiradas d’água para irrigação e abastecimento.

- Evaporação (E) e Precipitação (P) diretas sobre a superfície líquida do lago - A evaporação e a precipitação diretas sobre a superfície do lago. Foram realizadas diversas estimativas do comportamento destas grandezas na região do lago.

- Vazão incremental no trecho delimitado pelos postos fluviométricos de Morpará e Boqueirão e a barragem de Sobradinho (Inc). No período úmido com área contribuinte de cerca de 85.129Km² esta vazão passa a ter importância em função dos valores que venha a assumir.

- Afluxo ou defluxo final subterrâneo (U) - Conforme apresentado em Chesf (1985), estimativas realizadas fazendo uso da equação de Dupuit, indicam valores muito baixos, em torno de 3,3 m³/s.

As Perdas/Ganhos as quais o reservatório de Sobradinho está submetido para um determinado período, corresponde à média dos valores diários da parcela $R + E - P - Inc \pm U$, que é obtida indiretamente a partir do cálculo de $Q - D \pm S$ da Eq. 19. As mesmas são acompanhadas diariamente nos processos do ONS, objetivando sempre um fechamento destes valores a nível mensal com o valor médio de $Q - D \pm S$.

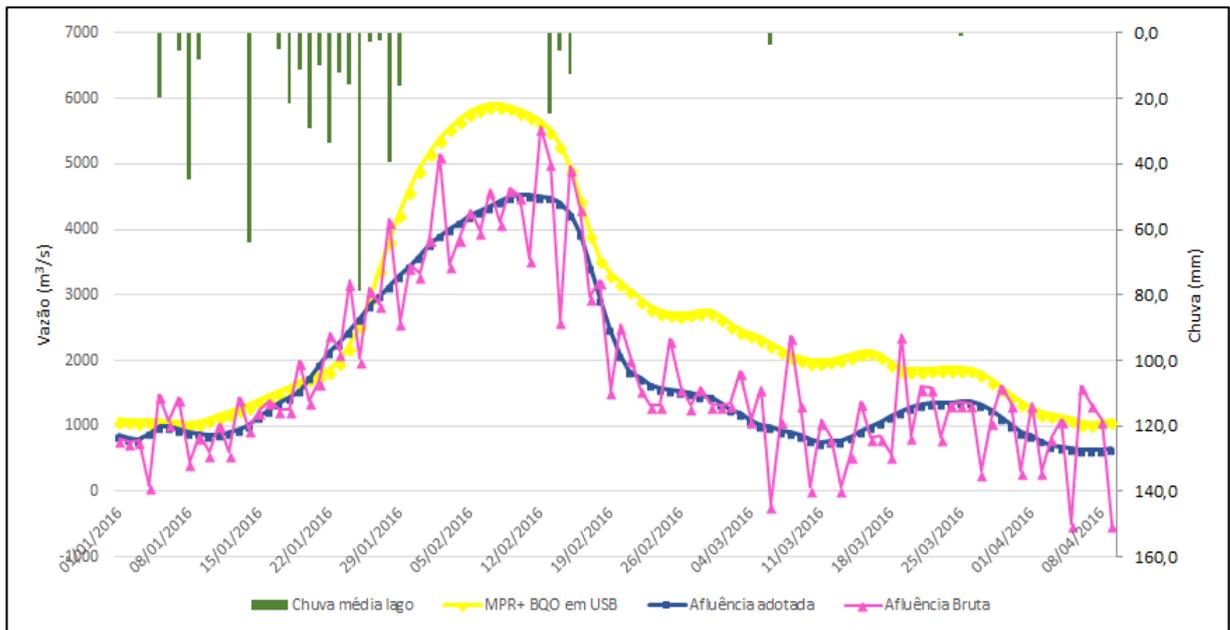
Conforme pode ser observado no conceito estabelecido para as Perdas/Ganhos do reservatório de Sobradinho, mostrado anteriormente, os valores englobam várias parcelas, inclusive a evaporação e as vazões retiradas para os mais diversos usos consuntivos do lago de Sobradinho.

Existem muitas questões não respondidas em relação a esse balanço hídrico do reservatório de Sobradinho, que apresenta muitas incertezas devido à grande dimensão da área alagada, pouca profundidade e as elevadas taxas de evaporação que são características do clima semi-árido, além das incertezas devido às inconsistências identificadas nas vazões dos postos de Morpará e Boqueirão.

Cabe ressaltar que, em face da grande importância do reservatório de Sobradinho para o sistema energético da região Nordeste, tais inconsistências deveriam ser amplamente investigadas, através da melhoria e ampliação das medições dos fluxos envolvidos (vazão, evaporação, batimetria do reservatório, etc) e da utilização de modelagem matemática dos rios e da atmosfera. Para se ter uma ideia da importância dos valores envolvidos, de acordo com ONS (2003b), uma diferença de $290 \text{ m}^3/\text{s}$ na afluência de Sobradinho, constatada em janeiro de 2003, equivale a uma perda de energia de aproximadamente 783MW médio ao longo do mês, suficientes para abastecer uma cidade de mais de 1.500.000 habitantes.

A Figura 20 mostra as variáveis usadas para avaliação das vazões afluentes a Sobradinho para o período de 01/janeiro/2016 a 09/abril/2016, destacando a grande parcela de perda mensal que ocorreu em fevereiro/2016. Como relatado anteriormente, diversos são os motivos que levam a ocorrência dessa perda incluindo o preenchimento de meandros e lagoas quando o reservatório está em fase de enchimento.

Figura 20 - Exemplo das variáveis usadas para avaliação das vazões afluentes ao reservatório de Sobradinho – janeiro a abril/2016



Fonte: A Autora (2020).

Assim, dentro dessa tese será realizada uma análise das informações de Perdas/Ganhos, que objetivamente compreende a parcela não explicada entre a vazão propagada dos postos fluviométricos de Morpará, Boqueirão e a afluência ao reservatório de Sobradinho, assim como a relação entre as mesmas. Essa análise será feita através de avaliações estatísticas dos dados. Trabalhou-se com dados médios mensais, no período de 1979 a 2016. Os dados utilizados foram os constantes da base de dados do ONS. Salienta-se que a ideia inicial dessa tese era aplicar também o modelo SMAP para a área entre os reservatórios de Três Marias e Sobradinho. Contudo, função dos resultados da aplicação do modelo SMAP e de Redes Neurais para a área de drenagem do reservatório de Três Marias, observou-se que o resultado entre as duas modelagens não é significativamente diferente. Além disso, no momento de elaboração desse trabalho estavam sendo avaliadas todas as curvas chave dos postos do trecho Médio do São Francisco, principalmente os postos de Morpará e Boqueirão. Assim, mesmo sabendo que as informações desses dois últimos postos podem ser alteradas, resolveu-se manter essa análise das Perdas/Ganhos ao reservatório de Sobradinho, tendo em vista sua importância, como falado anteriormente, e os poucos estudos feitos até o momento.

A seguir serão resumidamente descritas as análises estatísticas efetuadas. Foram utilizados os softwares R e Statistica.

3.2.5.1 Análise estatística associada

Boxplot

Um Boxplot é um sumário gráfico da distribuição de uma amostra que exhibe sua forma, tendência central e variabilidade (DEMUTH, 2002)

Uma caixa (box) que representa a região entre o primeiro e o terceiro quartis (quantis 25% e 75%), ou seja, 50% dos dados estão dentro da caixa (VENABLES; SMITH, 2017). Ele é composto dos elementos:

- a) Uma linha dentro da caixa que representa a posição da mediana (segundo quartil ou quantil 50%).
- b) Linhas que se prolongam a partir da caixa até no máximo 1,5 vezes a distância interquartil (diferença entre o 1º. e 3º. quartis).
- c) As observações que passarem essa distância são representadas individualmente por pontos (outliers).

O boxplot é útil para analisar a simetria de uma distribuição, o espalhamento das observações e a presença de observações discrepantes. Ele é problemático quando a variável analisada não é unimodal (VENABLES; SMITH, 2017).

Gráficos Quantil-Quantil

Gráficos Quantil-Quantil também são uma forma de estudar o comportamento de variáveis, mas utilizando as propriedades que emergem de uma variável quando trabalhamos com os seus quantis (VENABLES; SMITH, 2017).

O gráfico quantil-quantil mais tradicional é aquele usado para verificar se uma variável possui distribuição Normal.

A idéia central do gráfico quantil-quantil é a seguinte: quando um variável segue uma dada distribuição (como a distribuição Normal) os quantis empíricos, isto é, calculados a partir de uma amostra, formam uma linha reta contra os quantis teóricos, calculados a partir das estimativas dos parâmetros da distribuição (no caso da Normal: média e desvio padrão) (VENABLES & SMITH, 2017).

Aderência a distribuição de probabilidade – teste de Shapiro-Wilk

No teste de Shapiro-Wilk a hipótese nula é de que a variável “x” adere a distribuição normal e a hipótese 1 é de que a variável “x” não adere a distribuição normal. A hipótese nula do teste de Shapiro-Wilk é que a população **possui distribuição normal**. Portanto, um

valor de $p < 0.05$ indica que você rejeitou a hipótese nula, ou seja, seus dados não possuem distribuição normal (THODE, 2002).

Análise de Componentes Principais (ACP)

Conforme Venables & Smith (2017), a Análise de Componentes Principais (ACP) tem o objetivo de simplificar a estrutura de um conjunto de variáveis e explicar o máximo possível a variância total destas, através da determinação de valores calculados como combinações lineares das variáveis originais (VENABLES; SMITH, 2017). Os Componentes Principais (CP's) devem ser usados para reduzir a dimensionalidade dos dados e são formados pela transformação de um conjunto de “p” variáveis, em um conjunto de variáveis descorrelatadas. Estas novas variáveis são combinações lineares das variáveis originais e são obtidas em ordem decrescente de importância, de tal forma que, por exemplo, o primeiro componente principal é responsável pelo máximo possível da variabilidade total nos dados originais. Os Componentes são extraídos na ordem do mais explicativo para o menos explicativo, ou seja, são obtidos em ordem decrescente de máxima variância. Teoricamente o número de Componentes é sempre igual ao número de variáveis. Entretanto, alguns poucos Componentes são responsáveis por grande parte da explicação total da variância da série.

Dendograma

Na análise de agrupamentos (cluster analysis) a similaridade entre duas amostras pode ser expressa como uma função da distância entre os dois pontos representativos destas amostras no espaço n-dimensional.

Existem muitas maneiras de procurar agrupamentos no espaço n-dimensional. A maneira matematicamente mais simples consiste em agrupar os pares de pontos que estão mais próximos, usando a distância euclidiana (Equação 20), e substituí-los por um novo ponto localizado na metade da distância entre eles.

Este procedimento, quando repetido até que todos os pontos sejam agrupados, leva à construção do dendrograma; onde, no eixo horizontal são colocadas as amostras e, no eixo vertical, o índice de similaridade (s_{ij}) entre os pontos i e j , calculado segundo a Equação 20:

$$s_{ij} = 1 - \frac{d_{ij}}{d_{máx}} \quad (20)$$

onde: d_{ij} é a distância entre os pontos i e j ; e $d_{máx}$ é a distância máxima entre qualquer par de pontos.

Os dendrogramas, portanto, consistem em diagramas que representam a similaridade entre pares de amostras (ou grupos de amostras) numa escala que vai de um (identidade) a zero (nenhuma similaridade).

A suposição básica de interpretação um dendrograma é: quanto menor a distância entre os pontos, maior a semelhança entre as amostras. Os dendrogramas são especialmente úteis na visualização de semelhanças entre amostras ou objetos representados por pontos em espaço com dimensão maior do que três, onde a representação de gráficos convencionais não é possível.

Função de autocorrelação e correlação parcial

Nas modelagens hidrológicas a série deve ser analisada em termos de tendência e sazonalidade. Para isso, foi feita a determinação da defasagem temporal através do cálculo da função de autocorrelação amostral (FAC), e plotagem com o Lag (defasagem, em dias).

Uma outra ferramenta utilizada no processo de identificação do modelo é a função de autocorrelação parcial (FACp.). A função de autocorrelação mede o grau de correlação de uma variável, em um dado instante, consigo mesma, em um instante de tempo posterior. Ela permite que se analise o grau de irregularidade de um sinal (VENABLES; SMITH, 2017).

A função de autocorrelação, que expressa a independência entre as variáveis, é útil em algumas situações porque fornece uma visão de como a dependência da série cai com o 'lag' ou separação k entre pontos da série.

Os gráficos de autocorrelação servem também para se verificar a existência de sazonalidade na série. Neste caso o gráfico de autocorrelação aparece na forma de uma senóide (entre um lag e outro a FAC varia muito).

Os gráficos de autocorrelação podem ser analisados para verificar se a série pode ser adequadamente modelada por um modelo auto-regressivo linear. Ou seja, a previsão de um registro pode ser realizada como uma combinação linear dos registros anteriores e o gráfico de autocorrelação aparece como uma reta. Este não é o caso para as séries de vazão, indicando que a modelagem adequada para essa série pode ser não lineares e ainda devem certamente contar com informações adicionais que, no caso, deverão vir das medidas de chuva na bacia.

Correlação linear de Pearson

O coeficiente de correlação de Pearson (r) ou coeficiente de correlação produto-momento

ou o r de Pearson mede o grau da correlação linear entre duas variáveis quantitativas. É um índice adimensional com valores situados entre $-1,0$ e $1,0$ inclusive, que reflete a intensidade de uma relação linear entre dois conjuntos de dados (CARMO, 2017).

Este coeficiente, normalmente representado pela letra "r" assume apenas valores entre -1 e 1 .

- $r = 1$, significa uma correlação perfeita positiva entre as duas variáveis.

- $r = -1$, significa uma correlação negativa perfeita entre as duas variáveis - Isto é, se uma aumenta, a outra sempre diminui.

- $r = 0$, significa que as duas variáveis não dependem linearmente uma da outra. No entanto, pode existir uma outra dependência que seja "não linear". Assim, o resultado $r = 0$ deve ser investigado por outros meios.

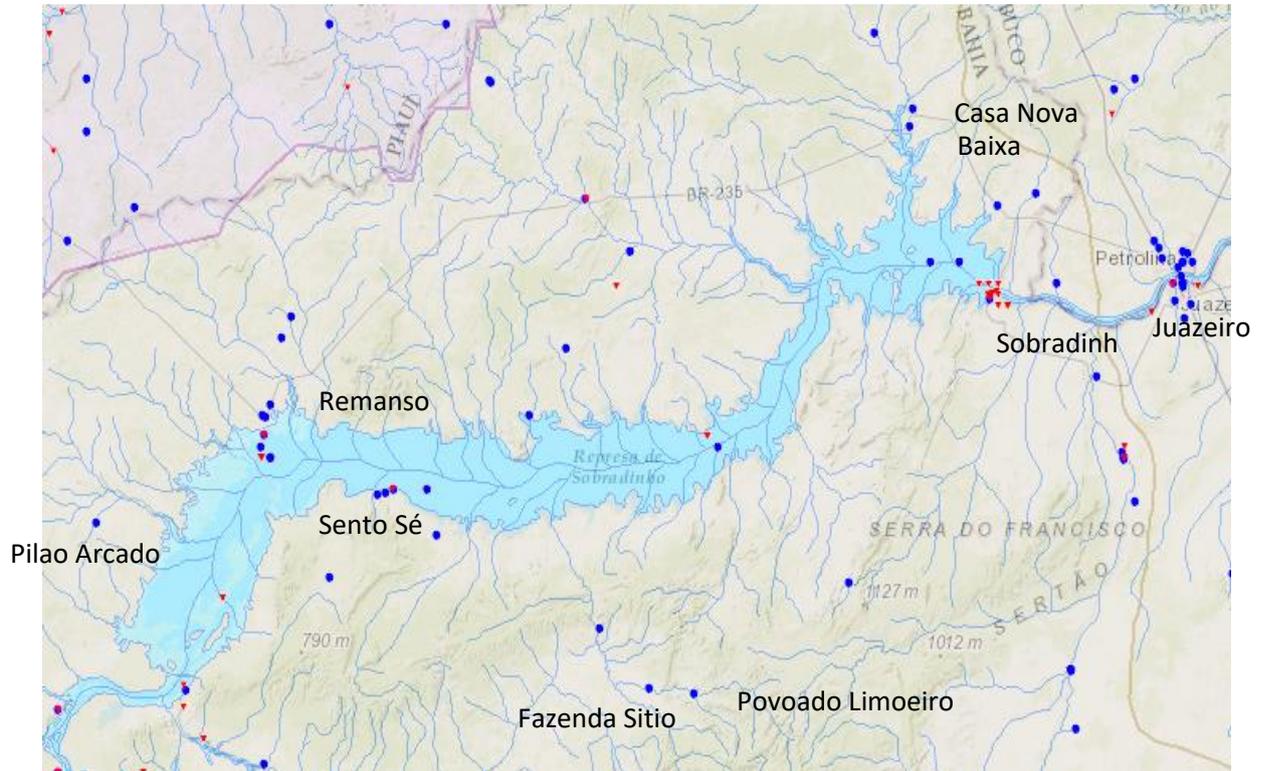
3.2.6 Cálculo da chuva média no reservatório de Sobradinho

A Figura 21 apresenta esquema de parte da bacia do Rio São Francisco, destacando a localização dos postos pluviométricos e fluviométricos existentes na área do reservatório de Sobradinho. Embora possa ser observada a existência de muitos postos, poucos podem efetivamente ser utilizados, função da disponibilidade de históricos (com dados antigos e atuais). Por isso, só foi possível utilizar 5 postos pluviométricos, no período estabelecido de 1979 a 2016. Mesmo assim, foi necessário fazer um preenchimento de falhas e análise de consistência, o que foi feito através da metodologia do vetor regional. O Apêndice 1 mostra esses resultados, onde pode-se observar a boa qualidade dos dados, sem existência de descontinuidade na análise dos gráficos dupla-massa.

O posto de Fazenda Sitio tem histórico antigo e o posto de Povoado Limoeiro, dados mais recentes. Função da proximidade dos mesmos, acredita-se que houve uma relocação do posto. Por isso, tendo em vista a baixíssima disponibilidade de postos com bons históricos, utilizou-se os dados de Fazenda Sítio no posto de Fazenda Limoeiro. Como observado no Apêndice 1, não foi observado problema na consistência dessa nova série utilizada. Da mesma forma aconteceu com os postos de Casa Nova e Baixa Grande, sendo o primeiro com os dados mais antigos e o segundo, com dados mais atuais. Como observado no Apêndice 1, também não foi observado problema na consistência dessa nova série utilizada.

A chuva média foi calculada pelo polígono de Thiessen, obtido fazendo uso do software ArcGis.

Figura 21 - Disposição dos postos hidrométricos disponíveis



Fonte: A Autora (2020).

* Dados extraídos de ANA, 2016.

**Pontos vermelhos representam postos com medição de cota e pontos azuis, postos com medição de chuva.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A seguir serão apresentados os resultados analisando as variáveis; a chuva prevista com o modelo CFS; após correção do clima e chuva mensal; a relação entre as variáveis climáticas, chuva média e vazão na bacia; aplicação do modelo chuva x vazão; e a aplicação para a previsão da variável perdas/ganhos.

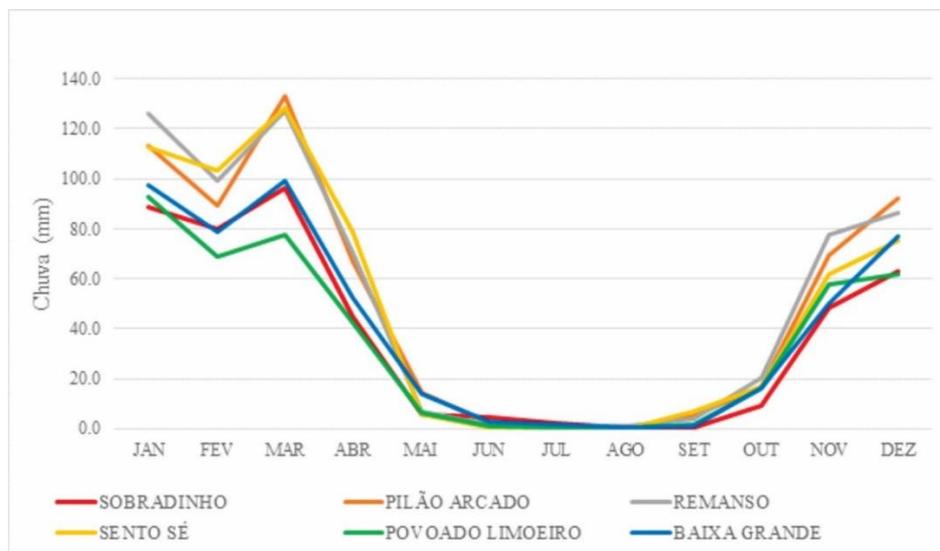
4.1 ANÁLISE DAS VARIÁVEIS (MPR+BQO)P E CHUVA MÉDIA DO LAGO X PERDAS/GANHOS EM SOBRADINHO

O item 3.2.5 descreveu a variável Perdas/Ganhos ao reservatório de Sobradinho e possíveis variáveis a ela associadas. Nesse item de resultados foram apresentadas as análises feitas visando ter um melhor conhecimento das suas características.

4.1.1 Cálculo da chuva média no reservatório de Sobradinho

A Figura 22 apresenta os dados mensais obtidos de chuva média na área, onde pode-se observar que os maiores valores foram encontrados nos postos de Pilão Arcado, Remanso e Sento Sé, todos localizados no início do reservatório. A Figura 23 mostra a disposição dos postos pluviométricos e o polígono de Thiessen obtido. Destaca-se a dificuldade de informação na área: muitos postos desativados e, dos postos que estão em operação, muitos postos com histórico insuficiente. Na Figura 22 observa-se claramente o período úmido da bacia, que corresponde ao período de novembro a abril, e o período seco, que corresponde ao período de maio a outubro.

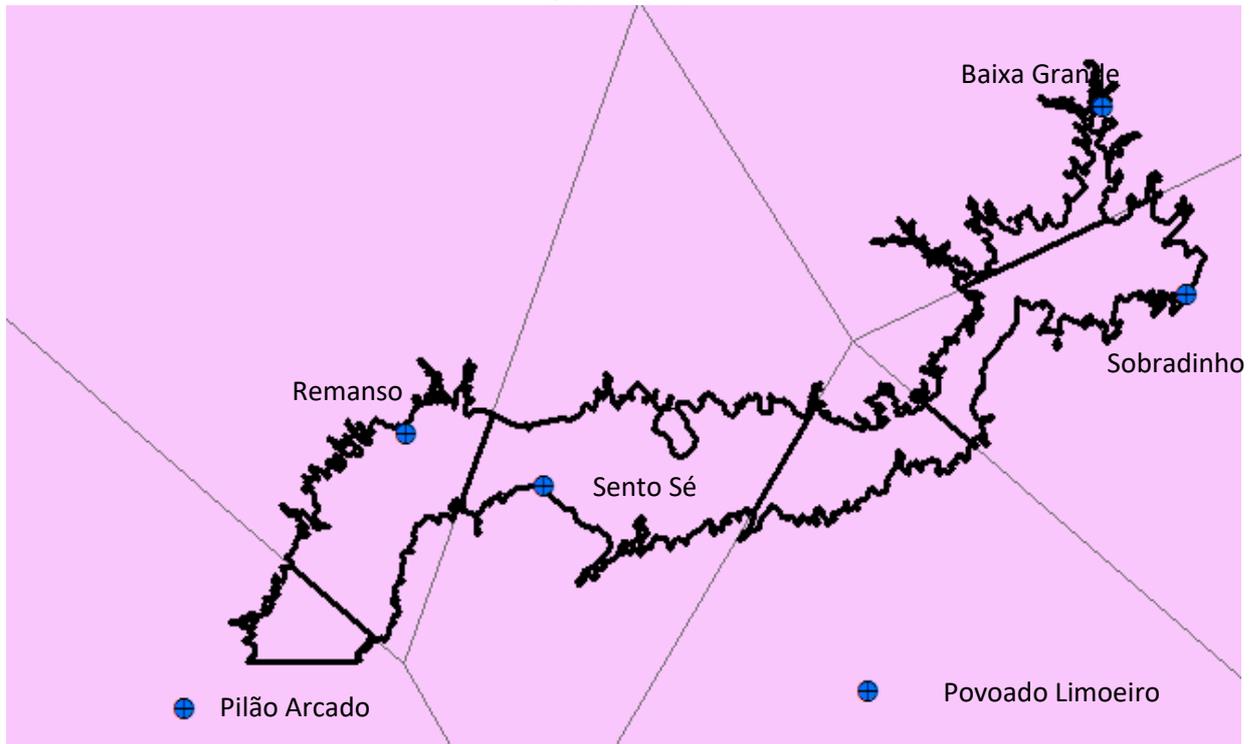
Figura 22 - Chuva média mensal na área do reservatório de Sobradinho – Período 1979 a 2016



Fonte: A Autora (2020).

*Dados extraídos da base de dados da ANA e da CHESF.

Figura 23 - Polígono de Thiessen obtido com os postos seleccionados na área do reservatório de Sobradinho



Fonte: A Autora (2020).

A Tabela 4 mostra a área de influência dos postos pluviométricos após delimitação do polígono de Thiessen.

Tabela 4 - Área de influência dos postos pluviométricos após delimitação do polígono de Thiessen

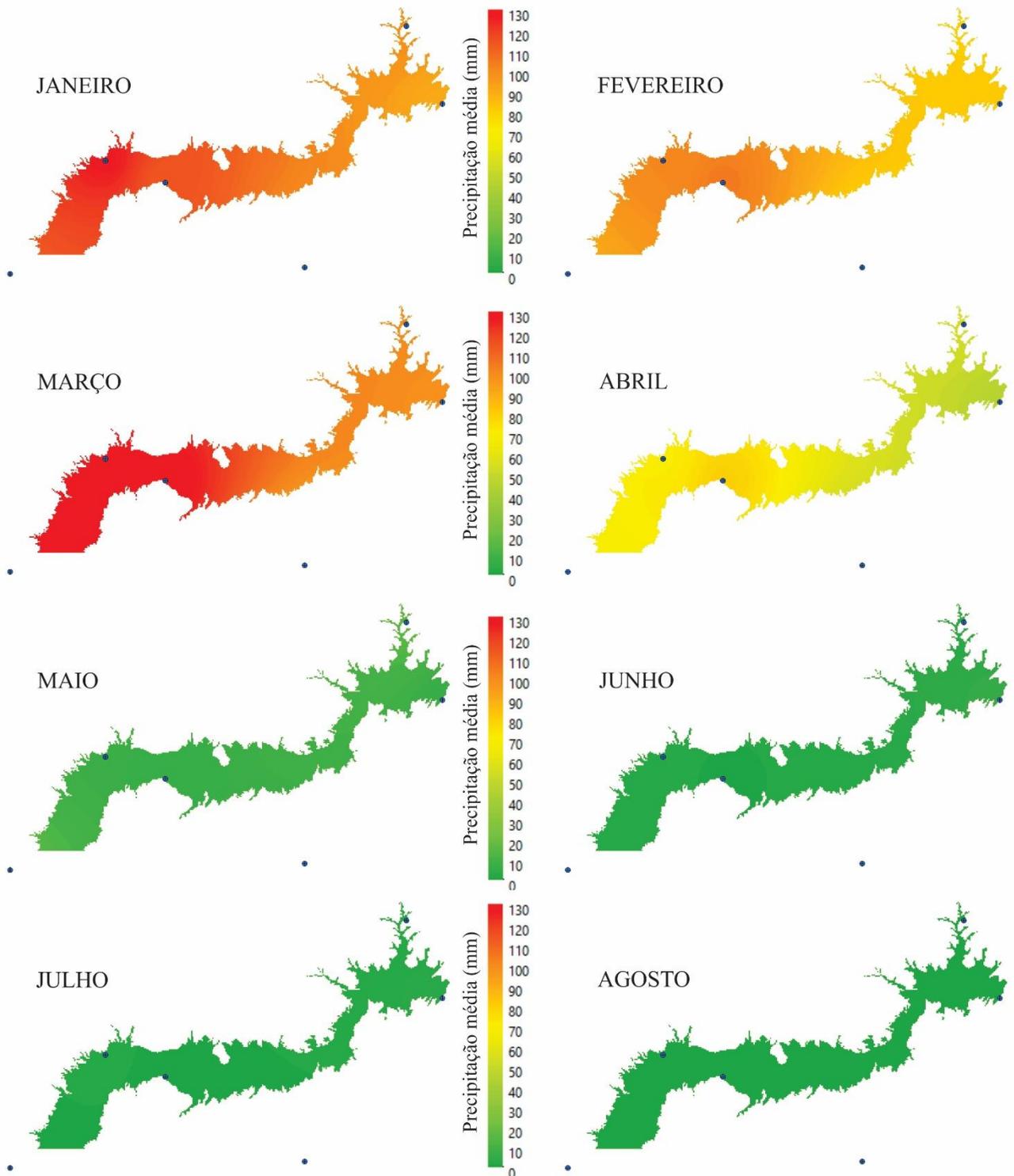
Posto	Fração Área	Proporção Área
Baixa Grande	0,019	7%
Pilão Arcado	0,018	7%
Povoado Limoeiro	0,035	13%
Remanso	0,062	23%
Sobradinho	0,052	19%
Sento Sé	0,082	31%
Soma	0,268	100%

Fonte: A Autora (2020)

Tomando como base o método de interpolação de Kriging, foi avaliada a distribuição espacial da chuva média mensal ao longo do reservatório de Sobradinho para todos os meses do ano (janeiro a dezembro). As Figuras 24 e 25 mostram os resultados obtidos. Observa-se que os meses de maio a outubro a chuva na região do lago é muito baixa com valores menores que 50 mm, sendo o mês de agosto o menos chuvoso. Já os meses de novembro a abril são os mais chuvosos, com valores de 110 a 130 mm e maiores valores no mês de janeiro. Assim,

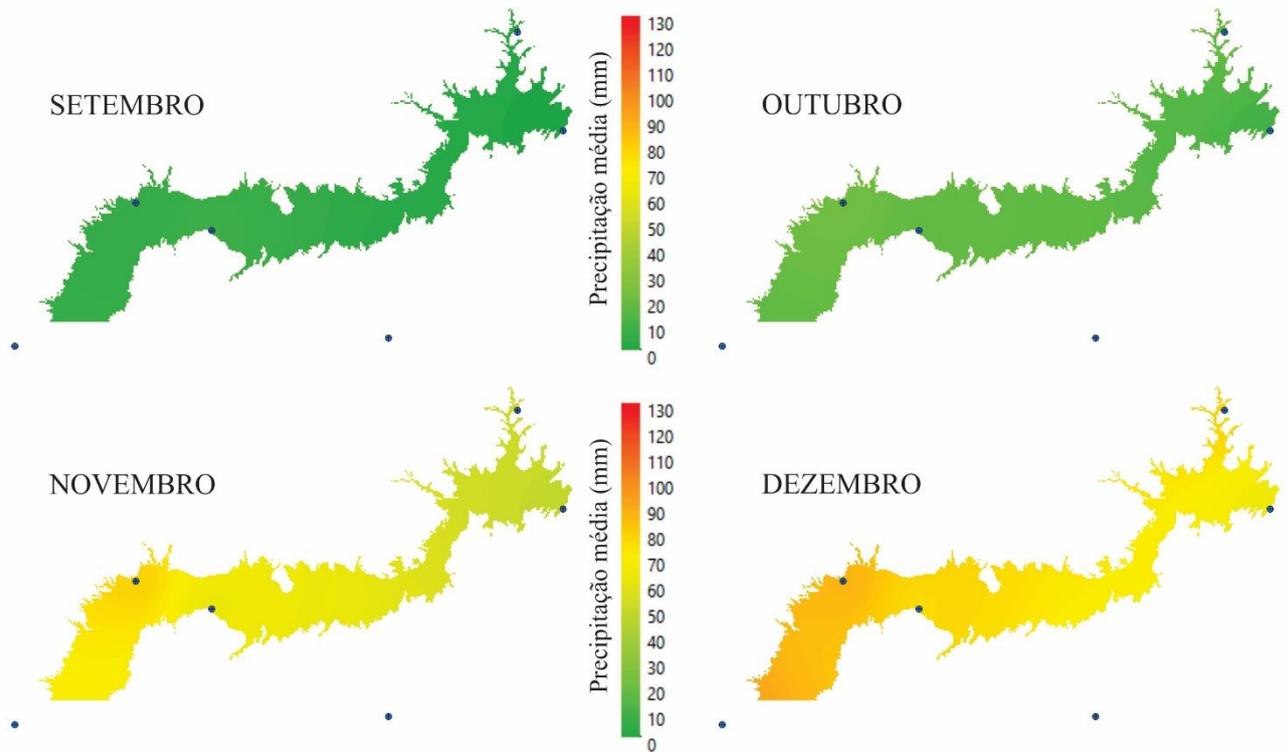
observa-se claramente o período seco (maio a setembro) e úmido (janeiro a março + novembro e dezembro) da região. Os meses de abril e outubro são considerados meses de transição.

Figura 24 - Distribuição da chuva na área do reservatório de Sobradinho pelo método de idw (inverso do quadrado da distância), com a delimitação da área de influência dos postos pluviométricos utilizados



Fonte: A Autora (2020).

Figura 25 - Distribuição da chuva na área do reservatório de Sobradinho pelo método de idw (inverso quadrado da distância)



Fonte: A Autora (2020).

4.1.2 Análise estatística

A análise estatística foi feita para as variáveis: vazão média mensal nos postos fluviométricos de Morpará + Boqueirão propagados para o reservatório de Sobradinho - (MPR+BQO)_p, perdas/ganhos de vazão média mensal (Perdas) e chuva média mensal (Chuva_md) no reservatório de Sobradinho (cálculo mostrado no item 4.1.1). Conforme descrição apresentada na metodologia, foram feitas as seguintes análises:

4.1.2.1 Análise descritiva dos dados

Na Tabela 5 são apresentados os dados estatísticos das variáveis (MPR+BQO)_p, Perdas e da chuva média do reservatório de Sobradinho. Observa-se que a vazão a Morpará tem uma variação de 510 a 13206 m³/s. Contudo 25% das informações são menores que 1496 m³/s, 50% das informações menores que 1905 m³/s e 75% das informações são menores que 3022 m³/s. Olhando as perdas, observa-se que a mesma tem uma variação de -1456 a 770 m³/s. Contudo 25% das informações são menores que +475 m³/s, 50% das informações menores que -385 m³/s e 75% das informações são menores que -281 m³/s. Já a chuva média tem uma variação de 0 a 472,2 mm. Contudo 25% das informações são menores que 0,4 mm, 50% das informações

menores que 12,9 mm e 75% das informações são menores que 66,5 mm.

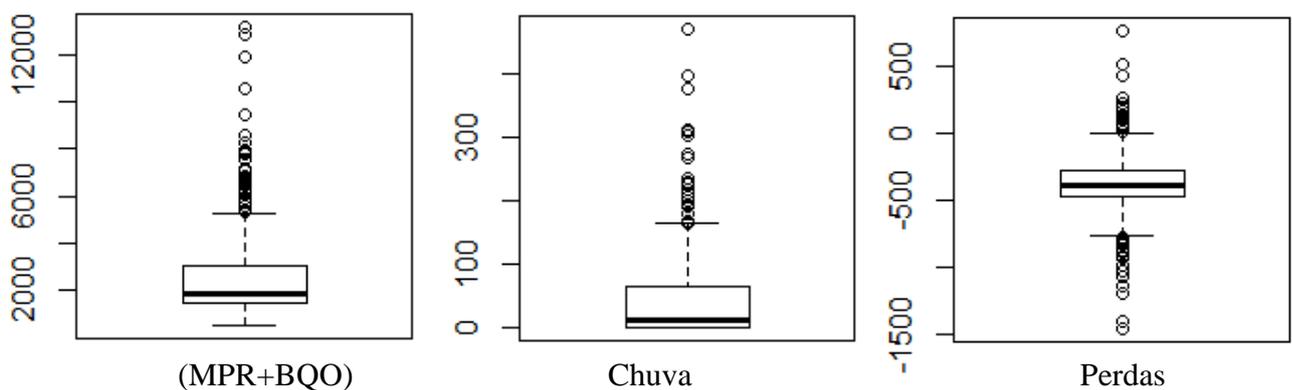
Tabela 5 - Dados estatísticos das variáveis vazão média mensal (MPR+BQO)p, perdas/ganhos (Perdas) e chuva média mensal (Chuva_md) do reservatório de Sobradinho

Variáveis	(MPR+BQO)p	Perdas	Chuva_md
Mínimo	510	-1456	0,0
1° Quartil	1496	+475	0,4
Mediana	1905	-385	12,9
Média	2573	-374	45,3
3° Quartil	3022	-281	66,5
Máximo	13206	770	472,3

Fonte: A Autora (2020)

Na Figura 26 é mostrado um boxplot para as variáveis em análise. Observa-se que as informações do posto fluviométrico de Morpará têm vazões, em boa parte do tempo, em torno de 1905 m³/s, contudo, tem informações bem acima desse valor, chegando a vazões acima de 12000 m³/s. Já as informações de perdas têm vazões boa parte do tempo em torno de -385 m³/s, contudo, tem informações discrepantes, chegando a vazões acima de 500 m³/s (ganho) e -1500 m³/s (perda). Já a chuva média da região tem um valor médio de 45 mm, atingindo valores máximos de 472 mm.

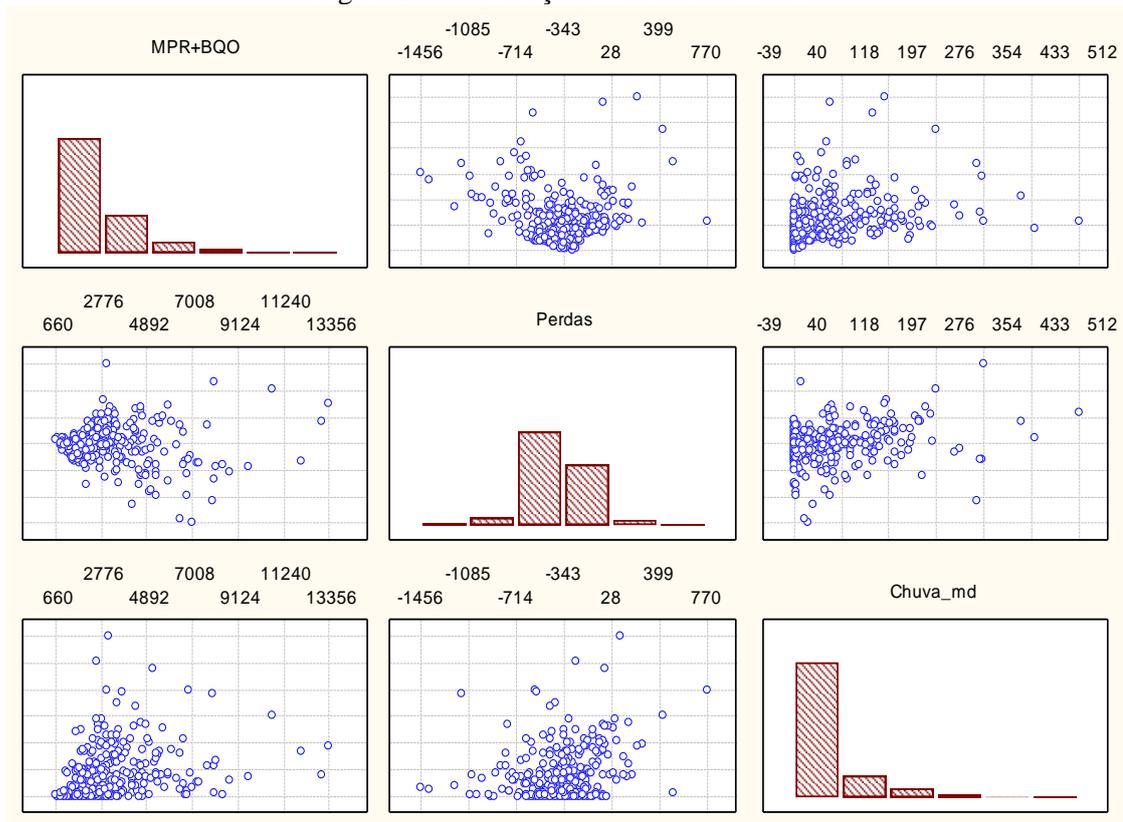
Figura 26 - Boxplot das variáveis, respectivamente, MPR+BQO, Chuva_md e Perdas



Fonte: A Autora (2020).

A Figura 27 mostra, através da correlação linear de Pearson, que as duas variáveis são bem correlacionadas para vazões até 2000 m³/s. Contudo, após essa faixa de vazão a dispersão é grande. Por exemplo: para uma vazão de 6500 m³/s temos vazões de perdas históricas de +500 e -1500 m³/s.

Figura 27 - Correlação linear das variáveis



Fonte: A Autora (2020).

Na análise inicial da correlação foi utilizada apenas a vazão do posto fluviométrico de Morpará, onde obteve-se uma correlação com as perdas de -0,0088. Na etapa seguinte da análise decidiu-se incluir também a vazão do posto fluviométrico de Boqueirão, onde obteve-se correlação de -0,017, mostrando a importância da inserção dessa última variável para a análise das perdas ao reservatório de Sobradinho. A Tabela 6 mostra todos os coeficientes de correlação obtidos.

Tabela 6 - Coeficiente de Correlação das variáveis em análise.

Variável	(MPR+BQO)p	Perdas	Chuva_md
MPR+BQO	1,00000000	-0,01738313	0,3975658
Perdas	-0,01738313	1,00000000	0,2837645
Chuva_md	0,39756583	0,28376450	1,00000000

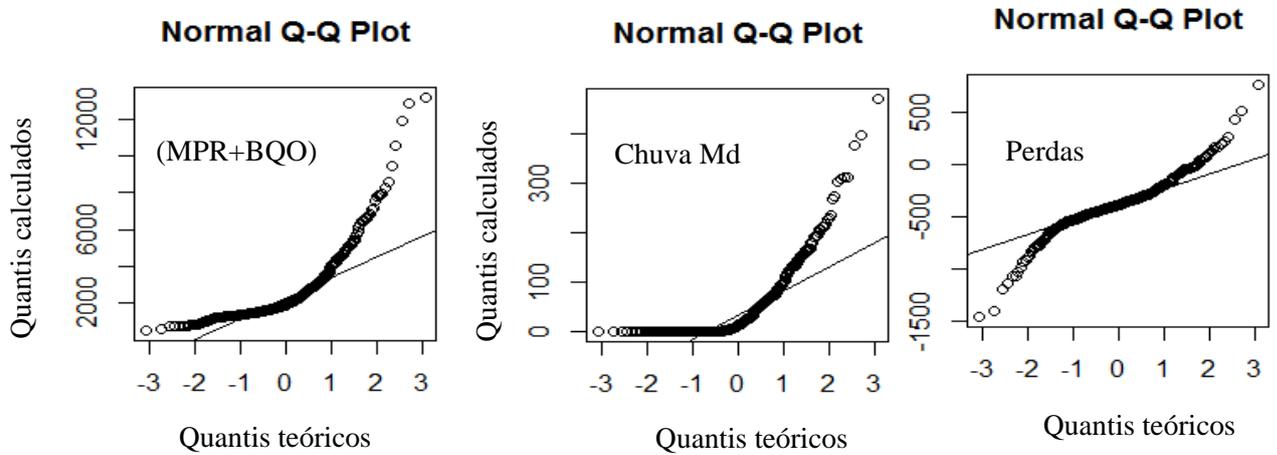
Fonte: A Autora (2020).

4.1.2.2 Gráficos Quantil-Quantil

Nos gráficos quantil-quantil (Figura 28), observa-se que as vazões de (MPR+BQO)p não se aproximam de uma distribuição normal, já os dados de perdas se aproximam bem mais dessa distribuição, principalmente quando desconsideramos os outliers. Já os dados de

chuva média ao reservatório também não se aproximam de uma distribuição normal.

Figura 28 - Gráficos quantil-quantil das variáveis em análise



Fonte: A Autora (2020).

4.1.2.3 Aderência a distribuições de probabilidade

No teste de Shapiro-Wilk, representado pela letra W , os resultados encontrados para as variáveis em análise foram:

(MPR+BQO)p - $W = 0.75041$, $p\text{-valor} < 2.2e-16$

Perdas - $W = 0.92845$, $p\text{-valor} = 6.035e-14$

Chuva_md - $W = 0.70177$, $p\text{-valor} < 2.2e-16$

Com isso, como o valor de $p\text{-valor}$ é menor que 0,05, podemos afirmar com 5% de significância que a amostra não provém de uma população normal (a variável perdas é a que tem maior $p\text{-valor}$ e, conseqüentemente, mais se aproxima de uma distribuição normal). O fato é confirmado pela aleatoriedade dos pontos em torno da reta, mostrado nos gráficos quantil-quantil.

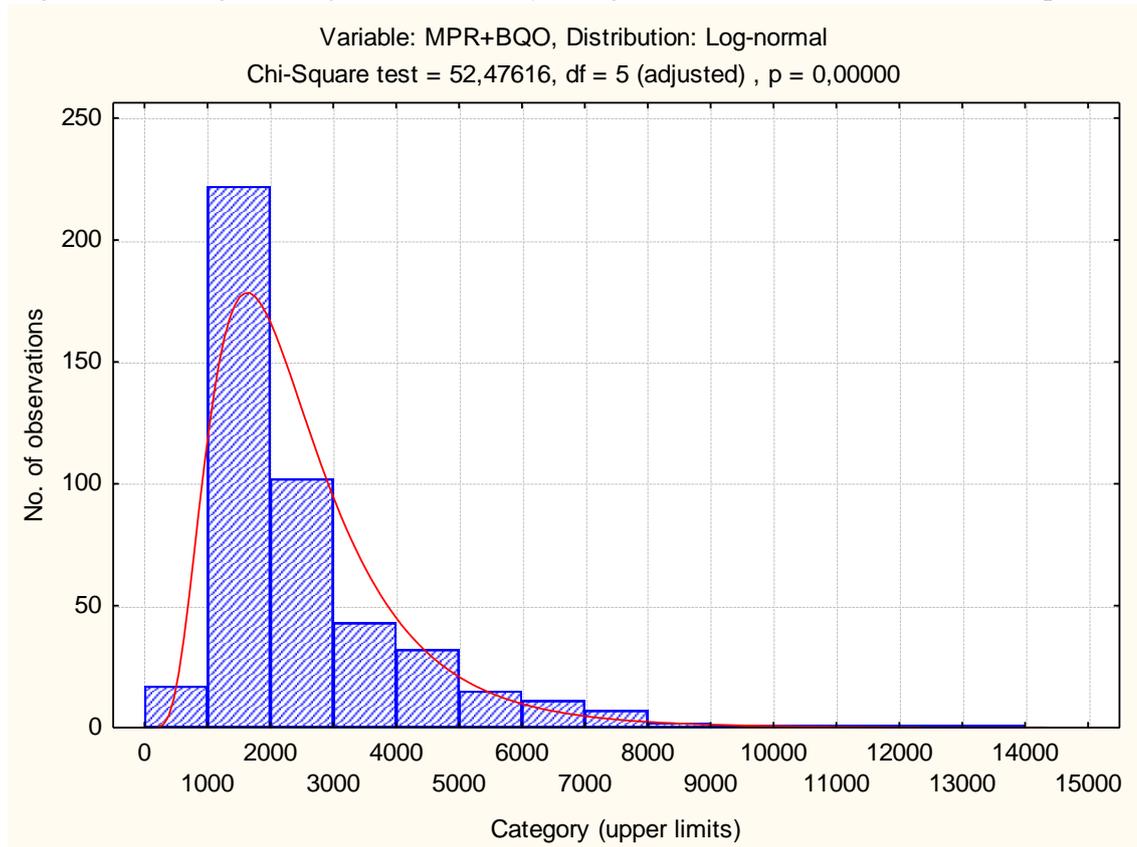
4.1.2.4 Histograma e distribuição de probabilidade

O histograma representado na Figura 29 mostra que grande parte do tempo as vazões de (MPR+BQO)p estão entre 1000 e 2000 m^3/s . Já as perdas, Figura 30, a maior parte do tempo, estão situadas na faixa de -200 a -600 m^3/s e a chuva média da área, Figura 31, a maior parte do tempo, está entre 0 e 32 mm.

Em termos de ajuste de distribuições de probabilidade, foram testadas as distribuições Normal, Log-normal, Gama e Qui-quadrado. Os dados de (MPR+BQO)p se ajustaram melhor

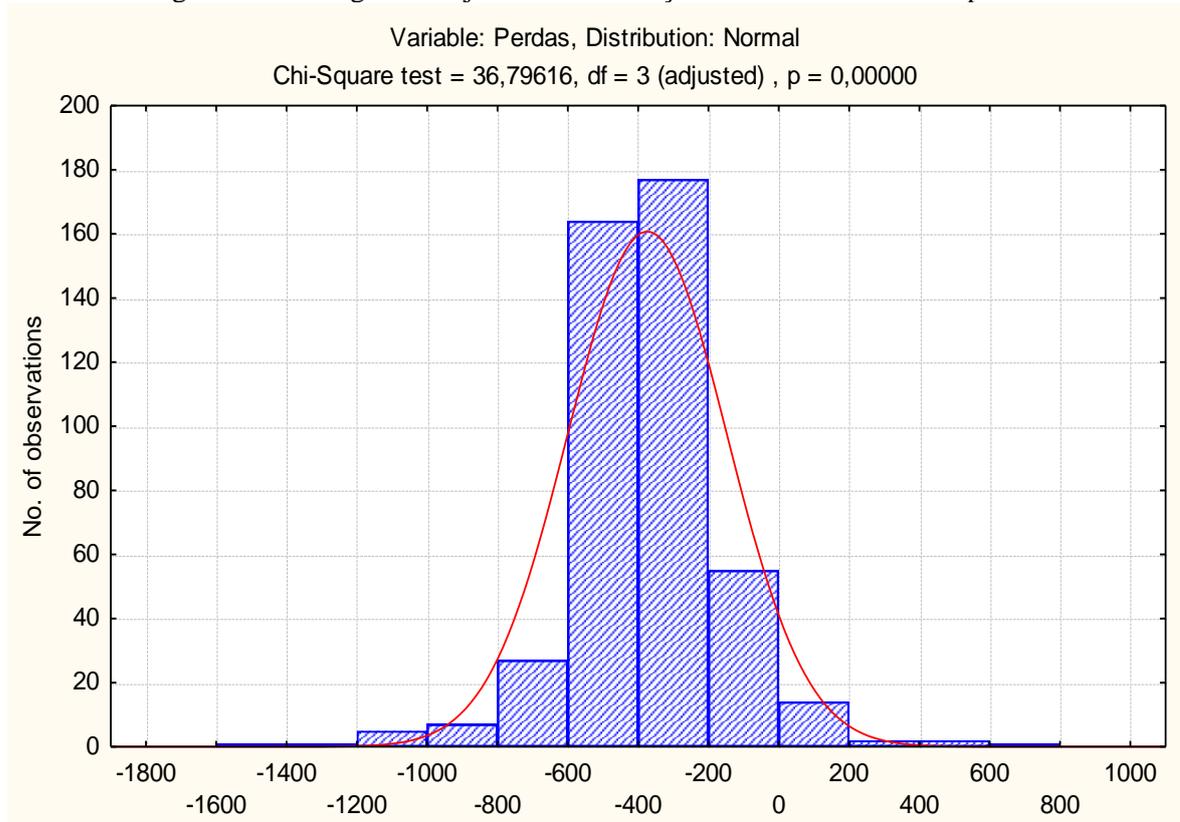
à distribuição Log-normal, os dados de perdas se ajustaram melhor à distribuição Normal e os dados de chuva média à distribuição Gama. As Figuras 29 a 31 mostram o histograma, o ajuste da distribuição de probabilidade, bem como o resultado do teste Qui-quadrado, o grau de liberdade e o p-valor obtidos no ajuste da respectiva distribuição.

Figura 29 - Histograma e ajuste de distribuição Log-normal dos dados de (MPR+BQO)p



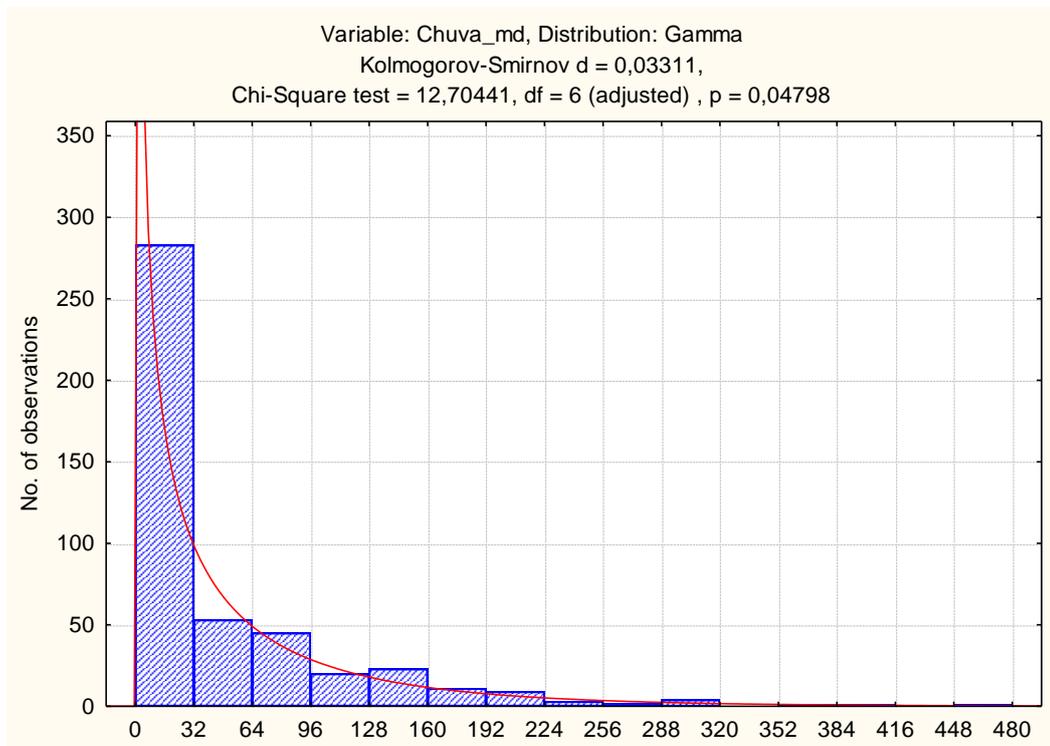
Fonte: A Autora (2020).

Figura 30 - Histograma e ajuste de distribuição Normal dos dados de perdas



Fonte: A Autora (2020).

Figura 31 - Histograma e ajuste de distribuição Gama aos dados de chuva média

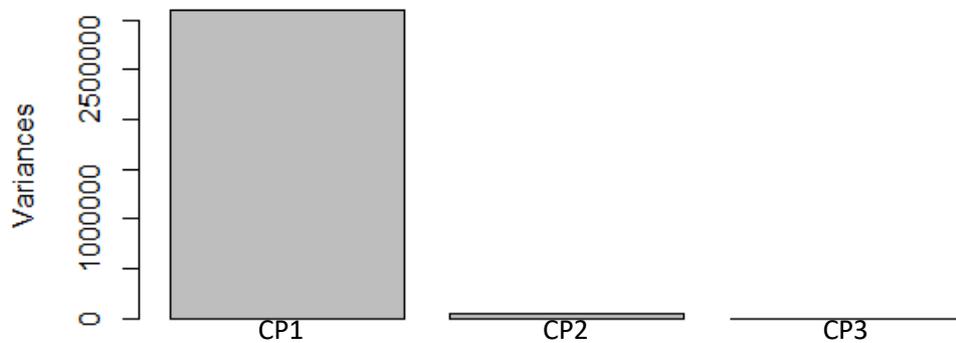


Fonte: A Autora (2020).

4.1.2.5 Análise de Componentes Principais – ACP

As Figuras 32 e 33 e a Tabela 7 mostram a Análise de Componentes Principais (ACP) obtida usando-se as três séries de dados em análise. A componente CP 1 (98,25%), a CP2 (1,63%) e a CP3 (0,12%) juntas explicam 100% da variância total da série, ou seja, apenas praticamente duas variáveis (CP1 e CP2) explicam toda a variância das três séries em análise. Na Figura 33 observa-se que as variáveis estão direcionadas para a componente 2 (CP2) e que a chuva está com posicionamento próximos às perdas, o que não ocorre com a variável (MPR+BQO)p.

Figura 32 - Análise de componentes principais das variáveis em análise, variância dos componentes



Fonte: A Autora (2020).

Tabela 7 - Importância dos componentes da ACP

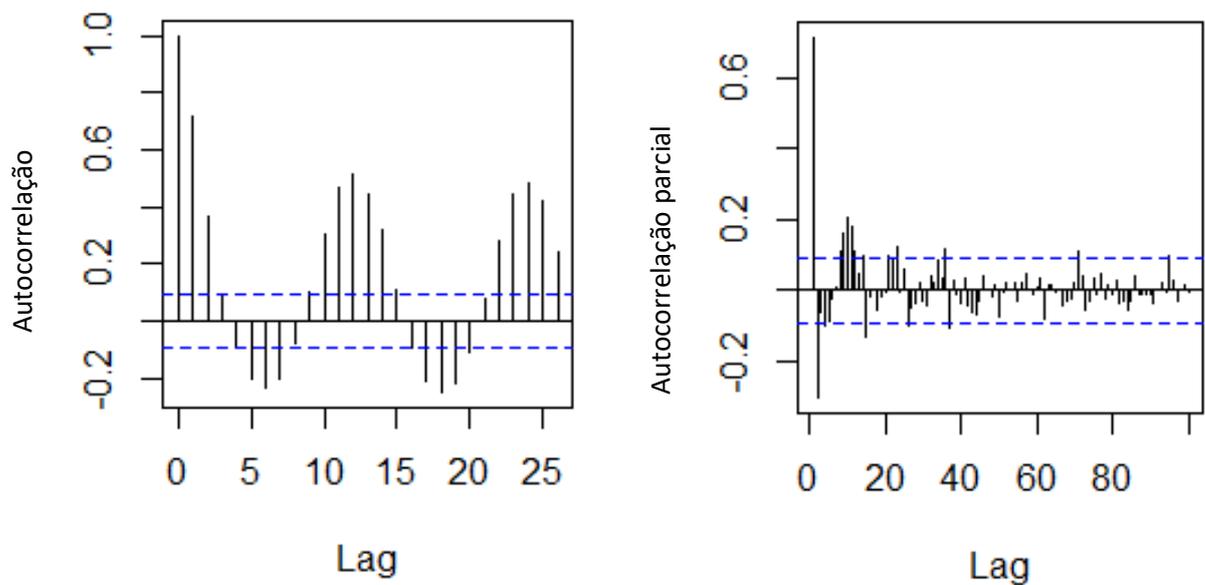
Medida	CP1	CP2	CP3
Desvio Padrão	1759,8058	227,22673	59,41139
Proporção de variância	0,9825	0,01638	0,00112
Proporção acumulada	0,9825	0,99888	1,00000

Fonte: A Autora (2020).

4.1.2.7 Função de autocorrelação e autocorrelação parcial

Conforme mostrado no Item 3, os gráficos de autocorrelação servem também para se verificar a existência de sazonalidade na série. Neste caso, o gráfico de autocorrelação aparece na forma de uma senóide (entre um lag e outro a FAC varia muito). No caso das séries de vazões, a Figura 35 apresenta a autocorrelação das vazões de (MPR+BQO)_p mostrando que há sazonalidade marcante na série. Nesta figura também pode-se observar, seguindo a classificação proposta por Souza & Camargo (2004), que essa variável só pode ser modelada por um modelo ARMA (p,q), em termos das modelagem proposta por Box & Jenkins (1976). Destaca-se que um modelo ARMA (p,q) representa um modelo Auto-Regressivo Média Móvel com dois parâmetros, que são as variáveis p e q.

Figura 35 - Autocorrelação e autocorrelação parcial da variável (MPR+BQO)_p

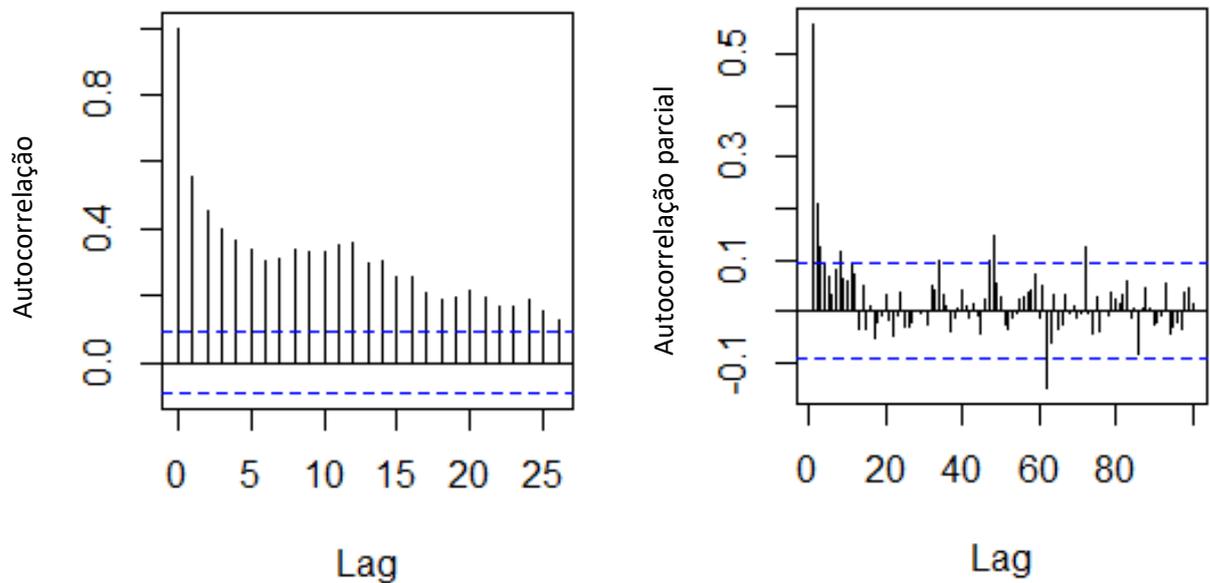


Fonte: A Autora (2020).

Ainda conforme descrito no Item 3, os gráficos de autocorrelação podem ser analisados para verificar se a série pode ser adequadamente modelada por um modelo auto-regressivo linear. Ou seja, a previsão de um registro pode ser realizada como uma combinação linear dos registros anteriores e o gráfico de autocorrelação aparece como uma reta (VALENÇA, 2005). Este não é o caso para as séries de vazão de (MPR+BQO)_p, indicando que a modelagem adequada para essa série pode ser não linear e ainda devem certamente contar com informações adicionais que, no caso, deverão vir das medidas de chuva na bacia. A Figura 36 mostra que a autocorrelação das perdas apresenta-se como uma reta, mostrando que a mesma pode ser modelada por um modelo auto-regressivo linear. Nesta observa-se que a partir de 0,3 a FAC

começa a ficar aproximadamente constante com a variação do lag. Assim, considerando esse valor de 0,3 como limite da FAC, o lag obtido para as perdas é 16 dias, o que mostra que a série não pode ser considerada como uma sequência aleatória.

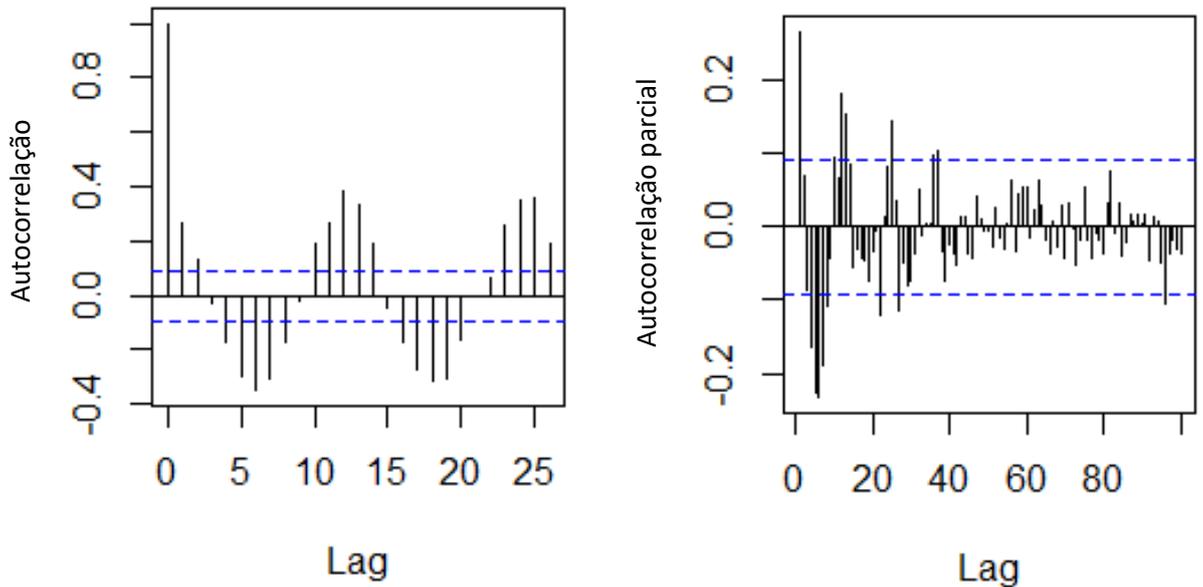
Figura 36 - Autocorrelação e autocorrelação parcial da variável Perdas



Fonte: A Autora (2020).

Semelhantemente ao observado na Figura 35, a Figura 37 mostra a autocorrelação e autocorrelação parcial da chuva média do lado, onde pode-se observar, seguindo a classificação proposta por Souza & Camargo (2004), que essa variável só pode ser modelada por um modelo ARMA (p,q), em termos da modelagem proposta por Box & Jenkins (1976), tendo em vista que o gráfico de autocorrelação tem o comportamento de uma senóide.

Figura 37 - Autocorrelação e autocorrelação parcial da variável Chuva Média do lago



Fonte: A Autora (2020).

4.1.2.8 Disposição geral dos dados

Ao analisar a probabilidade condicional, observa-se que a probabilidade de um extremo negativo acontecer na variável (MPR+BQO)p junto com as Perdas é de 12%, já os extremos positivos acontecerem em conjunto é de 29%, mostrando a baixa correlação direta das variáveis.

Já analisando os dados das Perdas juntamente com a Chuva_md da área, a probabilidade de um extremo negativo acontecer junto com o outro é de 23%, já os extremos positivos acontecerem em conjunto é de 44%, valores bem maiores que a análise com a parcela (MPR+BQO)p. A Tabela 8 sintetiza esses resultados.

Tabela 8 - Análise da probabilidade condicionada

Variáveis	Extremo negativo	Extremo positivo
(MPR+BQO)p x Perdas	12%	29%
Perdas x Chuva_md	23%	44%

Fonte: A Autora (2020).

As Figuras 38 e 39 mostram a disposição dos dados mensais das perdas/ganhos ao reservatório de Sobradinho, bem como da vazão de (MPR+BQO)p e da Chuva_md na área do reservatório, e suas inter-relações no período de 1979 a 2016.

Analisando graficamente os dados, observa-se que em muitos momentos quando a vazão de (MPR+BQO)p aumenta, representando a existência de chuva na região do posto ou em sua

área de drenagem, as perdas também aumentam, quando deveriam diminuir, função da chuva verificada. O que acontece muitas vezes é que, função do nível do reservatório, a vazão alta que passa no posto de Morpará é usada para preencher vales e meandros existentes na região antes do lago de Sobradinho, aumentando assim as perdas no trecho de Morpará + Boqueirão até o reservatório. Isso ocorreu em 1982, 1983, 2007 e 2012.

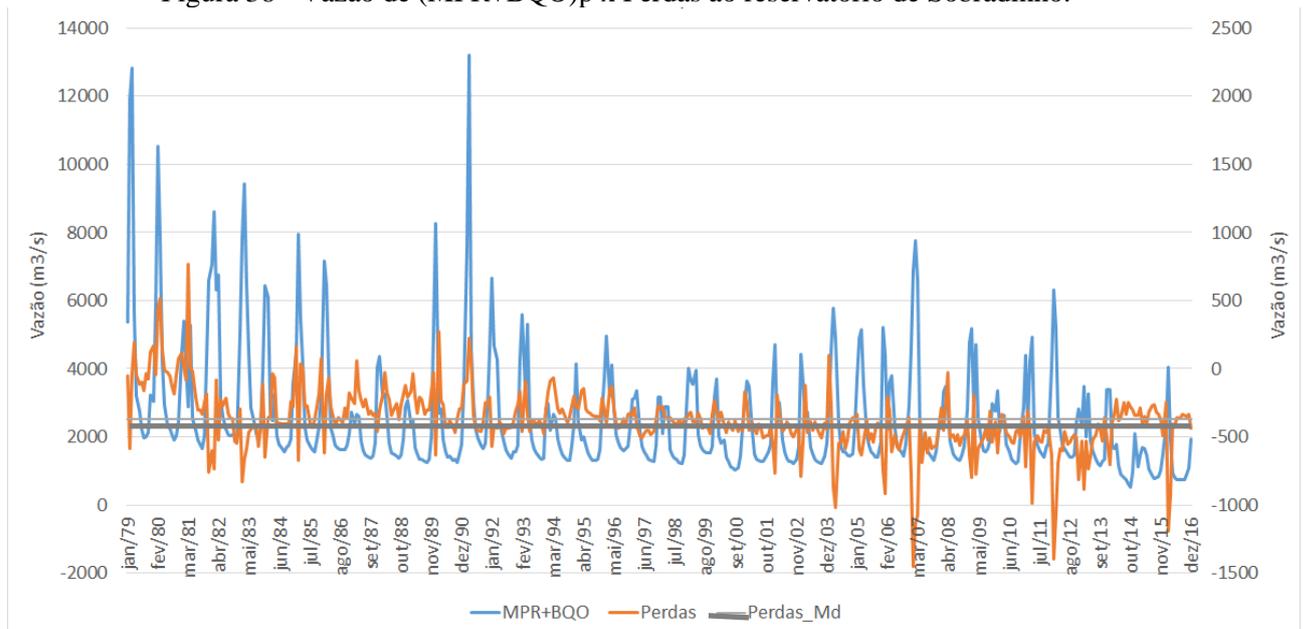
Contudo, esse aumento de vazão de (MPR+BQO)_p e aumento das perdas não é observada em outros momentos do histórico, como exemplo podemos observar os anos de 1978 a 1981 e 1991.

Observa-se também que o ganho mensal no reservatório só ocorre quando a vazão de (MPR+BQO)_p é maior que 4000 m³/s, mas o inverso não é verdadeiro, ou seja, quando a vazão de (MPR+BQO)_p é maior que 4000 m³/s não necessariamente teremos ganho, no lugar de perdas.

Destaca-se casos onde o aumento das perdas que ocorreu em paralelo ao aumento da vazão de (MPR+BQO)_p: jan/fev de 2007, jan/2012 e fev/2016 todos com perdas acima de 1000 m³/s e com vazões a (MPR+BQO)_p acima de 4000 m³/s. Ressalta-se também que desde o ano de 2000 que a as perdas aumentaram bastante, função da não ocorrências de vazões altas, como as ocorridas, por exemplo, nos anos de 1979, 1980 e 1992.

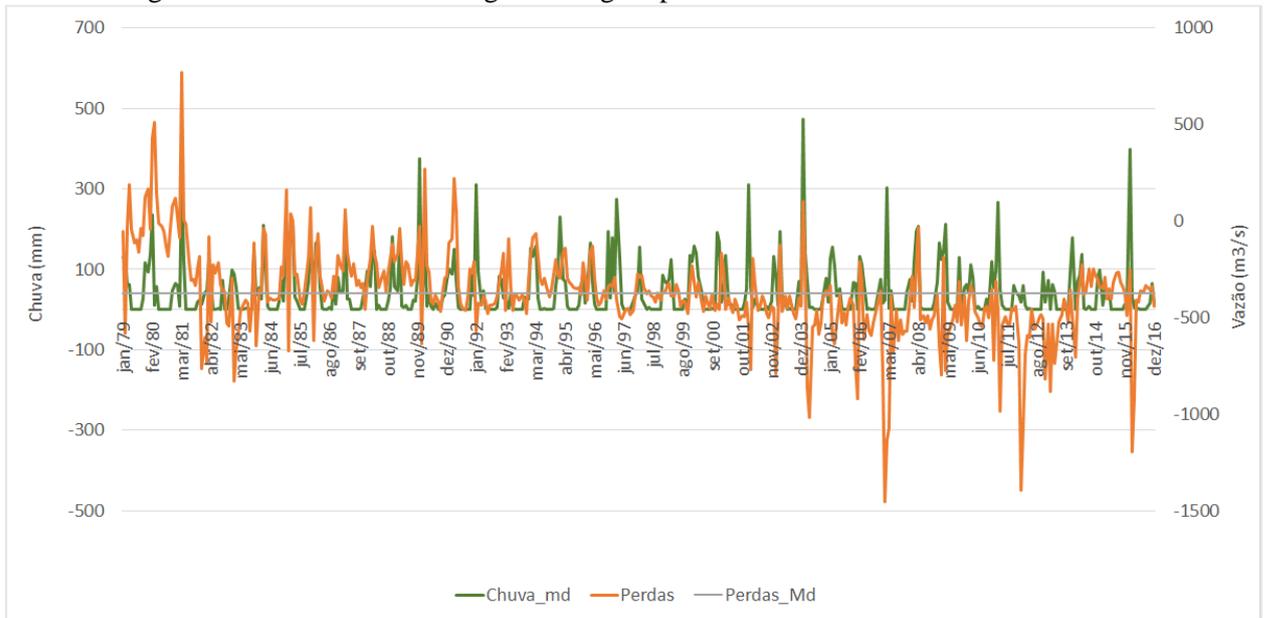
Como era de se esperar, os ganhos no reservatório ou a redução nas perdas ocorrem quando é verificado chuva no mesmo.

Figura 38 - Vazão de (MPR+BQO)_p x Perdas ao reservatório de Sobradinho.



Fonte: A Autora (2020).

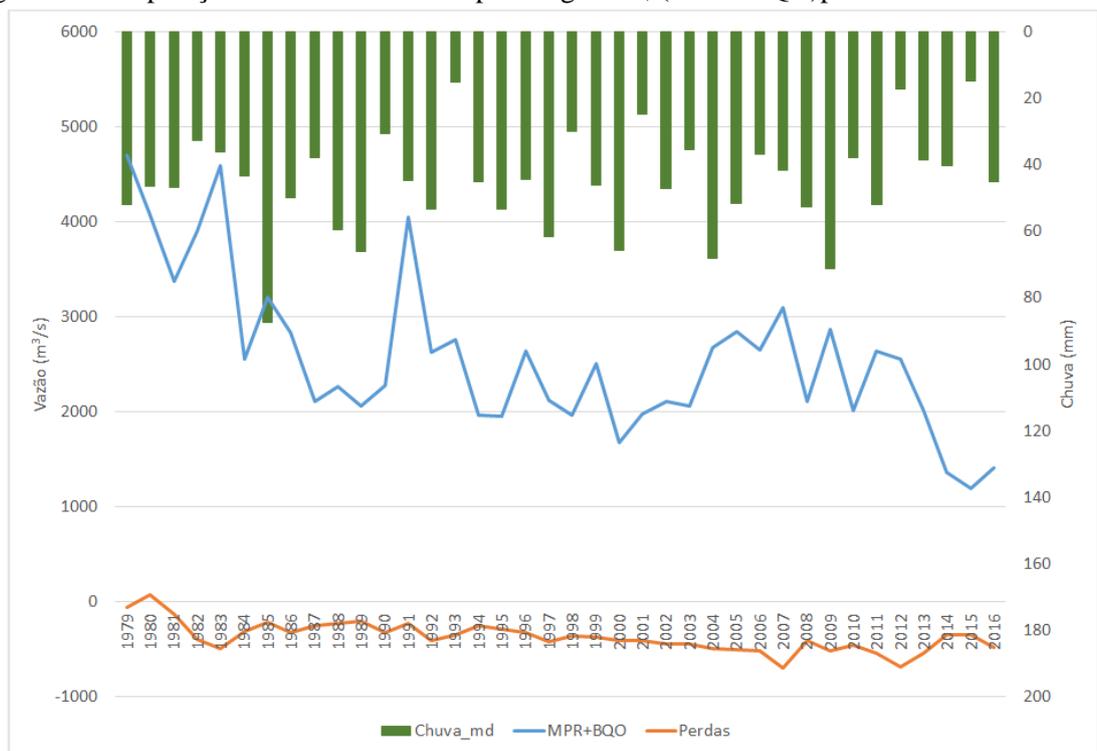
Figura 39 - Chuva média na região do lago x perdas ao reservatório de Sobradinho



Fonte: A Autora (2020).

A Figura 40 mostra um resumo anual das perdas/ganhos ao reservatório de Sobradinho, bem como a vazão de (MPR+BQO)_p e a chuva média (chuva_md) na área do reservatório. Nelas pode-se observar que o único ganho anual ocorreu no ano de 1980, onde a vazão de (MPR+BQO)_p ocorreu na faixa de 4100 m³/s e a chuva média na área foi na faixa de 50 mm.

Figura 40 - Disposição anual dos dados de perdas/ganhos, (MPR+BQO)_p e a chuva média



Fonte: A Autora (2020).

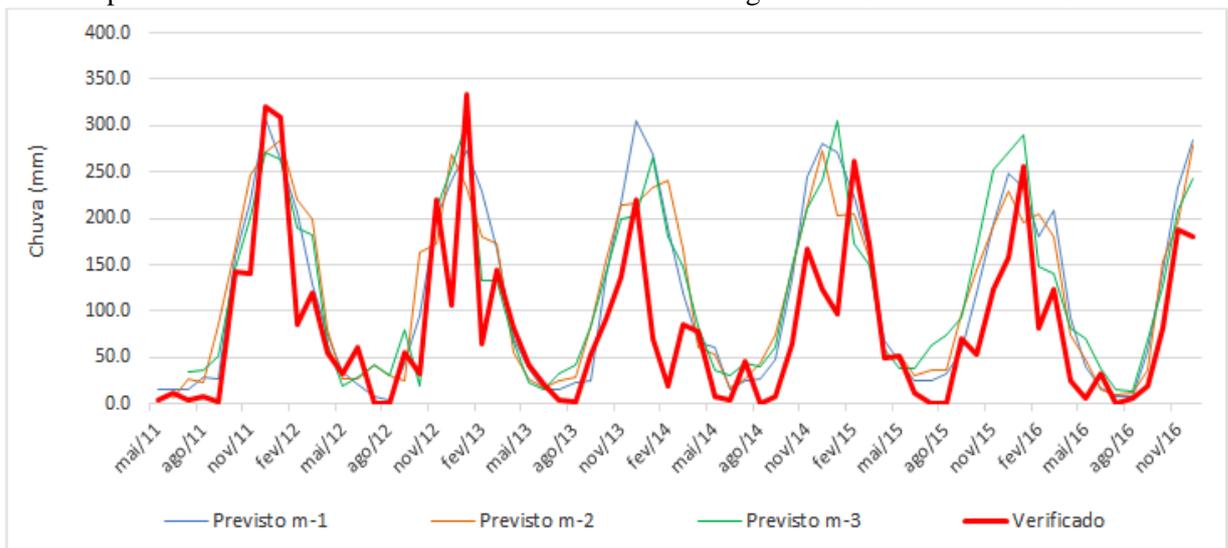
4.2 ANÁLISE DA CHUVA PREVISTA PELO MODELO CFS

A seguir serão apresentados os resultados da chuva prevista pelo modelo CFS.

4.2.1 Área do reservatório de Três Marias

A Figura 41 mostra uma comparação da chuva média prevista pelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada. Essa previsão média corresponde ao ensemble das previsões.

Figura 41 - Comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem do reservatório de Três Marias



Fonte: A Autora (2020).

Analisando a Figura 41, observa-se que o Modelo CFS tem uma boa previsão de chuva, em relação a sua variabilidade sazonal, para a área em estudo. Na Tabela 9 são demonstrados exemplos dos resultados para o período úmido. Contudo, observa-se que o modelo tende a superestimar as previsões nos períodos de pouca ou nenhuma chuva, conforme exemplos apresentados na Tabela 10.

Função dessa superestimativa, que ocorre principalmente nos meses de pouca ou nenhuma chuva, foi necessário fazer correção na previsão de precipitação do modelo CFS. Inicialmente, foi feito uma correção de clima pelo modelo linear e pelo modelo proposto por Wood *et al.* (2004), denominado aqui PDF, que consiste em estabelecer paridade entre a frequência dos dados previstos e verificados. Posteriormente, foi feita uma correção mensal também pelo modelo proposto por Wood *et al.* (2004). No Item 4.4 serão mostrados os resultados com o PDF.

Tabela 9 - Exemplos de comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem do reservatório de Três Marias, período úmido

Mês	Verificado	m-1		m-2		m-3	
		Previsto	Erro (mm)	Previsto	Erro (mm)	Previsto	Erro (mm)
jan/16	256,2	268,2	+12,0	280,3	+24,1	321,4	+65,2
jan/12	309,3	257,6	-51,7	242,3	-67,0	306,5	-2,8
nov/16	187,6	126,8	-60,8	154,6	-33,0	242,4	+54,8
dez/16	180,9	198,7	+17,8	297,7	+116,8	190,7	+9,8

Fonte: A Autora (2020).

Tabela 10 - Exemplos de comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem do reservatório de Três Marias, período seco

Mês	Verificado	m-1		m-2		m-3	
		Previsto	Erro (mm)	Previsto	Erro (mm)	Previsto	Erro (mm)
ago/11	7,2	90,2	+83,0	3,6	+3,6	42,3	+35,1
set/11	2,6	71,0	+68,4	51,7	+49,1	47,1	+44,5
jul/15	0,8	16,7	+15,9	13,5	+12,7	172,1	+171,3
ago/15	0,8	20,7	+19,9	7,9	+7,1	45,9	+45,1

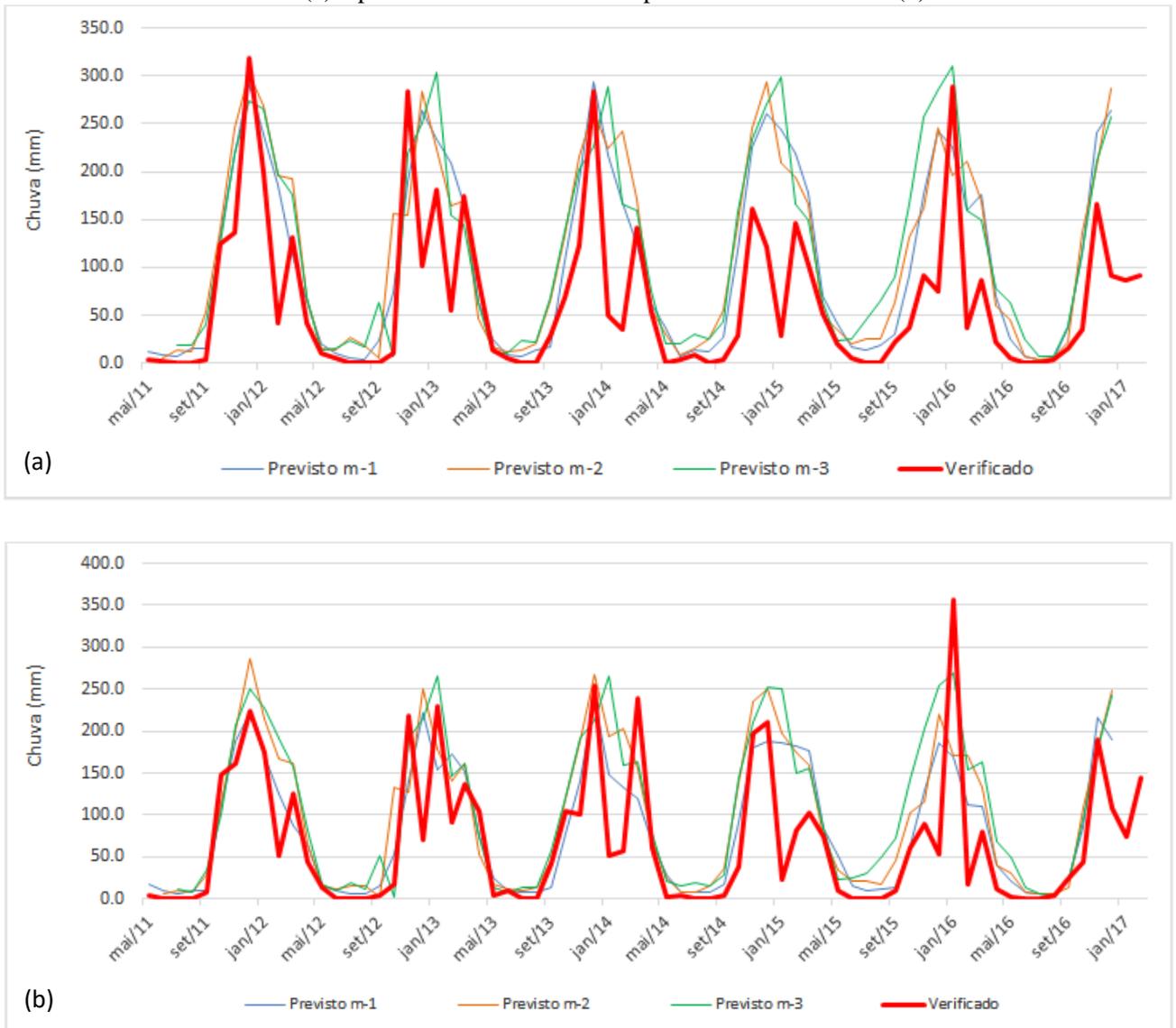
Fonte: A Autora (2020).

4.2.2 Análise para a área compreendida entre o reservatório de Três Marias e o posto fluviométrico de São Francisco

Semelhante à análise feita para a área de Três Marias, foi feita para a Incremental compreendida entre o reservatório de Três Marias e o posto de São Romão (Inc 1) e entre este último e o posto de São Francisco (Inc 2).

As Figuras 42 a e b mostram uma comparação da chuva média prevista pelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada, para as incrementais 1 e 2, respectivamente. Analisando essas figuras, observa-se que o Modelo CFS tem uma boa previsão de chuva, em relação a sua variabilidade sazonal, para a área em estudo. As Tabelas 11 a e b mostram exemplos dos resultados para as incrementais 1 e 2, respectivamente, para o período úmido. Contudo, observa-se que o modelo tende a superestimar as previsões nos períodos de pouca ou nenhuma chuva, conforme exemplos apresentados nas Tabelas 12 a e b. Nessas Figuras e Tabelas também é importante observar que as previsões com 1, 2 e 3 meses têm um comportamento semelhante.

Figura 42 - Comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem incremental ao posto fluviométrico de São Romão (a) e para a área incremental ao posto de São Francisco (b)



Fonte: A Autora (2020).

Tabela 11 - Exemplos de comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem do posto fluviométrico de São Romão (a) e para a área de drenagem de São Francisco (b), período úmido

(a) Mês	Verificado	m-1		m-2		m-3	
		Previsto	Erro (mm)	Previsto	Erro (mm)	Previsto	Erro (mm)
jan/16	288,6	225,0	-63,6	196,6	-92,0	310,4	+21,8
jan/12	198,6	238,8	+40,2	269,3	+70,7	265,2	+66,6
nov/16	166,9	241,2	+74,3	206,2	+39,3	211	+44,1
dez/16	91,8	263,3	+171,5	287,3	+195,5	257,6	+165,8

(b) Mês	Verificado	m-1		m-2		m-3	
		Previsto	Erro (mm)	Previsto	Erro (mm)	Previsto	Erro (mm)
jan/16	356,7	169,4	-187,3	171,3	-185,4	269,4	-87,3
jan/12	175,2	171,6	-3,6	213,9	+38,7	228,1	+52,9
nov/16	189,5	215,7	+26,2	179,8	-9,7	178,2	-11,3
dez/16	108,9	190,4	+81,5	248,5	+139,6	242,1	+133,2

Fonte: A Autora (2020).

Tabela 12 - Exemplos de comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem do posto fluviométrico de São Romão e para a área de drenagem de São Francisco (b), período seco

(a) Mês	Verificado	m-1		m-2		m-3	
		Previsto	Erro (mm)	Previsto	Erro (mm)	Previsto	Erro (mm)
ago/11	0,0	15,8	+15,8	11,4	+11,4	18,8	+18,8
set/11	3,0	14,4	+11,4	52,7	+49,7	40,6	+37,6
jul/15	0,1	14	+13,9	24,3	+24,2	44,9	+44,8
ago/15	0,3	18,3	+18,0	24,3	+24,0	64,9	+64,6

(b) Mês	Verificado	m-1		m-2		m-3	
		Previsto	Erro (mm)	Previsto	Erro (mm)	Previsto	Erro (mm)
ago/11	0,0	9,2	+9,2	8,6	+8,6	8,8	+8,8
set/11	7,1	9,2	+2,1	29,4	+22,3	34,3	+27,2
jul/15	0,3	8,8	+8,5	21,7	+21,4	31,2	+30,9
ago/15	0	11,3	+11,3	17,9	+17,9	50,5	+50,5

Fonte: A Autora (2020).

4.2.3 Área compreendida entre o posto fluviométrico de São Francisco e o reservatório de Sobradinho

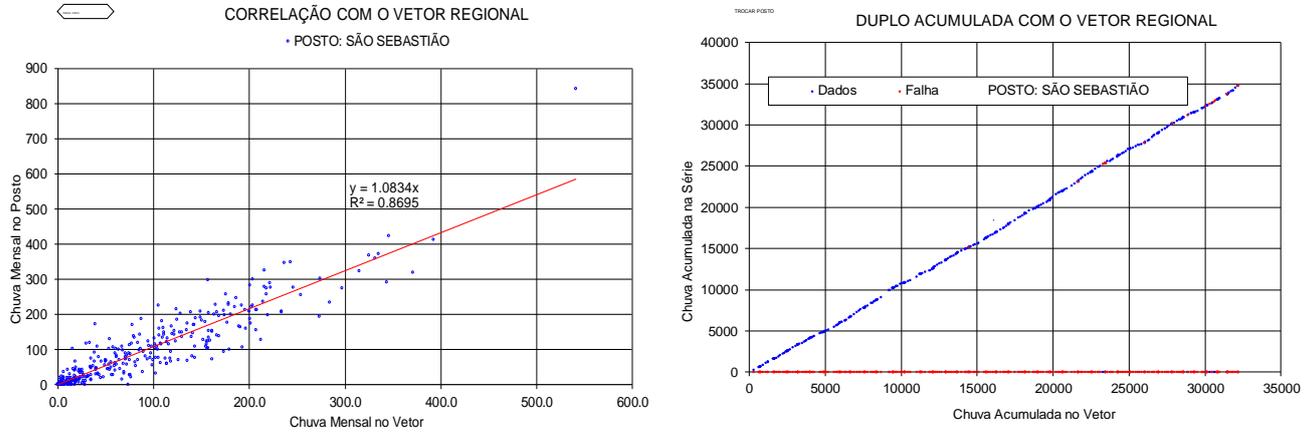
Para análise da chuva média verificada na área compreendida entre o posto fluviométrico de São Francisco e o reservatório de Sobradinho foi feita uma análise do vetor regional com gráfico dupla massa. Essas análises mostraram que os dados dos postos apresentaram bons resultados, conforme Figura 43, exemplo do posto São Sebastião.

Alguns postos apresentaram um período grande de falhas que, conforme citado anteriormente, foram preenchidas pelo método do vetor regional. A Figura 44 apresenta um exemplo dessa aplicação, para o posto de Bom Jardim. O gráfico dupla-massa mostra que os dados gerados pelo vetor regional estão bem coerentes com os dados verificados.

Contudo, na análise do vetor regional com gráfico dupla-massa, dois postos apresentaram baixa qualidade, são eles Arrojolândia (abr/1995 a dez/2000), Serra Dourada (fev/1995 a out/1996) e Baixa Grande (jan/1980 a set/1989). A título de exemplo, a Figura 45 apresenta os dados brutos do posto de Arrojolândia, bem como o resultado após a correção, onde foram desconsiderados o período de dados verificados incorretos e esses dados foram

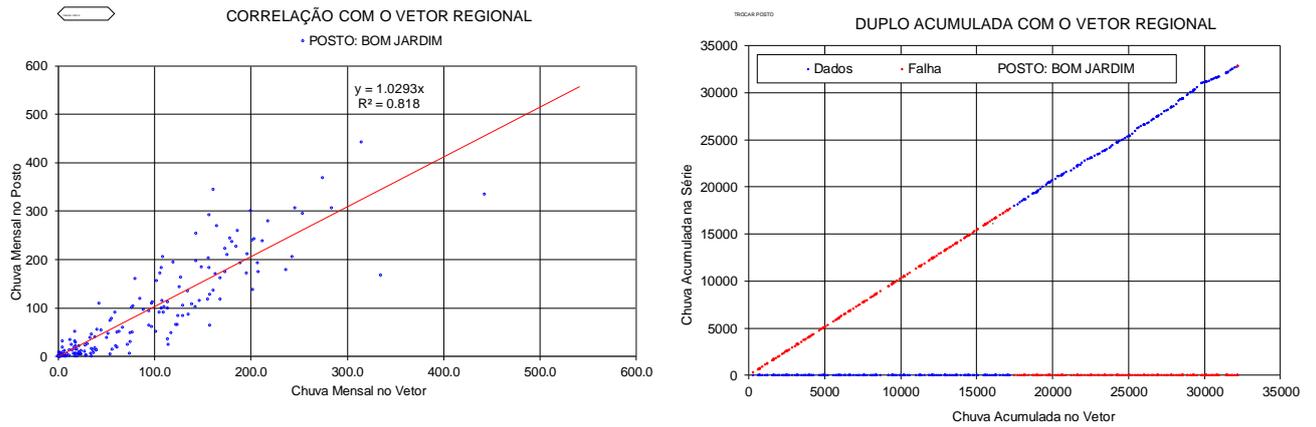
substituídos pelos dados gerados pelo vetor regional.

Figura 43 - Aplicação do vetor regional, posto São Sebastião



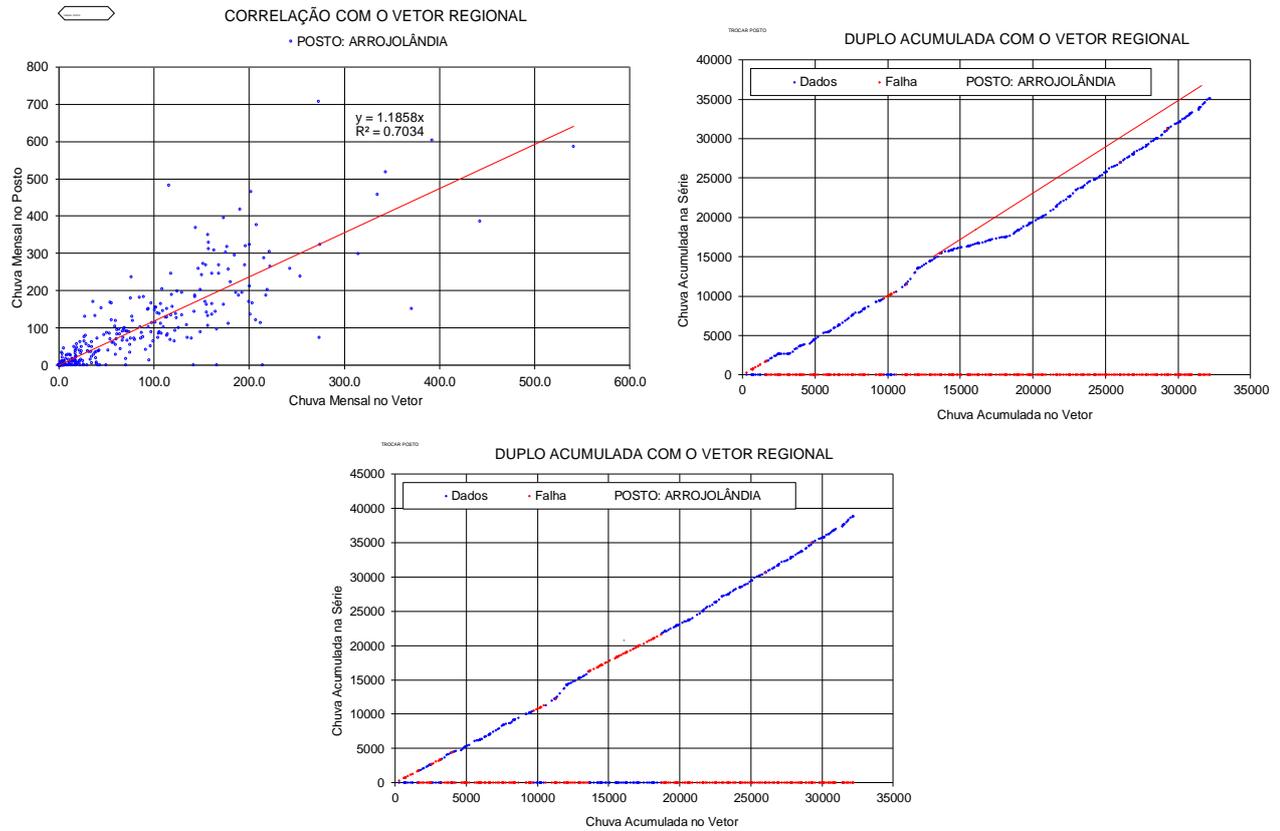
Fonte: A Autora (2020).

Figura 44 - Exemplo de preenchimento de falhas pelo método do vetor regional, posto Bom Jardim



Fonte: A Autora (2020).

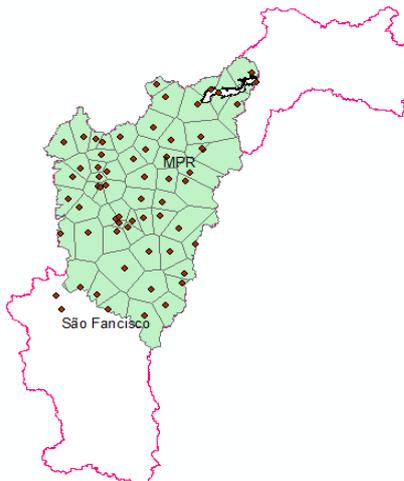
Figura 45 - Exemplo de dados de baixa qualidade, posto Arrojolândia.



Fonte: A Autora (2020).

Após ser feito o preenchimento de falhas e a análise de consistência, determinou-se o polígono de Thiessen para calcular a chuva média nessa área. A Figura 46 mostra o polígono de Thiessen obtido.

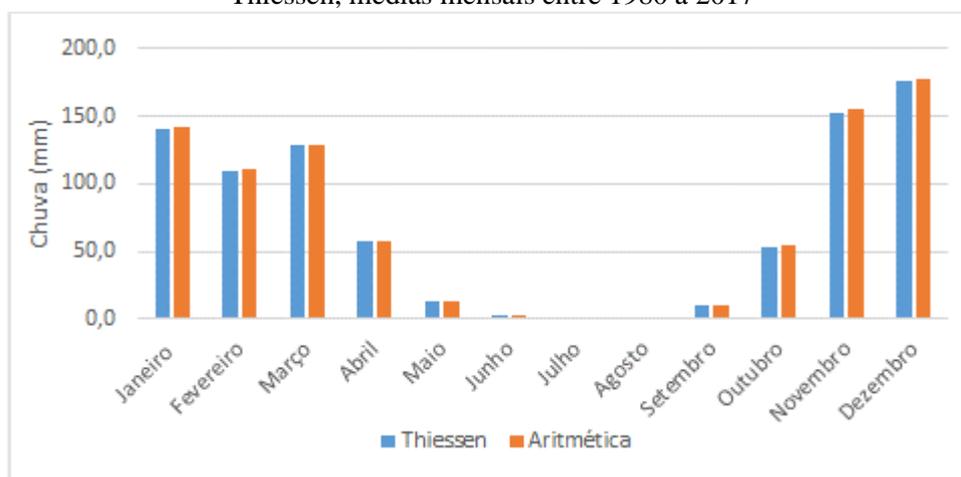
Figura 46 - Polígono de Thiessen obtido para o trecho compreendido entre o posto fluviométrico de São Francisco e o reservatório de Sobradinho



Fonte: A Autora (2020).

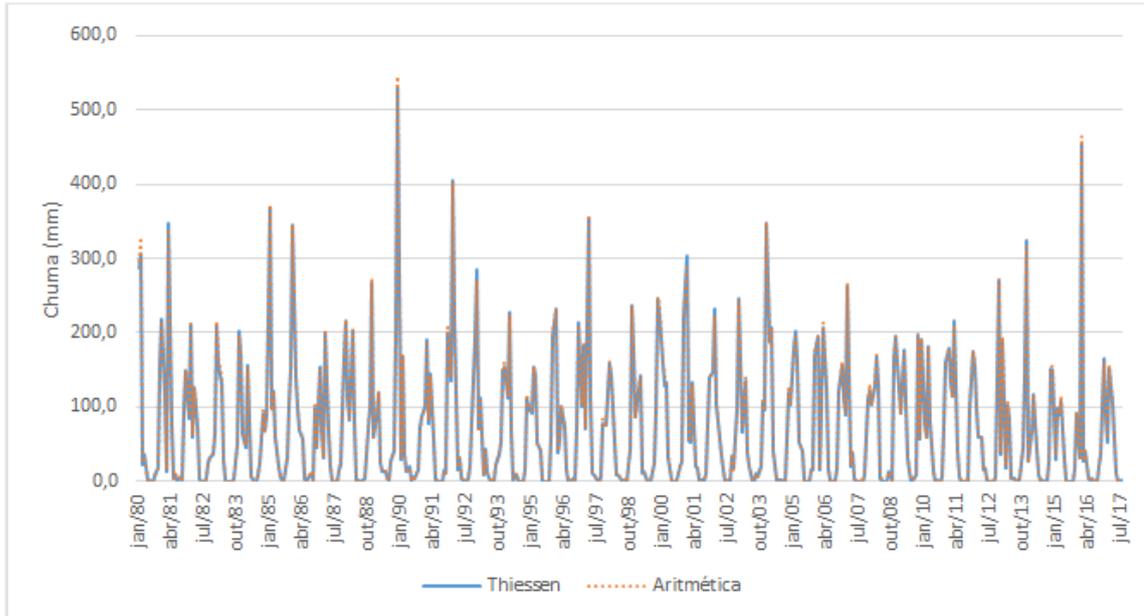
Em paralelo, a título de comparação, foi calculada a chuva média da região apenas com a média aritmética dos dados dos postos pluviométricos. Os resultados da chuva média calculada pela média aritmética e pelo coeficiente de proporção gerado no polígono de Thiessen foram praticamente iguais, como mostrado nas Figuras 47 e 48.

Figura 47 - Comparação entre a chuva média mensal gerada pela média aritmética e pelo polígono de Thiessen, médias mensais entre 1980 a 2017



Fonte: A Autora (2020).

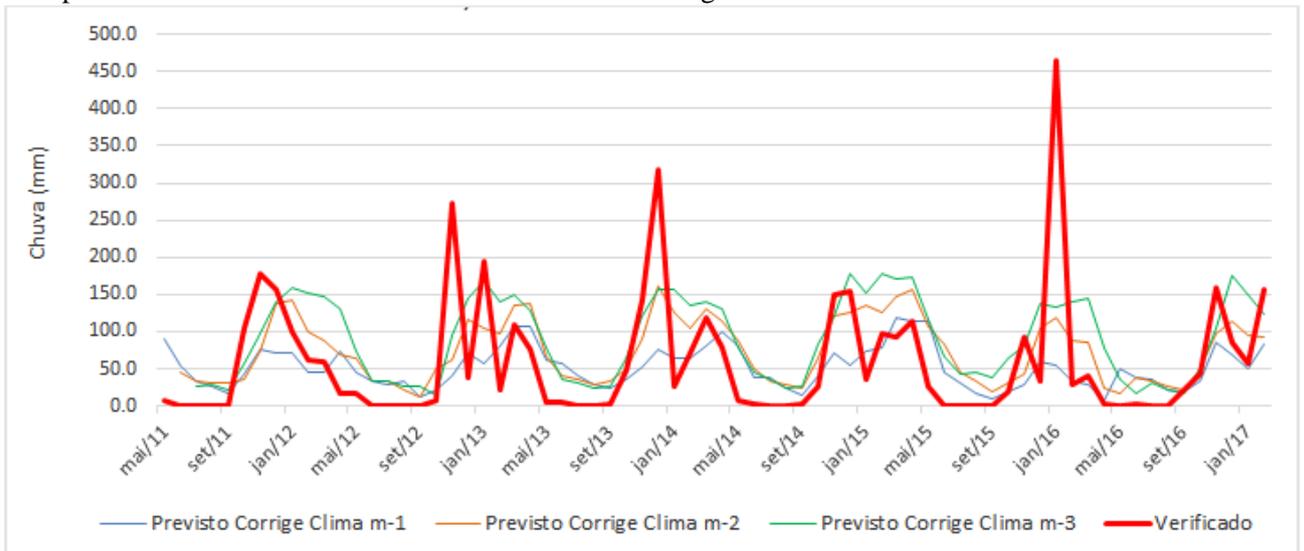
Figura 48 - Comparação entre a chuva mensal gerada pela média aritmética e pelo polígono de Thiessen.



Fonte: A Autora (2020).

A Figura 49 mostra uma comparação da chuva média prevista pelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada.

Figura 49 - Comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem do trecho São Francisco – Sobradinho



Fonte: A Autora (2020).

Analisando a Figura 49, observa-se que o Modelo CFS tem um bom desempenho na previsão de chuva, em relação a sua variabilidade sazonal, para a área em estudo. Nas Tabelas 13 e 14 são mostrados exemplos dos resultados. Contudo, observa-se que o modelo tende a

superestimar as previsões nos períodos de pouca ou nenhuma chuva, conforme exemplos apresentados na Tabela 14.

Tabela 13 - Exemplos de comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem do trecho São Francisco – Sobradinho, período úmido

Mês	Verificado	m-1		m-2		m-3	
		Previsto	Erro (mm)	Previsto	Erro (mm)	Previsto	Erro (mm)
mar/13	108,6	107,7	-0,9	135,8	+27,2	149,1	+40,5
out/13	48,1	35	-13,1	50,8	+2,7	64,4	+16,3
abr/15	113,8	114,4	+0,6	157	+43,2	173,6	+59,8
out/16	41,9	34,1	-7,8	51	+9,1	50	+8,1

Fonte: A Autora (2020).

Tabela 14 - Exemplos de comparação da chuva prevista pelo modelo CFS com 1, 2 e 3 meses de antecedência, comparada com a chuva média verificada na área de drenagem do trecho São Francisco – Sobradinho, período seco

Mês	Verificado	m-1		m-2		m-3	
		Previsto	Erro (mm)	Previsto	Erro (mm)	Previsto	Erro (mm)
ago/11	0,7	26,7	+26,0	31,3	+30,6	28,4	+27,7
set/11	0,4	17,9	+17,5	31,8	+31,4	22	+21,6
jul/15	1,0	30,7	+29,7	45,9	+44,9	44,1	+43,1
ago/15	0,7	15,8	+15,1	33,6	+32,9	44,6	+43,9

Fonte: A Autora (2020).

4.3 CORREÇÃO DO CLIMA DO MODELO CFS

Como mostrado por Fernández (2015), para melhorar as previsões climáticas é necessário fazer uma correção de clima nos resultados de previsão de chuva dos modelos. Essa correção é feita tomando como base uma comparação entre a chuva média prevista e verificada em um período determinado. Nesse trabalho o período para correção de clima foi de 1982 a 2010, período disponível dos dados de previsão de precipitação.

Entre os métodos de correção de clima cita-se a correção linear e baseado na curva PDF. A metodologia PDF foi apresentada no Item 3.2.1.2 e consiste na determinação da frequência de cada uma das variáveis e a correção através da igualdade entre as frequências das curvas verificadas e previstas, com posterior cálculo do coeficiente de correlação entre as duas variáveis obtidas. Já a correção linear consiste na determinação de um coeficiente de relação direto entre o clima e a chuva média observada na Bacia

A correção foi feita separadamente para os vários trechos do Rio São Francisco: montante de Três Marias, Incremental Três Marias - Posto Fluviométrico de São Romão, Incremental

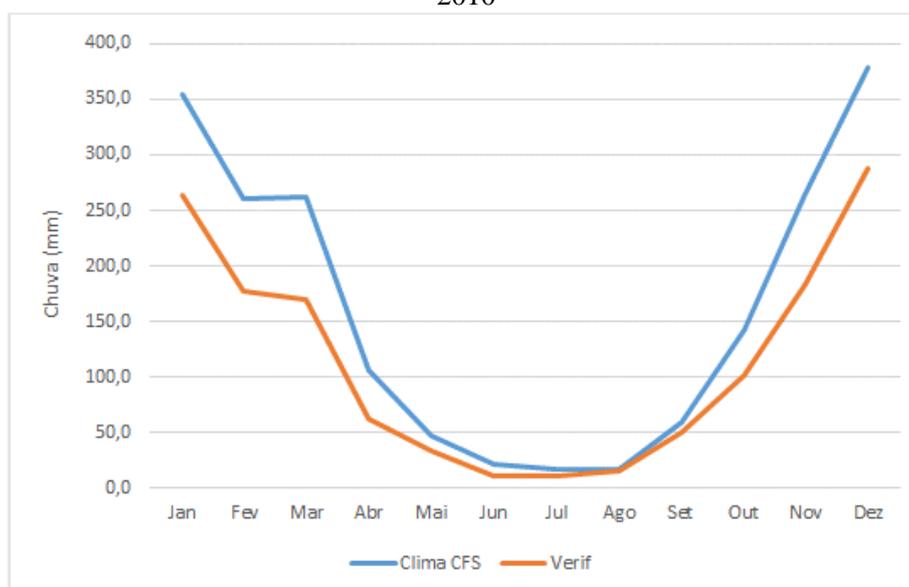
Posto Fluviométrico de São Romão - Posto Fluviométrico de São Francisco, Incremental Posto Fluviométrico de São Francisco - Reservatório de Sobradinho.

A seguir serão apresentados os resultados obtidos para cada uma das sub-bacias analisadas.

4.3.1 Montante de Três Marias

A Figura 50 mostra a comparação entre o clima obtido para o CFS e a chuva média verificada na área de drenagem de Três Marias. Nela podemos observar que o modelo CFS tende a superestimar a previsão de chuva para a área de Três Marias, com maior ou menor intensidade, em todos os meses do ano, mantendo a sazonalidade, o que é importante.

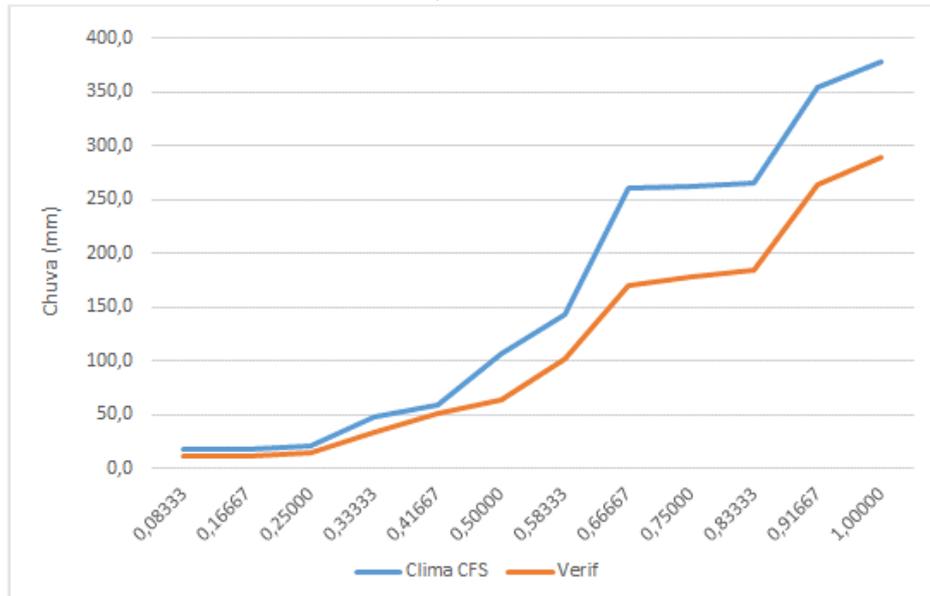
Figura 50 - Clima CFS x Chuva média, média mensal, na área de drenagem de Três Marias, 1982 a 2010



Fonte: A Autora (2020).

A Figura 51 mostra a aplicação da metodologia PDF para a área de drenagem de Três Marias. A Tabela 15 e a Figura 52 mostram os coeficientes obtidos, onde pode-se observar que, de uma forma geral, os valores obtidos são próximos, inclusive a média do período janeiro a dezembro é 0,70 para os dois casos, não se observando tendência de estar por cima de um ou de outro coeficiente. Contudo, nos meses de maio, julho, agosto e setembro esses coeficientes passam a ter valores com maiores diferenças.

Figura 51 - Análise da PDF, comparação clima CFS x chuva média na área de drenagem de Três Marias, 1982 a 2010



Fonte: A Autora (2020).

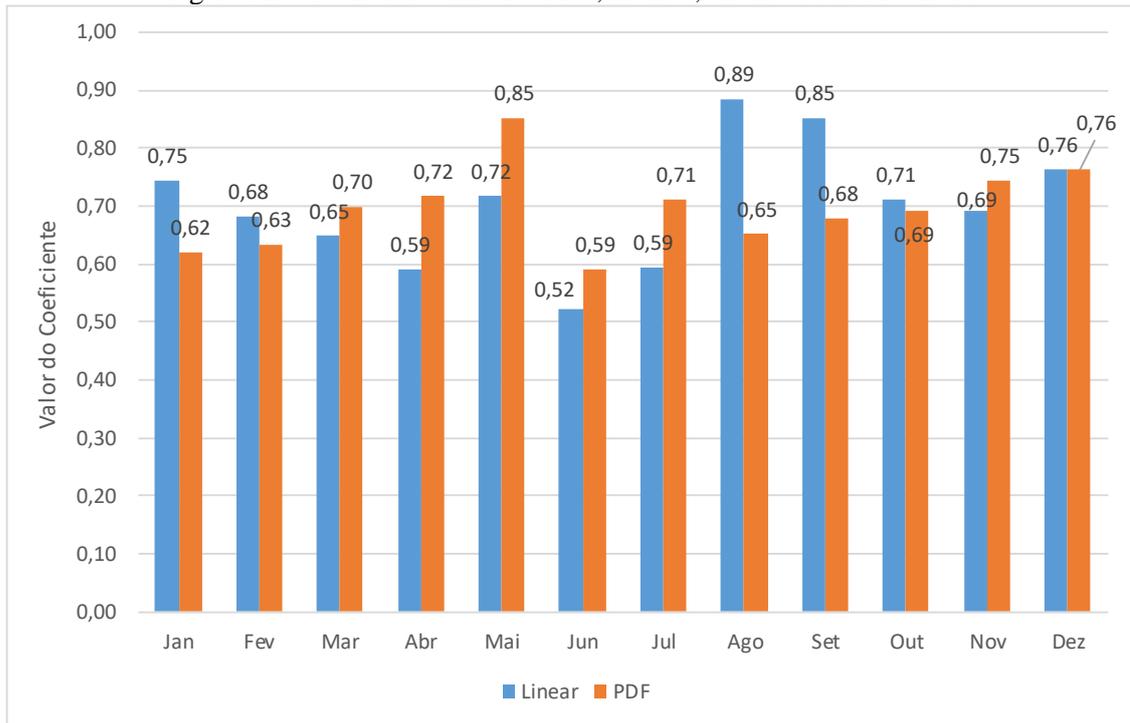
Tabela 15 - Relação entre o clima e a chuva média na área de Três Marias, Coeficiente Linear e PDF

Três Marias	Clima CFS	Verif	Clinear	Cpdf
Jan	354,0	263,8	0,75	0,62
Fev	260,1	177,6	0,68	0,63
Mar	261,6	169,6	0,65	0,70
Abr	106,4	63,0	0,59	0,72
Mai	47,2	33,9	0,72	0,85
Jun	21,3	11,2	0,52	0,59
Jul	17,6	10,5	0,59	0,71
Ago	16,9	14,9	0,89	0,65
Set	59,3	50,5	0,85	0,68
Out	142,9	101,7	0,71	0,69
Nov	265,7	183,5	0,69	0,75
Dez	377,9	288,2	0,76	0,76
Média	160,9	114,0	0,70	0,70

* Verif – verificado; Clinear – coeficiente linear; Cpdf – coeficiente do PDF.

Fonte: A Autora (2020).

Figura 52 - Coeficiente linear e PDF, mensal, análise de 1982 a 2010

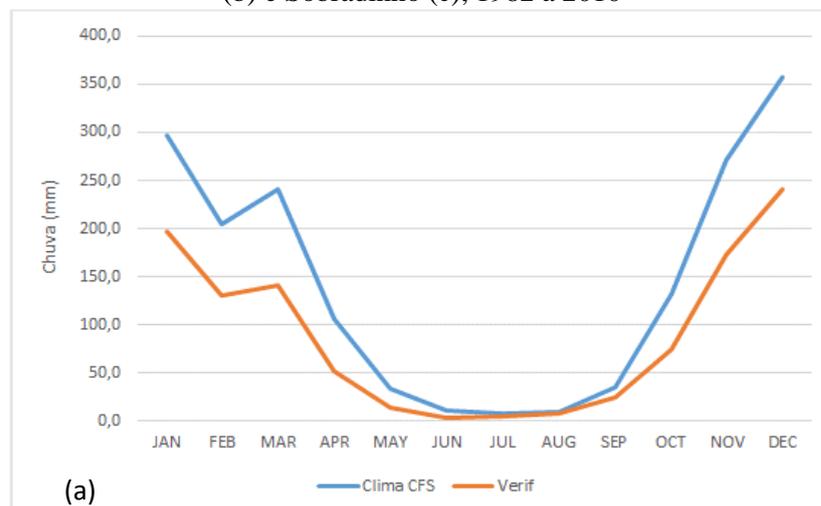


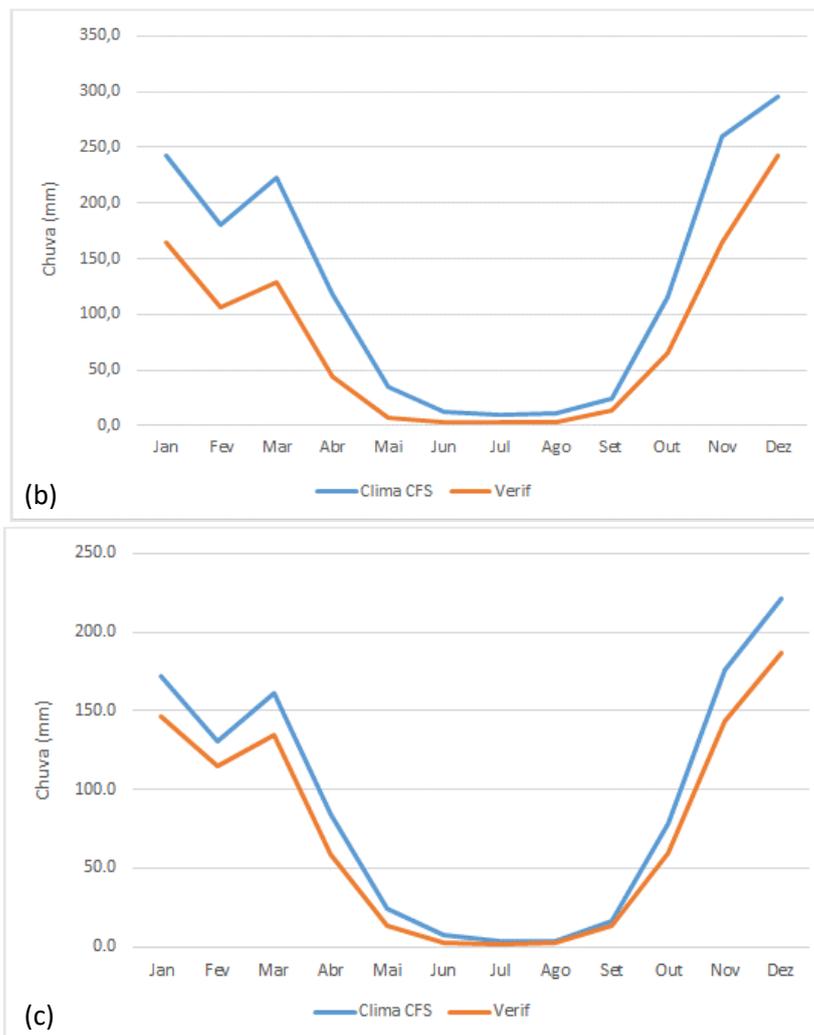
Fonte: A Autora (2020).

4.3.2 Incremental Três Marias / São Romão, São Romão / São Francisco e São Francisco / Sobradinho

As Figuras 53 a, b e c mostram a comparação entre o clima obtido para o CFS e a chuva média verificada na área de drenagem da incremental Três Marias / São Romão (a), São Romão / São Francisco (b) e São Francisco / Sobradinho (c). Nelas também podemos observar que o modelo CFS tende a superestimar a previsão para a área em análise, com maior ou menor intensidade, em todos os meses do ano, mantendo a sazonalidade, o que é importante.

Figura 53 - Clima CFS x chuva média, mensal, na área de drenagem de São Romão (a), São Francisco (b) e Sobradinho (c), 1982 a 2010

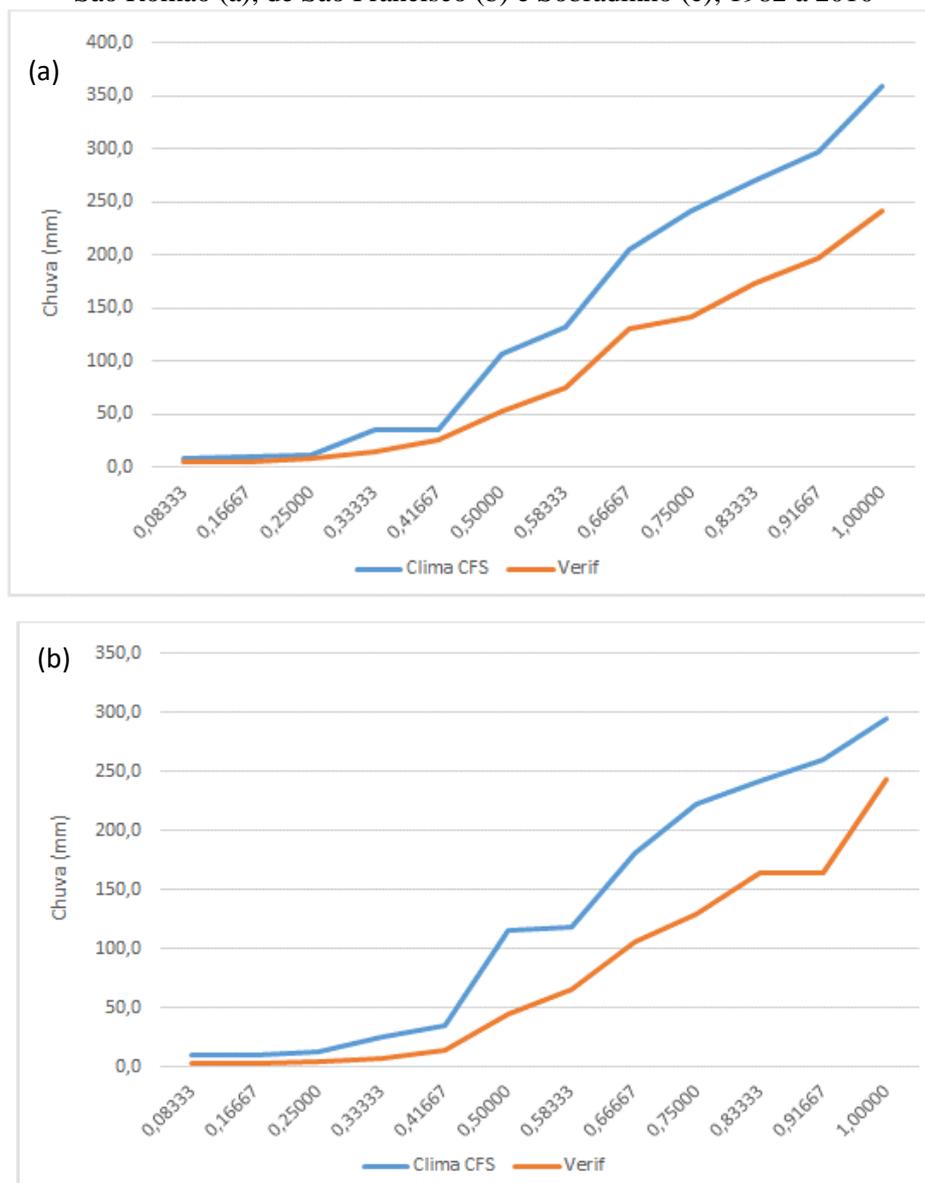


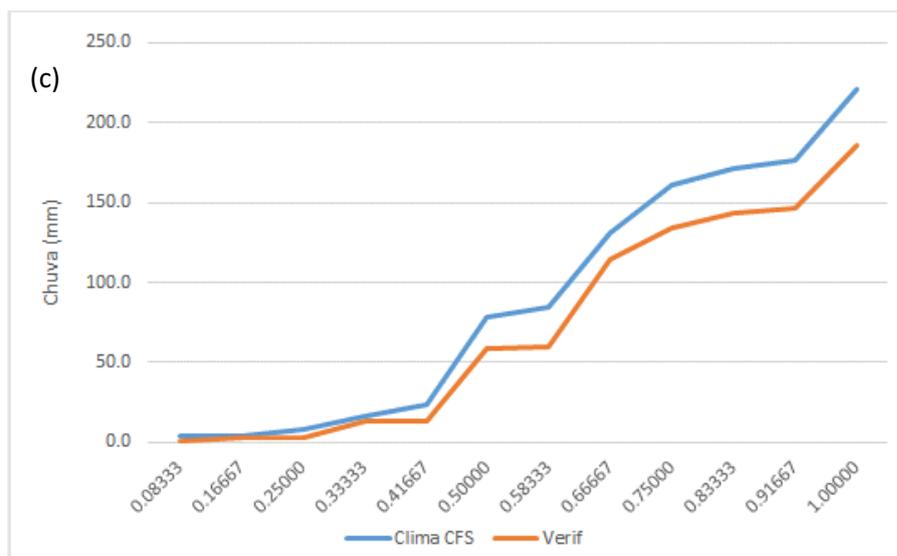


Fonte: A Autora (2020).

As Figuras 54 a, b e c mostram a aplicação da metodologia PDF para a área de drenagem de São Romão (a), São Francisco (b) e Sobradinho (c). A Tabela 16 a, b e c e a Figura 55 a, b e c mostram os coeficientes obtidos, onde pode-se observar que, de uma forma geral, os valores obtidos são próximos, inclusive a média do período janeiro a dezembro é em torno de 0,60 para os dois casos, não se observando tendência de estar por cima de um ou de outro coeficiente. Contudo, nos meses de janeiro, março, maio, junho, agosto e setembro esses coeficientes passam a ter valores com maiores diferenças.

Figura 54 - Análise da PDF, comparação clima CFS x chuva média, mensal, na área de drenagem de São Romão (a), de São Francisco (b) e Sobradinho (c), 1982 a 2010





Fonte: A Autora (2020).

Tabela 16 - Relação entre o clima e a chuva média na área de drenagem dos postos São Romão, São Francisco e Sobradinho, coeficiente linear e Pdf

(a) SRM	Clima CFS	Verif	Clinear	Cpdf
Jan	296,5	196,5	0,66	0,48
Fev	205,1	130,0	0,63	0,59
Mar	241,4	141,4	0,59	0,73
Abr	106,2	52,3	0,49	0,43
Mai	34,3	14,8	0,43	0,71
Jun	11,2	4,1	0,37	0,49
Jul	8,7	5,4	0,62	0,57
Ago	9,1	8,2	0,90	0,63
Set	35,6	25,4	0,71	0,59
Out	131,9	75,2	0,57	0,64
Nov	270,5	173,3	0,64	0,66
Dez	358,1	240,6	0,67	0,67
Média	142,4	88,9	0,61	0,60

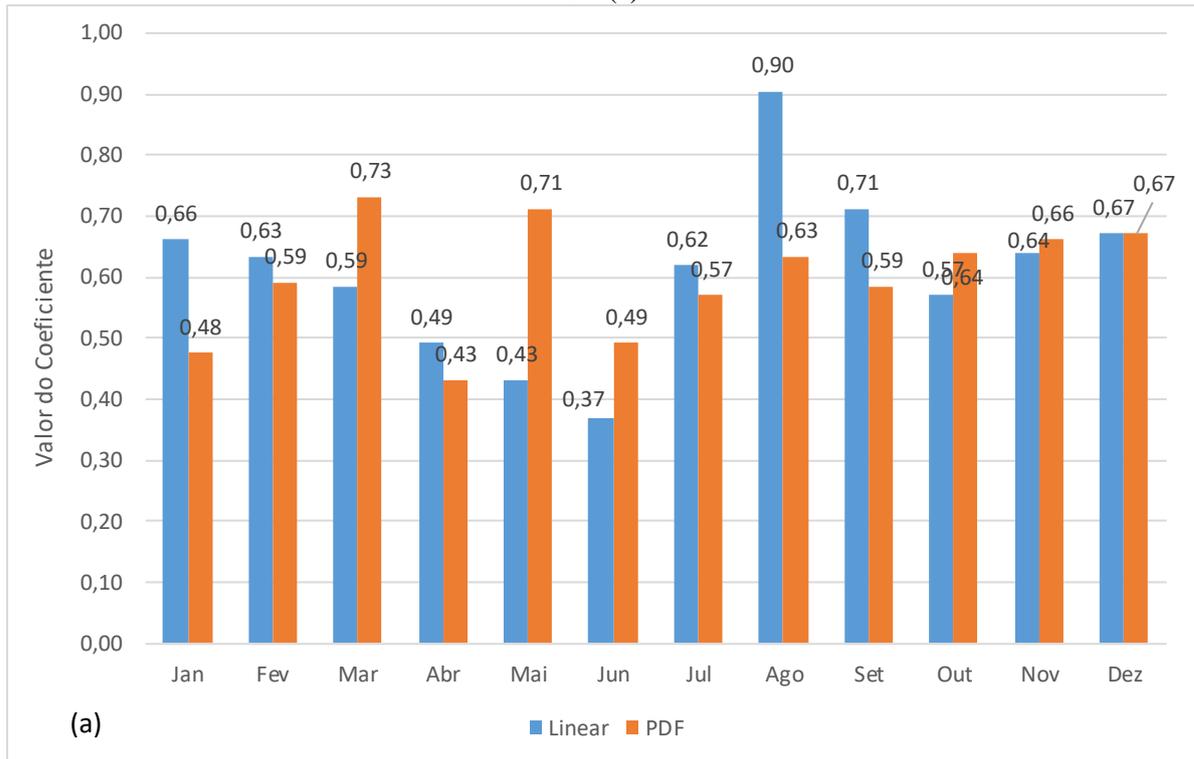
(b) SFR	Clima CFS	Verif	Clinear	Cpdf
Jan	242,3	164,1	0,68	0,28
Fev	180,7	106,2	0,59	0,33
Mar	222,4	129,4	0,58	0,30
Abr	118,4	044,3	0,37	0,30
Mai	035,2	007,6	0,21	0,40
Jun	012,1	002,7	0,22	0,38
Jul	009,8	003,5	0,35	0,55
Ago	010,4	003,6	0,34	0,59
Set	024,8	014,1	0,57	0,58
Out	115,6	065,7	0,57	0,68
Nov	259,7	163,9	0,63	0,63
Dez	295,0	242,7	0,82	0,82
Média	127,2	79,0	0,50	0,49

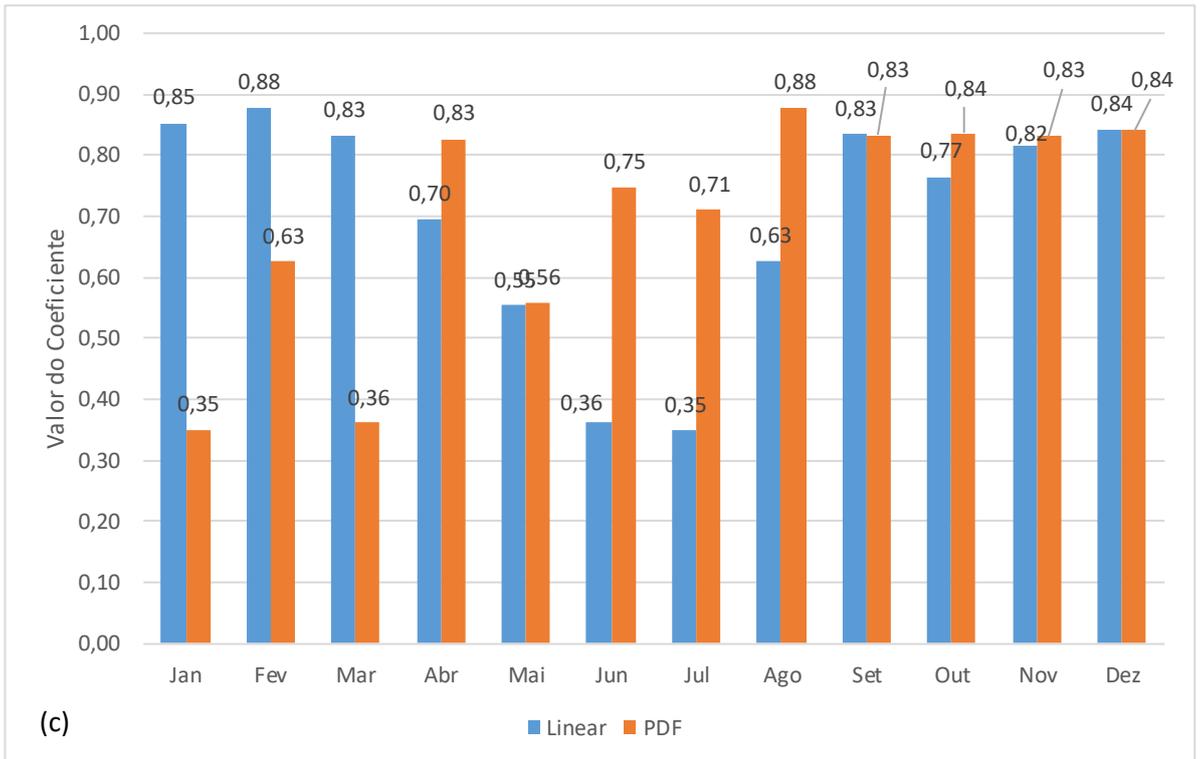
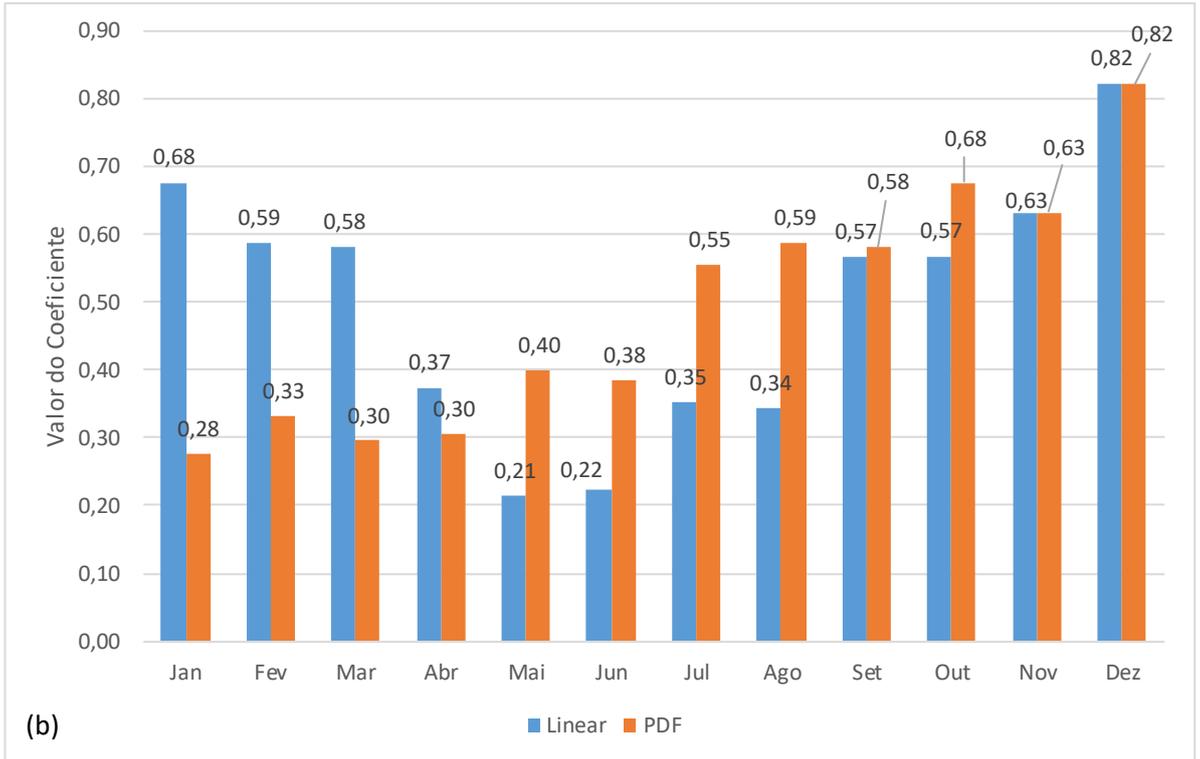
(c) Sobradinho	Clima CFS	Verif	Clinear	Cpdf
Jan	171,8	146,6	0,85	0,35
Fev	131,1	115,1	0,88	0,63
Mar	161,6	134,6	0,83	0,36
Abr	84,5	58,7	0,70	0,83
Mai	23,9	13,2	0,55	0,56
Jun	7,7	2,8	0,36	0,75
Jul	4,0	1,4	0,35	0,71
Ago	4,0	2,5	0,63	0,88
Set	16,0	13,4	0,83	0,83
Out	78,5	60,1	0,77	0,84
Nov	176,2	143,6	0,82	0,83
Dez	221,3	186,3	0,84	0,84
Média	90,0	73,2	0,70	0,70

* Verif – verificado; Clinear – coeficiente linear; Cpdf – coeficiente do PDF.

Fonte: A Autora (2020).

Figura 55 - Coeficiente linear e PDF, mensal, análise de 1982 a 2010, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3 (c)





Fonte: A Autora (2020).

4.4 CORREÇÃO DA CHUVA MENSAL DO MODELO CFS

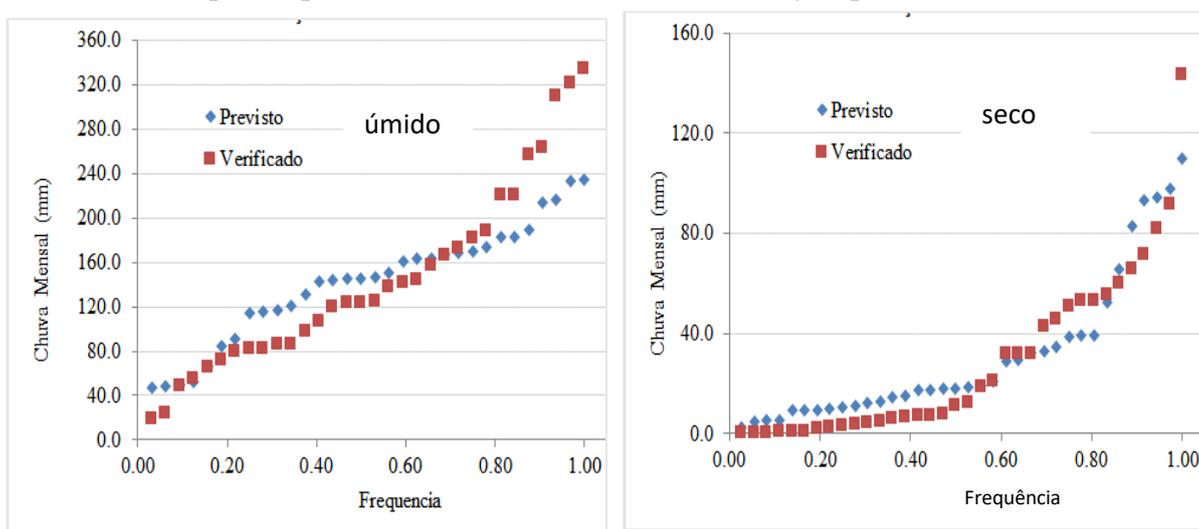
A correção mensal da chuva prevista pelo modelo CFS foi feita através da metodologia proposta por Wood *et al.* (2004). Os meses do ano foram agrupados em dois conjuntos de dados: úmido (com dados dos meses de novembro a abril) e seco (maio a outubro). Esse agrupamento foi feito porque dispunha-se de poucos anos com informações do CFS e a separação mês a mês conduz a resultados inferiores que os agrupados em período úmido e seco. A seguir são mostrados os resultados dessa análise, com os dados providos da correção de clima pela metodologia PDF e coeficiente linear.

4.4.1 Área de drenagem de Três Marias

a) Clima corrigido por PDF

Conforme estabelecido na metodologia, foram elaboradas as curvas de frequência e efetuada a correção da precipitação, através da substituição desses valores pelo valor verificado, ambos na mesma frequência. A Figura 56 mostra a curva de frequência obtida, onde observa-se que o ajuste para o período úmido foi bem melhor que o do período seco. Isso acontece porque no período seco a previsão foi subestimada em alguns momentos, o que não aconteceu no período úmido

Figura 56 - Curva de frequência da chuva verificada e prevista pelo modelo CFS com 1 mês de antecedência, para os períodos úmido (a) e seco (b), clima corrigido pelo método PDF

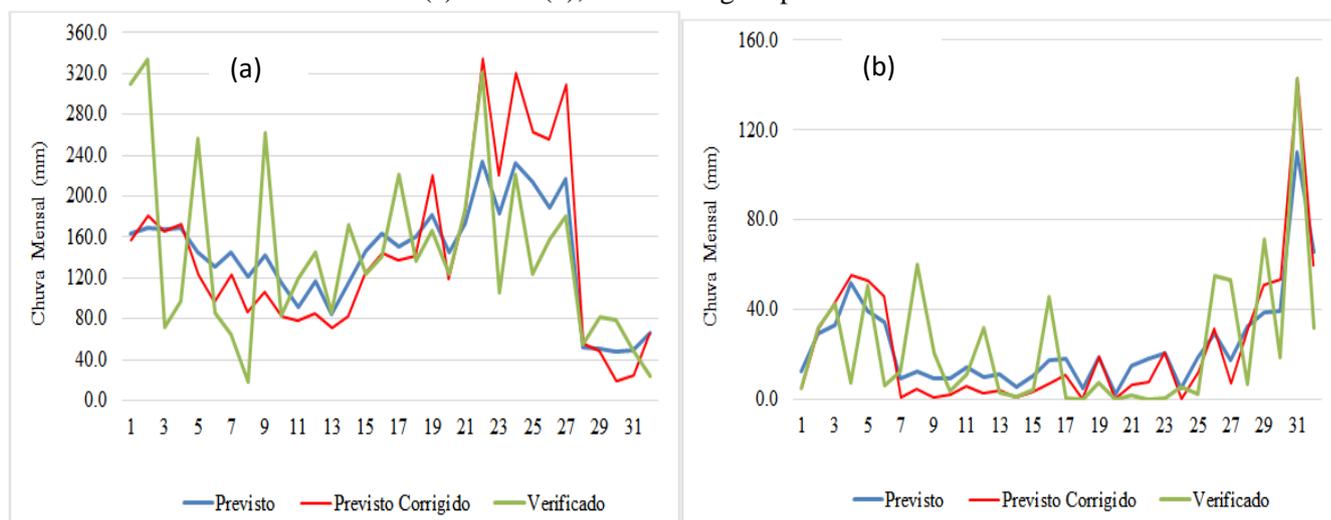


Fonte: A Autora (2020).

A Figura 57 mostra a chuva prevista e verificada, separadamente para os períodos úmido e seco, bem como a chuva corrigida pelo método PDF. Analisando a figura citada, observa-se que a metodologia proposta não corrige perfeitamente todas as previsões do CFS, melhora-se

simplesmente alguns meses de previsão, isso significa dizer que em alguns momentos a previsão bruta do modelo tem um desvio menor que a previsão corrigida com as metodologias proposta

Figura 57 - Chuva verificada e prevista pelo modelo CFS com 1 mês de antecedência, para os períodos úmido (a) e seco (b), clima corrigido pelo método PDF.



Fonte: A Autora (2020).

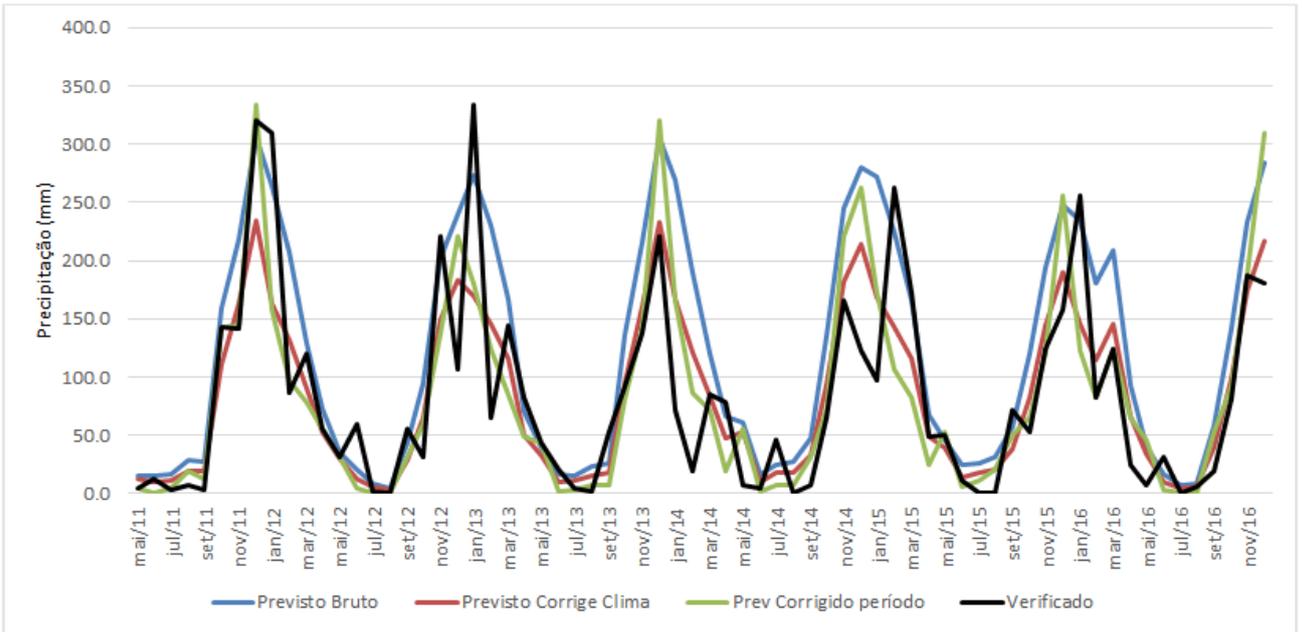
A Tabela 17 e a Figura 58 mostram uma comparação entre os resultados previstos e verificados pelo Modelo CFS. Em termos médios anuais, observa-se que os valores previstos brutos (119,0 mm – desvio de 47,2 mm) têm valores bem mais altos que os observados (82,9 mm). A primeira etapa, que correspondeu a correção de clima, já proporcionou uma melhora significativa aos resultados previstos pelo CFS (83,3 mm – desvio de 34,5 mm). A segunda etapa, que correspondeu à correção por períodos úmidos e seco, com a metodologia PDF, levou a resultados um pouco inferiores aos obtidos apenas com a correção de clima (82,9 mm – desvio de 37,5 mm).

Tabela 17 - Análise dos desvios do modelo CFS, chuva mensal, pelo método PDF

Data	Dados				Desvios Abs (mm)		
	Observado	Previsto Bruto	Previsto Corrige Clima	Prev Corrigido período	Previsto Bruto	Previsto Corrige Clima	Prev Corrigido período
Jan	213.6	262.3	162.8	159.9	100.7	118.0	121.6
Fev	103.0	206.6	131.1	99.0	118.9	76.2	58.9
Mar	129.1	158.2	110.7	88.5	31.4	27.1	40.7
Abr	57.8	74.1	53.1	42.4	26.2	21.7	31.7
Mai	24.1	39.4	33.6	38.9	18.2	17.3	14.9
Jun	23.3	18.2	10.8	2.8	14.8	15.6	20.5
Jul	9.2	16.0	11.4	4.4	13.9	11.6	8.6
Ago	2.7	20.6	13.4	9.0	17.9	10.9	8.2
Set	34.7	43.2	29.3	31.2	26.5	26.1	26.5
Out	77.7	131.2	90.6	85.5	53.5	23.9	11.0
Nov	162.8	217.9	162.4	158.4	61.5	27.7	25.0
Dez	184.9	277.5	211.6	284.1	97.3	55.7	99.1

Fonte: A Autora (2020).

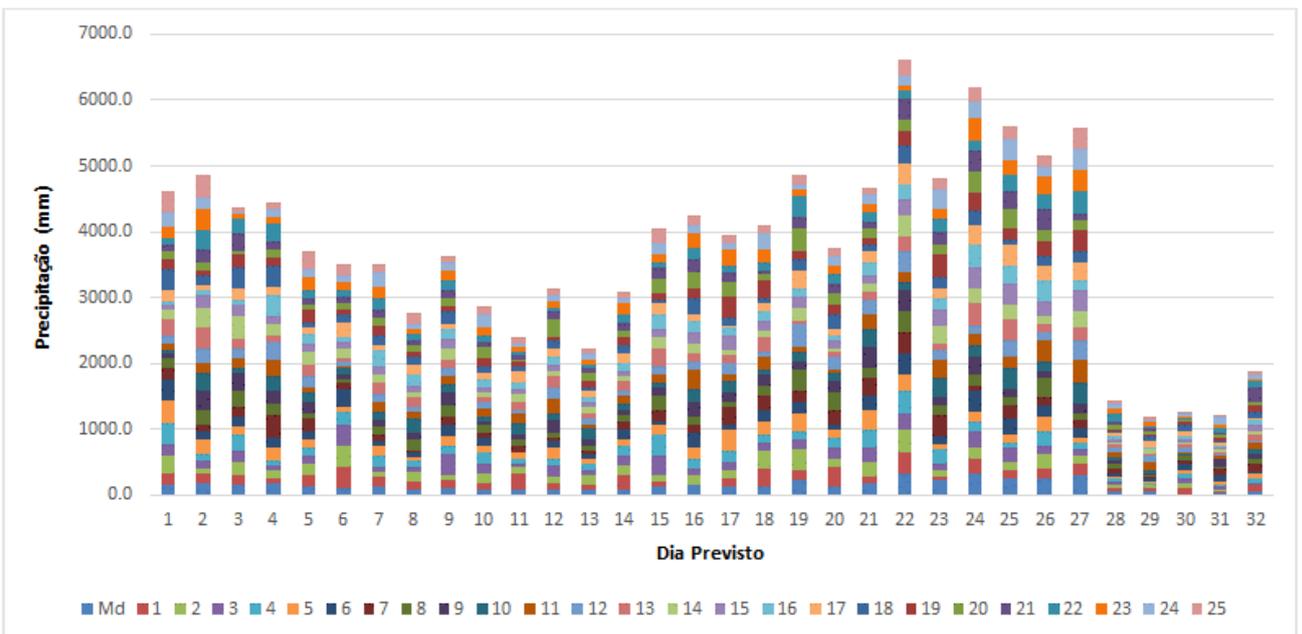
Figura 58 - Comparação da precipitação prevista, prevista corrigida pelo método PDF e observada



Fonte: A Autora (2020).

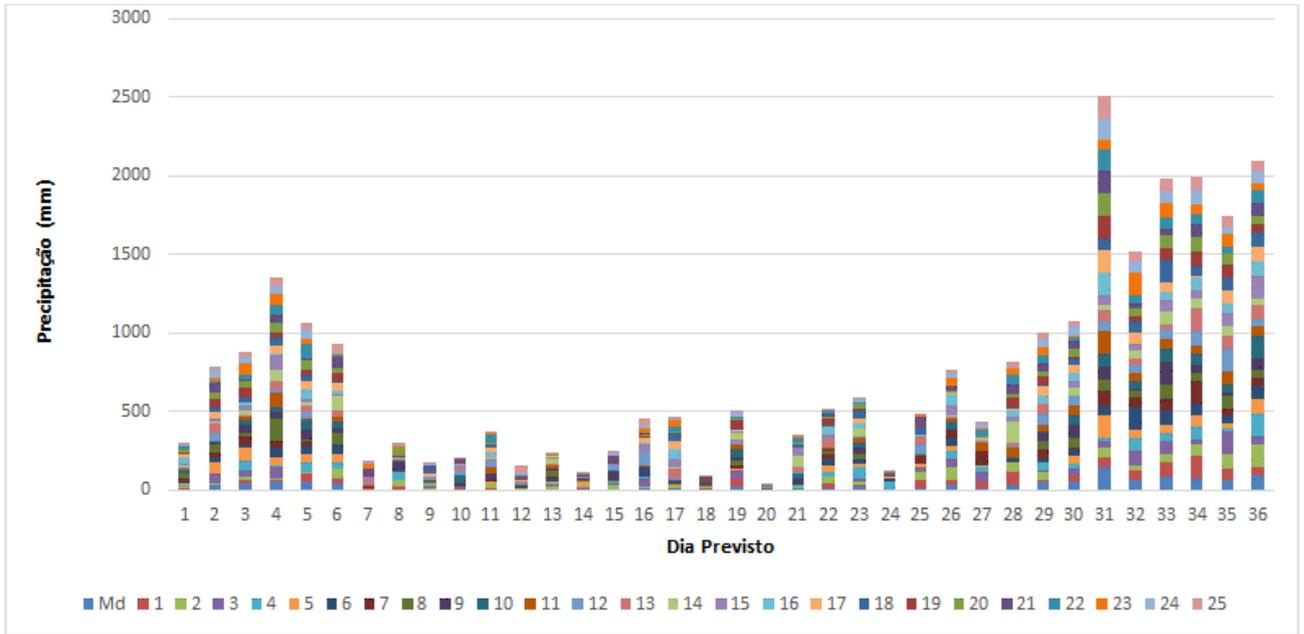
Também foi feita a correção para o período úmido e seco para todos os 25 membros do Modelo CFS. As Figuras 59 e 60 mostram os resultados obtidos. Nessas Figuras observa-se que as previsões dos membros do período úmido têm uma variabilidade grande, em alguns momentos. Já as previsões dos membros do período seco têm uma variabilidade bem menor, quando comparada com o período úmido.

Figura 59 - Chuva corrigida pelo método PDF, 25 membros do modelo CFS, período úmido



Fonte: A Autora (2020).

Figura 60 - Chuva corrigida pelo método PDF, 25 membros do modelo CFS, período seco

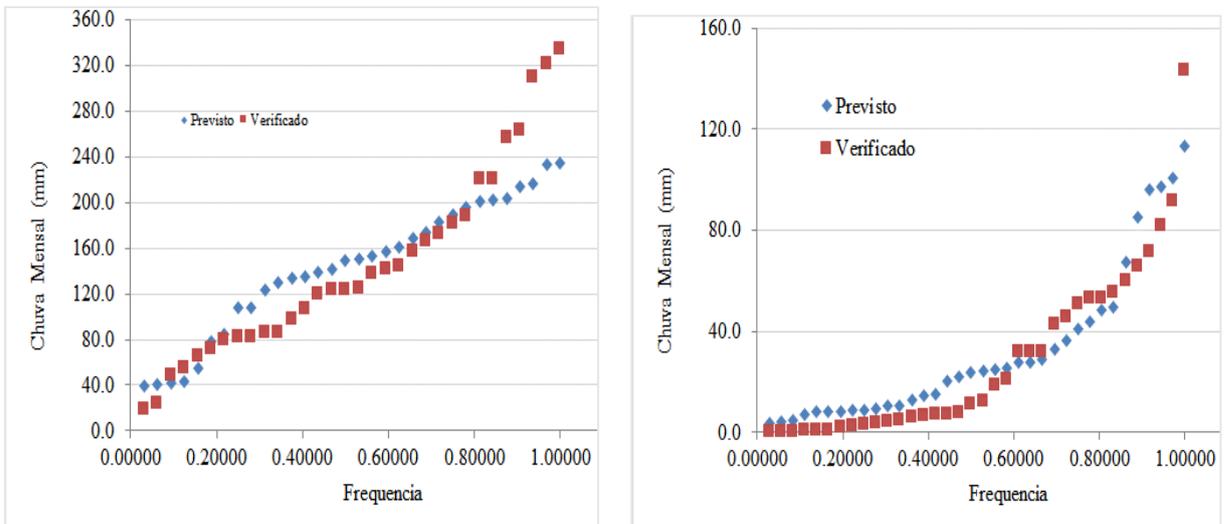


Fonte: A Autora (2020).

b) Clima corrigido pelo método coeficiente linear

Conforme estabelecido na metodologia, foram elaboradas as curvas de frequência e efetuada a correção da precipitação, através da substituição desses valores pelo valor verificado, ambos na mesma frequência. A Figura 61 mostra a curva de frequência obtida.

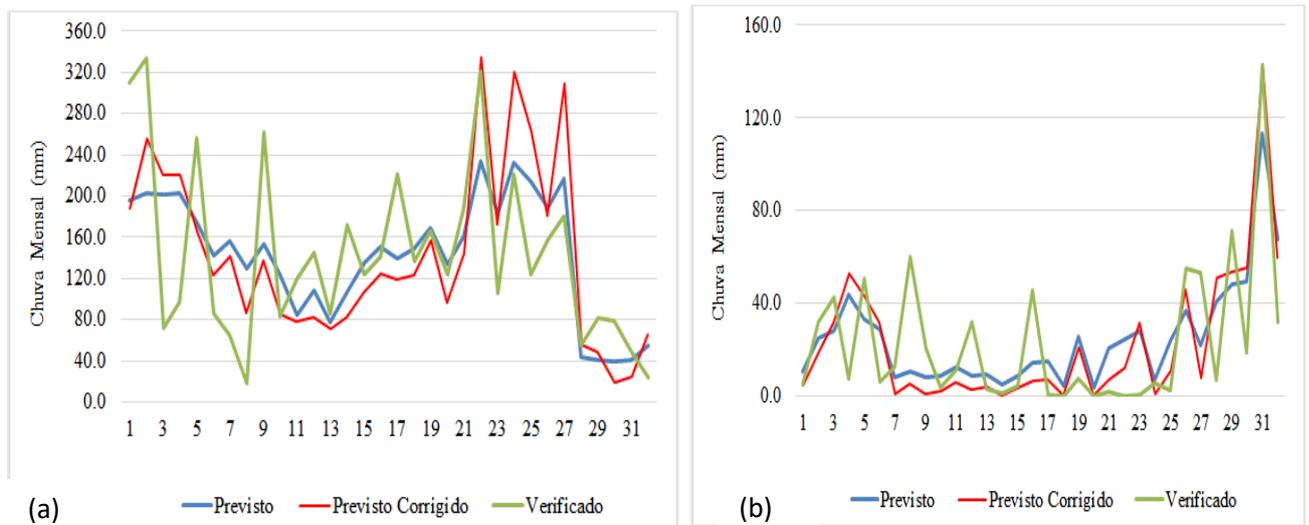
Figura 61 - Curva de frequência da chuva verificada e prevista pelo modelo CFS com 1 mês de antecedência, para os períodos úmido e seco, clima corrigido pelo método Linear



Fonte: A Autora (2020).

A Figura 62 mostra a chuva prevista e verificada, separadamente para os períodos úmido e seco, bem como a chuva corrigida pelo método Linear. Analisando a figura citada, observa-se que a metodologia proposta não corrige perfeitamente todos as previsões do CFS, esta simplesmente melhora alguns meses de previsão.

Figura 62 - Chuva verificada e prevista pelo modelo CFS com 1 mês de antecedência, para os períodos úmido (a) e seco (b), clima corrigido pelo método Linear



Fonte: A Autora (2020).

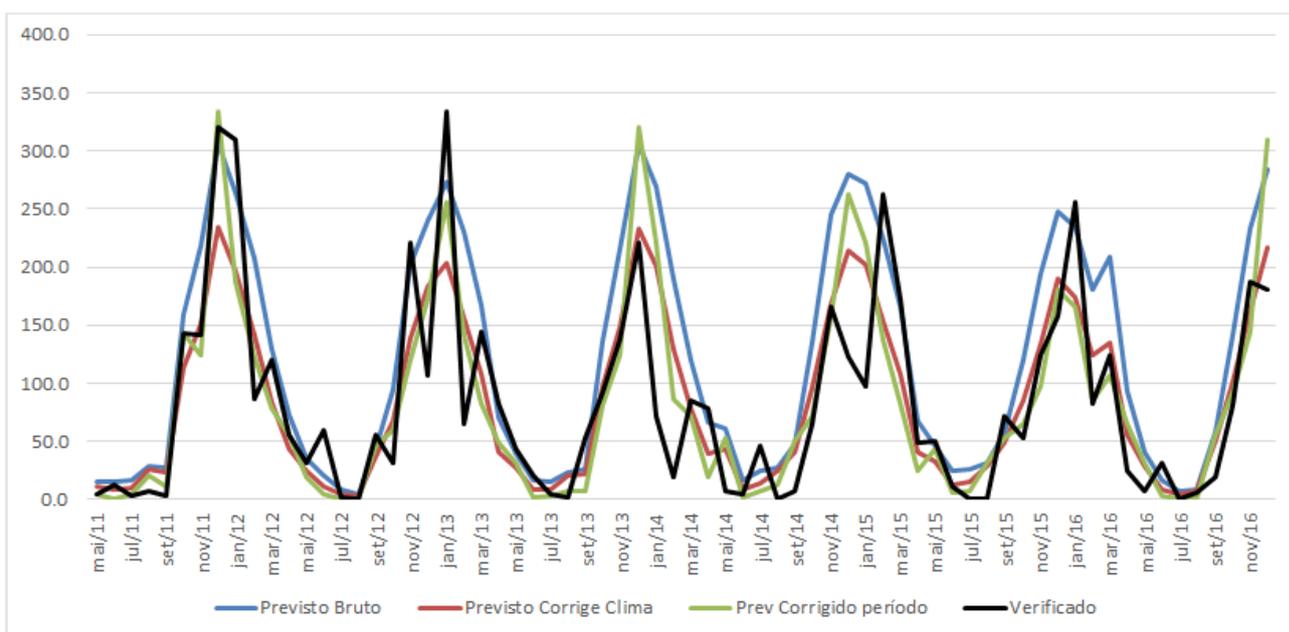
A Tabela 18 e a Figura 63 mostram uma comparação entre os resultados previstos e verificados pelo Modelo CFS. Como mostrado no item anterior, em termos médios anuais pode-se observar que os valores previstos brutos (119,0 mm – desvio de 47,2 mm) têm valores bem mais altos que os observados (82,9mm). A primeira etapa, que correspondeu a correção de clima, já proporcionou uma melhora significativa aos resultados previstos pelo CFS (84,7 mm – desvio de 35,3 mm). A segunda etapa que correspondeu à correção por períodos úmidos e seco, com a metodologia Linear, levou a resultados um pouco inferiores aos obtidos apenas com a correção de clima (82,9 mm – 36,8 mm).

Tabela 18 - Análise dos desvios do modelo CFS, chuva mensal, pelo método Linear

Data	Dados				Desvios Abs (mm)		
	Observado	Previsto Bruto	Previsto Corrige Clima	Prev Corrigo período	Previsto Bruto	Previsto Corrige Clima	Prev Corrigo período
Jan	213.6	262.3	195.4	210.3	100.7	112.3	112.6
Fev	103.0	206.6	141.1	114.7	118.9	81.8	61.9
Mar	129.1	158.2	102.5	84.1	31.4	31.0	45.1
Abr	57.8	74.1	43.8	42.4	26.2	26.3	31.7
Mai	24.1	39.4	28.3	30.5	18.2	17.4	17.2
Jun	23.3	18.2	9.5	2.9	14.8	15.9	20.4
Jul	9.2	16.0	9.5	3.5	13.9	10.7	8.1
Ago	2.7	20.6	18.2	12.2	17.9	15.5	11.1
Set	34.7	43.2	36.8	37.3	26.5	26.3	26.9
Out	77.7	131.2	93.4	85.5	53.5	25.5	11.0
Nov	162.8	217.9	150.5	127.8	61.5	23.7	35.0
Dez	184.9	277.5	211.6	263.4	97.3	55.7	78.4

Fonte: A Autora (2020).

Figura 63 - Comparação da precipitação prevista, prevista corrigida pelo método Linear e observada



Fonte: A Autora (2020).

A Tabela 19 mostra um resumo dos resultados da correção do modelo CFS. Para a área de Três Marias, a melhor previsão média obtida foi a que teve a correção de clima PDF.

Tabela 19 - Resultados obtidos com a correção da precipitação, área de Três Marias

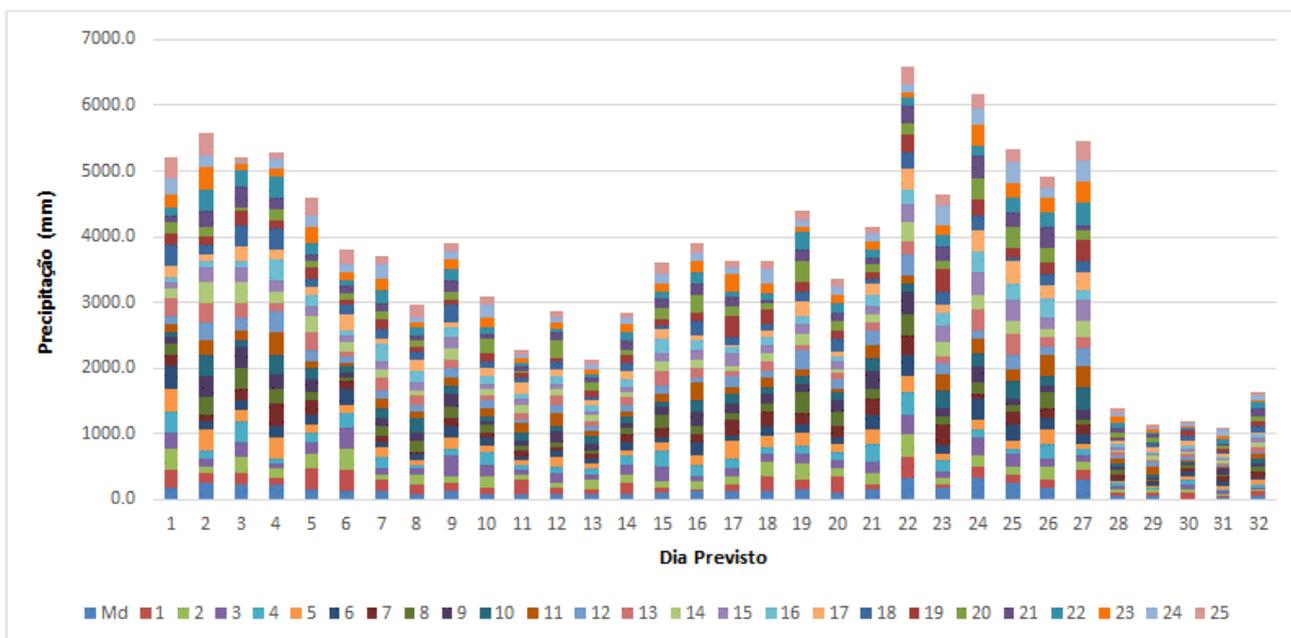
Desvio (mm)	Previsto bruto	Previsto corrige clima	Previsto corrige período
PDF		34,5	37,5
Coef. linear	47,2	35,3	36,8

Fonte: A Autora (2020).

Também foi feita a correção para o período úmido e seco para todos os 25 membros do Modelo CFS. As Figuras 64 e 65 mostram os resultados obtidos, onde pode-se observar a

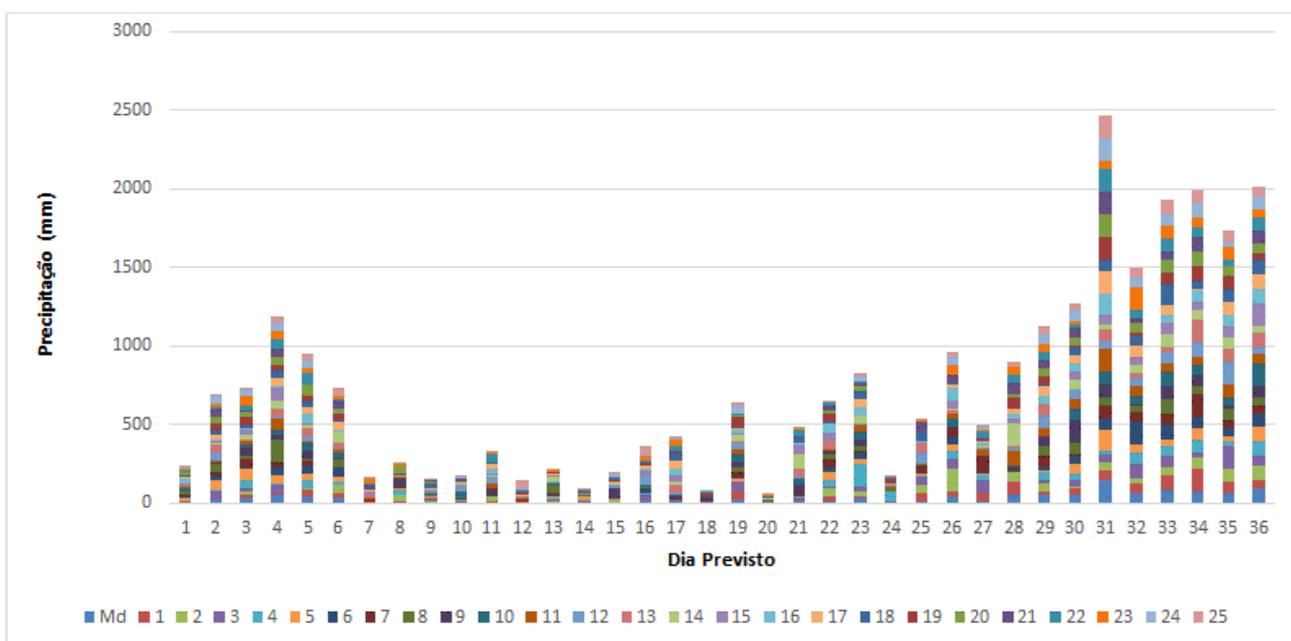
variação das previsões para um mesmo membro, tanto nas previsões do período úmido, quanto nas previsões do período seco e que as previsões dos membros do período úmido têm uma variabilidade grande, em alguns momentos. Já as previsões dos membros do período seco têm uma variabilidade bem menor, quando comparada com o período úmido.

Figura 64 - Chuva corrigida pelo método linear, 25 membros do Modelo CFS, período úmido



Fonte: A Autora (2020).

Figura 65 - Chuva corrigida pelo método linear, 25 membros do Modelo CFS, período seco



Fonte: A Autora (2020).

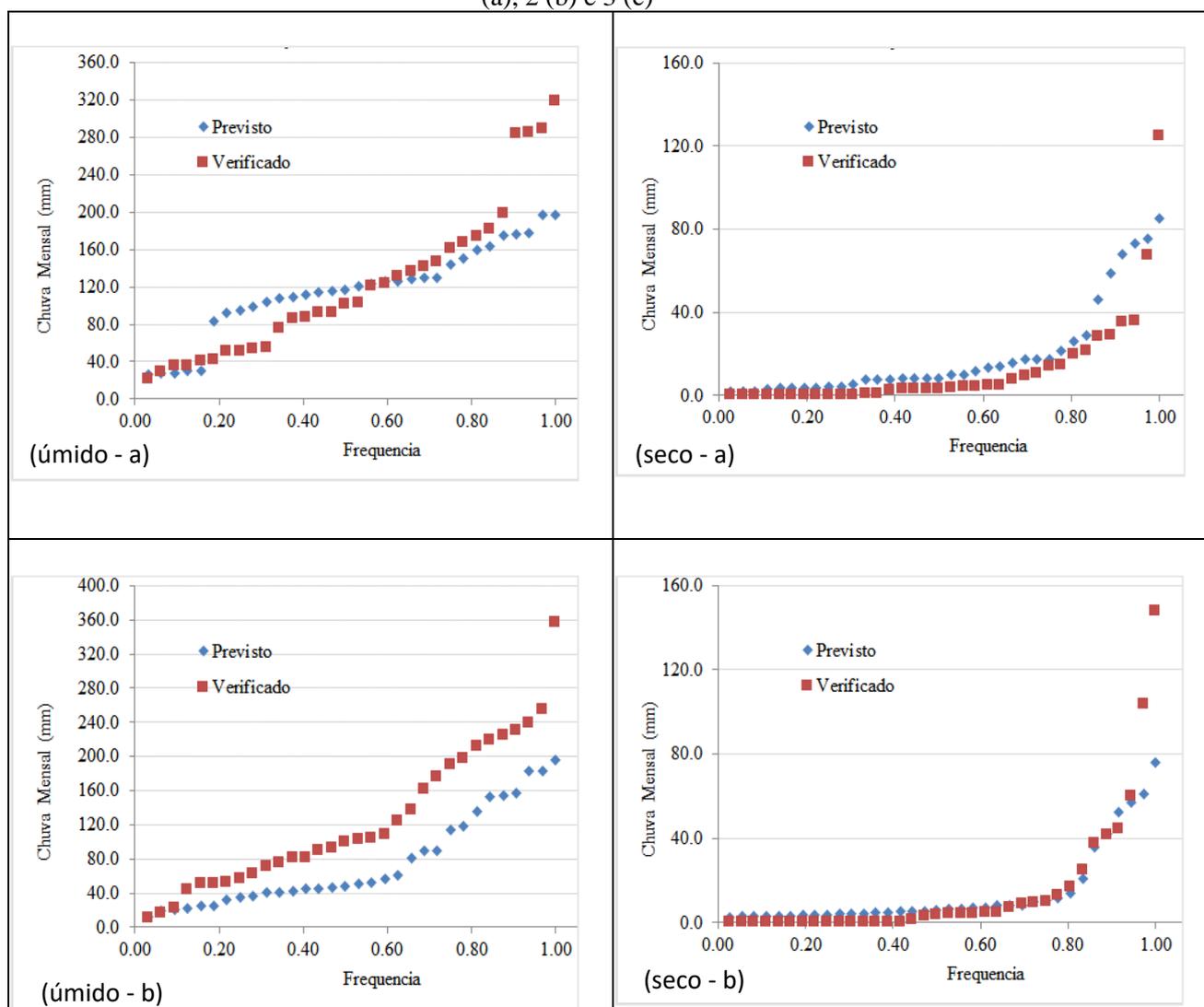
4.4.2 Área de drenagem da incremental Três Marias – São Romão (Inc1), São Romão – São Francisco (Inc2) e São Francisco – Sobradinho (Inc3)

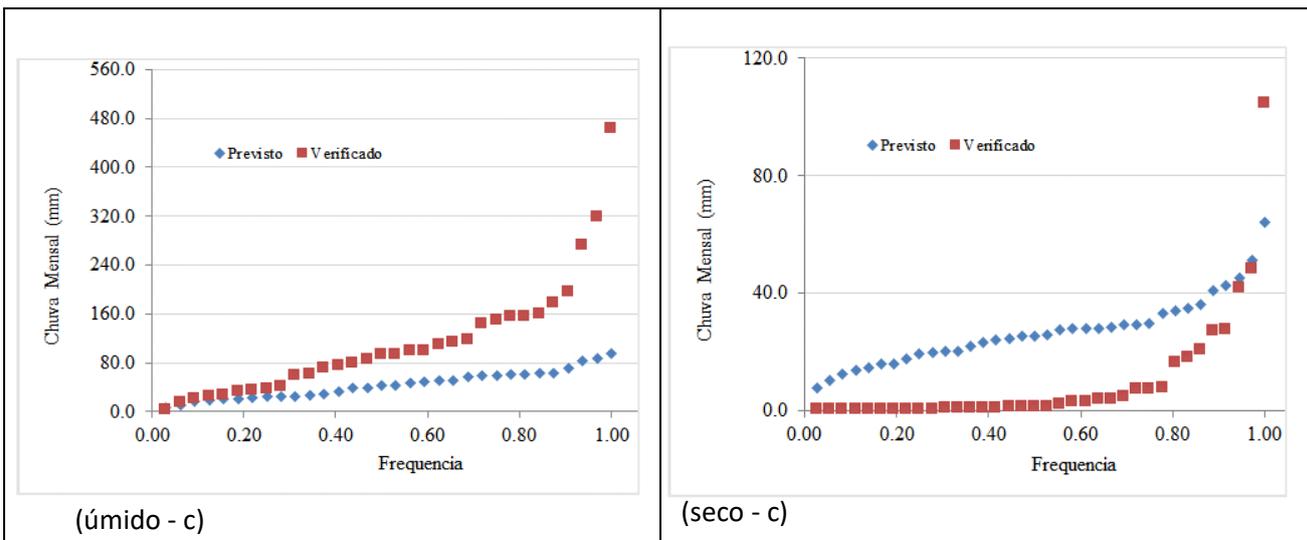
Da mesma forma que foi feito para o reservatório de Três Marias, foi feito para as incrementais 1, 2 e 3.

a) Clima corrigido por PDF

Da mesma forma, foram elaboradas as curvas de frequência e efetuada a correção da precipitação, através da substituição desses valores pelo valor verificado, ambos na mesma frequência. As Figuras 66 a, b e c mostram as curvas de frequência obtidas para as incrementais 1, 2 e 3, respectivamente.

Figura 66 - Curva de frequência da chuva verificada e prevista pelo modelo CFS com 1 mês de antecedência, para os períodos úmido e seco, clima corrigido pelo método PDF, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3 (c)

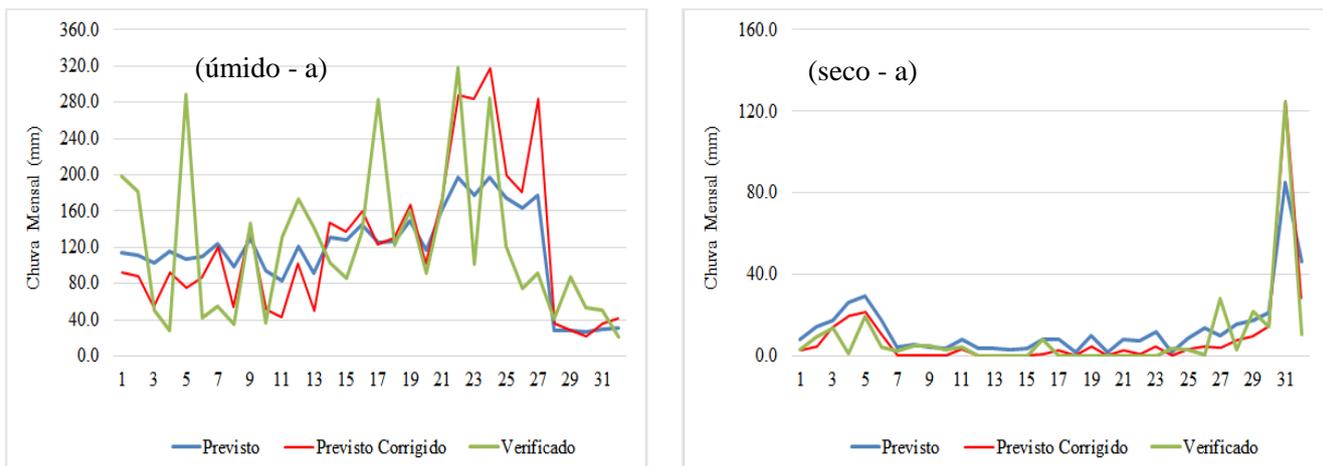


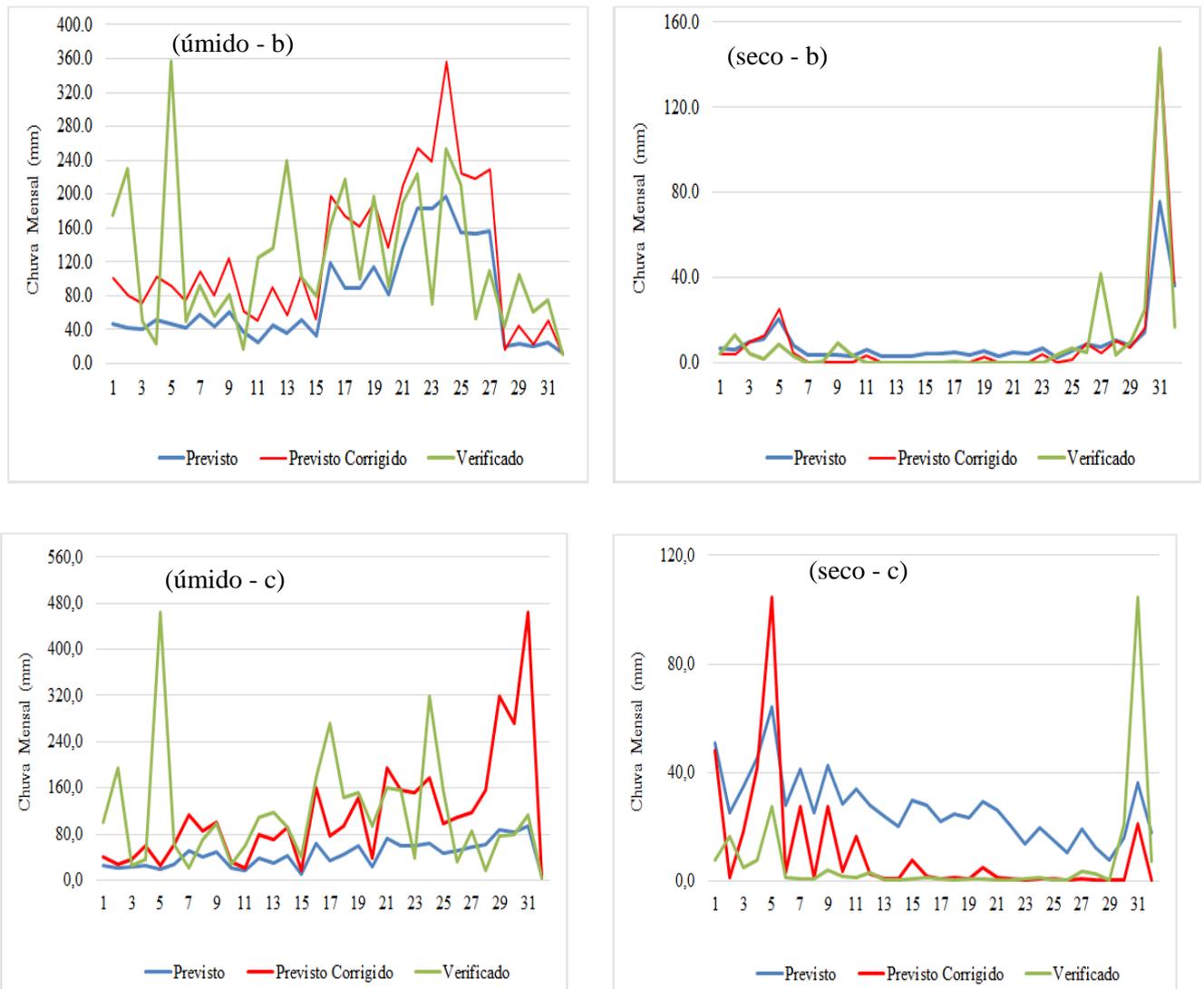


Fonte: A Autora (2020).

As Figuras 67 a, b e c mostram a chuva prevista e verificada, separadamente para os períodos úmido e seco, bem como a chuva corrigida pelo método PDF, para as incrementais 1, 2 e 3, respectivamente. Analisando as figuras citadas, observa-se que a metodologia proposta não corrige perfeitamente todas as previsões do CFS, esta simplesmente melhora alguns meses de previsão. Destaca-se que a correção para a período seco da incremental 3 melhorou bastante a previsão bruta do modelo.

Figura 67 - Chuva verificada e prevista pelo modelo CFS com 1 mês de antecedência, para os períodos úmido e seco, clima corrigido pelo método PDF, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3 (c)





Fonte: A Autora (2020).

As Tabelas 20 a, b e c e a Figura 68 a, b e c mostram uma comparação entre os resultados previstos e verificados pelo Modelo CFS, para as incrementais 1, 2 e 3, respectivamente. Para a Inc1, em termos médios anuais, pode-se observar que os valores previstos brutos (105,3 mm – desvio de 48,8 mm) têm valores bem mais altos que os observados (64,2 mm). A primeira etapa, que correspondeu a correção de clima, já proporcionou uma melhora significativa aos resultados previstos pelo CFS (65,0 mm – desvio de 32,4 mm). A segunda etapa, que correspondeu à correção por períodos úmidos e seco, com a metodologia PDF, levou a resultados um pouco superiores aos obtidos apenas com a correção de clima (64,2 mm – desvio de 31,8 mm).

Para a Inc2, em termos médios anuais, pode-se observar que os valores previstos brutos (83,3 mm – desvio de 36,40 mm) têm valores bem mais altos que os observados (66,9mm). A primeira etapa, que correspondeu a correção de clima, não proporcionou uma melhora nos resultados previstos pelo CFS (43,2 mm – desvio de 37,7 mm). A segunda etapa, que correspondeu à correção por períodos úmidos e seco, com a metodologia PDF, levou a resultados superiores aos obtidos apenas com a correção de clima (66,9 mm – 34,7 mm).

Para a Inc3, em termos médios do período de maio/2011 a dez 2016 observou-se que os valores previstos brutos (51,9 mm – desvio de 48,2 mm) têm valores mais baixos que os observados (58,1 mm). A primeira etapa, que correspondeu a correção de clima, não proporcionou uma melhora aos resultados previstos pelo CFS (35,0 mm – desvio de 48,1 mm). A segunda etapa, que correspondeu à correção por períodos úmidos e seco, com a metodologia PDF, levou a resultados superiores aos obtidos apenas com a correção de clima (58,1 mm – 46,4 mm), bem como a previsão prevista bruta.

Tabela 20 - Análise dos desvios do Modelo CFS, clima corrigido método PDF, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c)

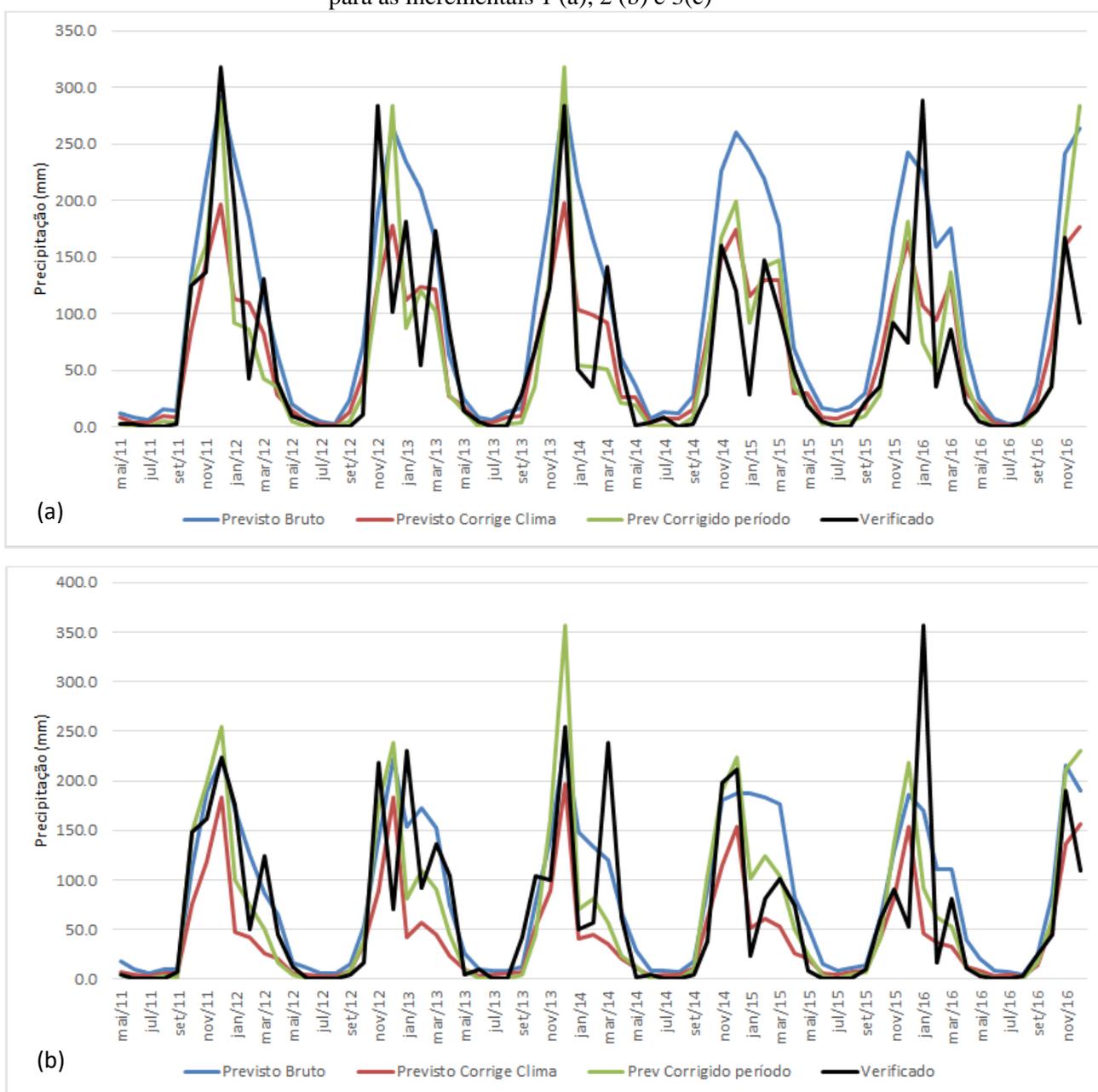
(a) Data	Dados				Desvios Abs (mm)		
	Observado	Previsto Bruto	Previsto Corrige Clima	Prev Corrigido período	Previsto Bruto	Previsto Corrige Clima	Prev Corrigido período
Jan	149.6	231.6	110.4	80.2	107.4	95.3	96.3
Fev	63.0	188.4	111.4	90.7	125.4	55.3	29.8
Mar	127.0	151.5	111.0	95.8	41.2	44.0	69.1
Abr	51.0	66.2	28.6	32.5	24.8	25.8	26.1
Mai	8.6	26.4	18.9	12.3	17.8	10.2	5.3
Jun	3.4	9.8	4.8	0.7	6.4	1.7	2.7
Jul	1.4	8.1	4.6	0.6	6.7	3.3	1.6
Ago	0.8	10.8	6.8	2.1	10.3	6.7	2.7
Set	11.9	24.7	14.4	7.4	16.6	10.2	7.7
Out	50.6	105.9	67.9	53.6	55.3	30.5	16.0
Nov	160.4	207.0	137.2	142.6	77.8	35.2	35.8
Dez	165.3	269.6	181.2	259.2	112.9	85.4	103.8

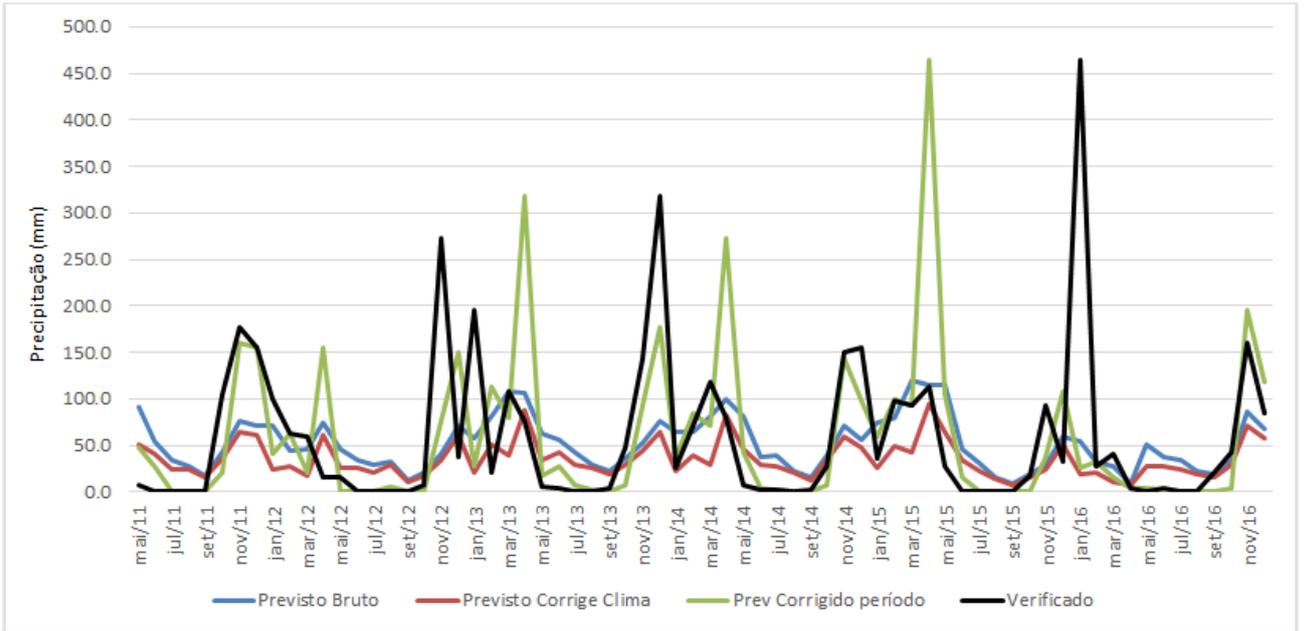
(b) Data	Dados				Desvios Abs (mm)		
	Observado	Previsto Bruto	Previsto Corrige Clima	Prev Corrigido período	Previsto Bruto	Previsto Corrige Clima	Prev Corrigido período
Jan	167.0	166.2	45.9	89.1	105.7	132.6	117.6
Fev	59.3	145.0	48.1	90.1	85.6	19.3	30.8
Mar	136.5	129.3	38.2	70.8	55.5	98.3	66.7
Abr	59.3	66.0	20.1	29.1	18.6	39.5	30.2
Mai	6.0	26.9	10.7	10.1	20.9	7.0	7.2
Jun	2.3	10.5	4.0	0.6	8.1	3.8	2.9
Jul	0.1	7.2	4.0	0.1	7.1	3.9	0.0
Ago	0.6	7.7	4.5	1.2	7.1	4.3	1.8
Set	15.5	15.6	9.1	8.2	10.0	9.9	10.8
Out	68.5	80.1	54.2	72.6	32.3	32.8	30.0
Nov	159.6	165.9	104.9	178.7	37.4	54.8	36.0
Dez	153.5	207.9	171.0	253.6	67.9	69.4	100.1

(c) Data	Dados				Desvios Abs (mm)		
	Observado	Previsto Bruto	Previsto Corrige Clima	Prev Corrigido período	Previsto Bruto	Previsto Corrige Clima	Prev Corrigido período
Jan	164.0	64.3	22.5	37.8	130.7	141.5	139.9
Fev	56.1	60.4	37.8	78.7	22.2	30.4	22.6
Mar	83.9	76.4	27.6	56.0	18.4	56.3	27.9
Abr	57.7	80.7	66.8	242.7	23.0	16.7	185.0
Mai	10.9	74.2	41.5	36.2	63.4	30.6	30.3
Jun	2.0	44.3	33.1	13.2	42.3	31.1	11.3
Jul	0.8	34.7	24.7	2.2	33.9	23.9	1.5
Ago	0.8	25.2	22.1	1.5	24.4	21.3	1.0
Set	4.8	16.2	13.5	0.5	12.0	10.3	4.4
Out	41.2	32.0	26.8	6.9	18.2	19.9	34.4
Nov	166.1	59.3	49.4	117.5	106.8	116.7	60.3
Dez	130.7	67.1	56.5	134.7	84.0	87.7	70.0

Fonte: A Autora (2020).

Figura 68 - Comparação da precipitação prevista, prevista corrigida pelo método PDF e observada, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c)

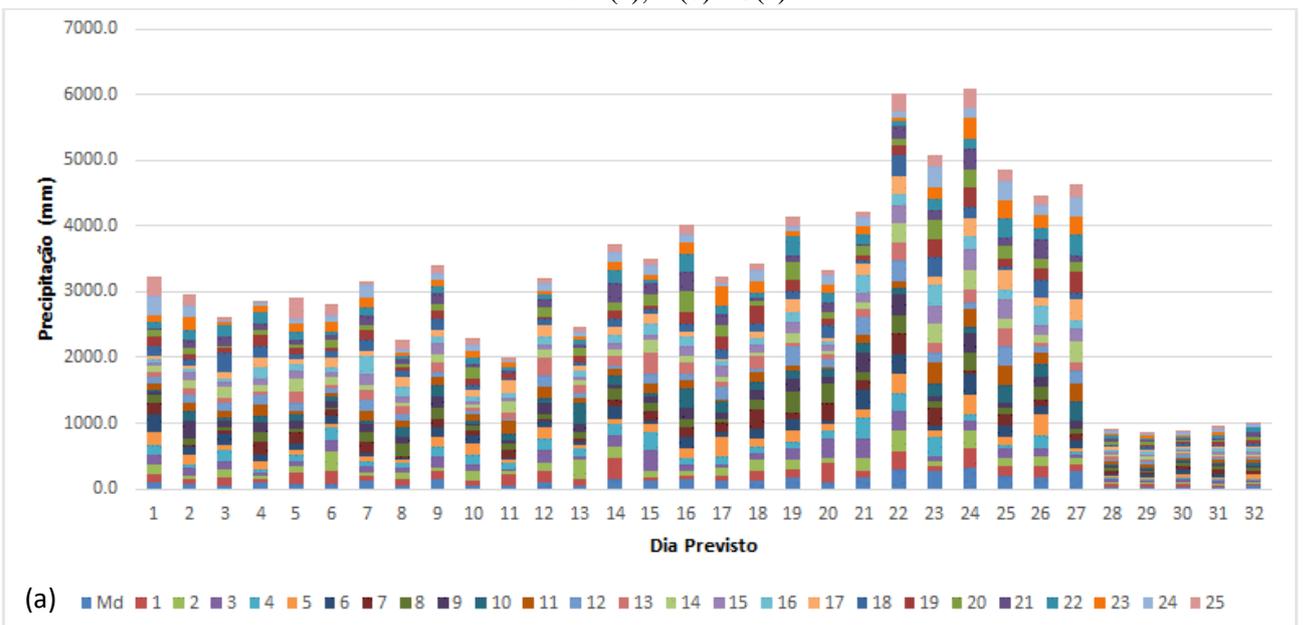


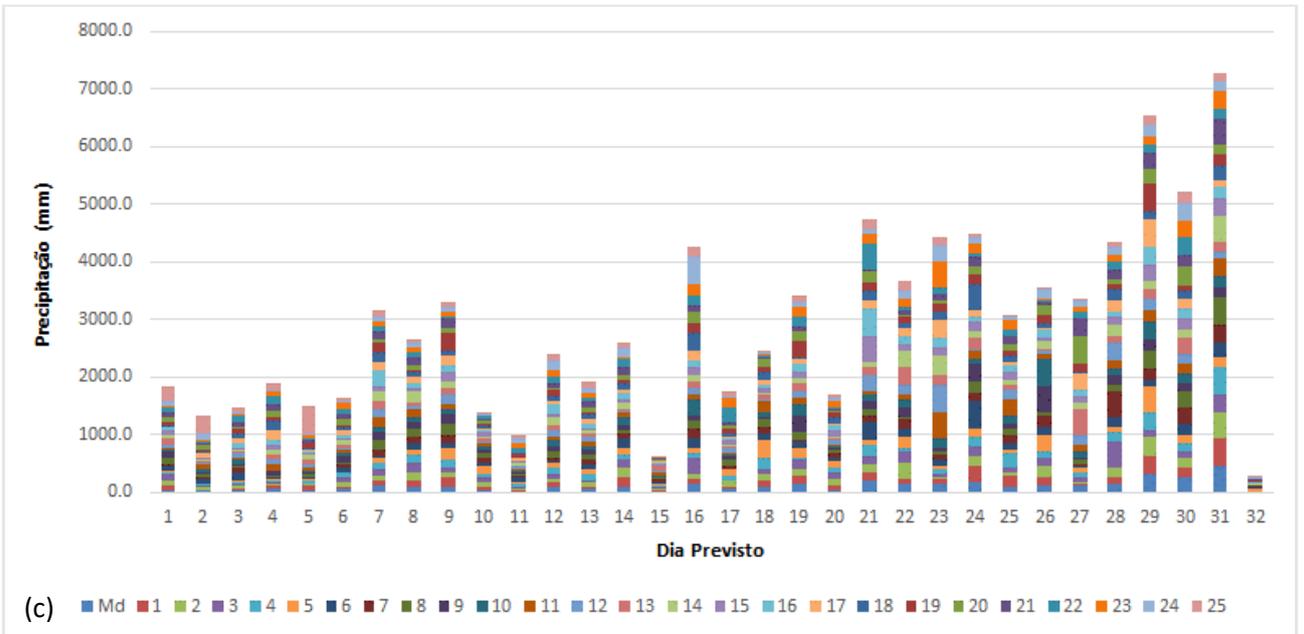
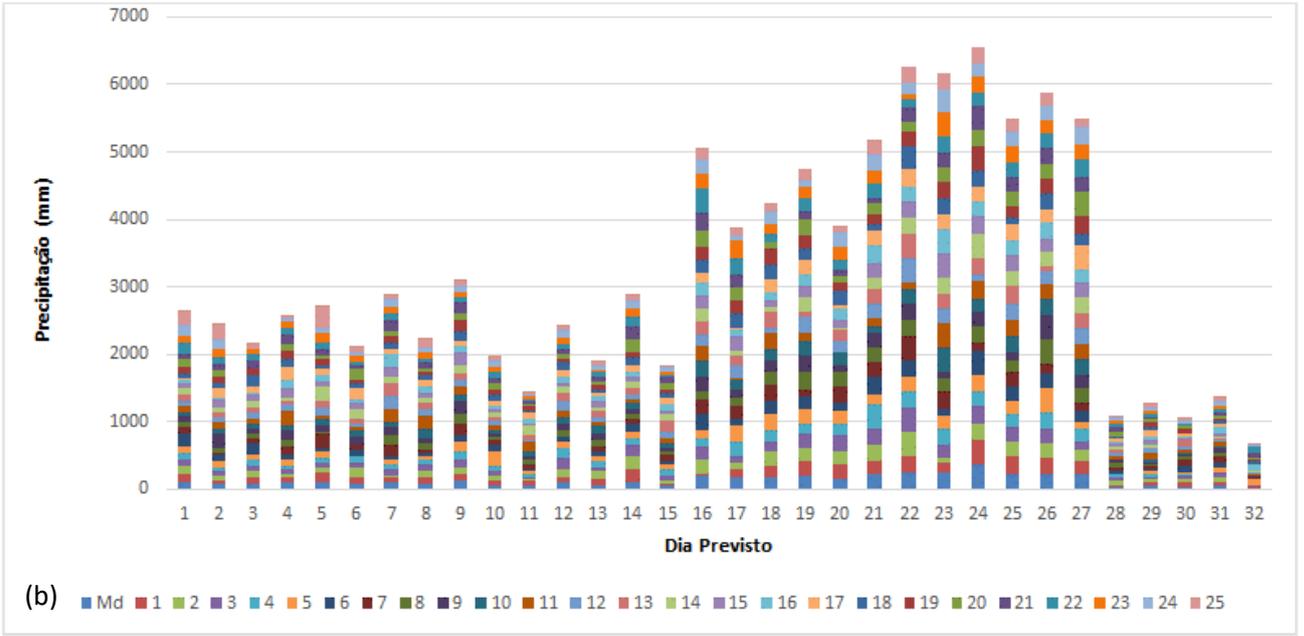


Fonte: A Autora (2020).

Também foi feita a correção para o período úmido e seco para todos os 25 membros do Modelo CFS. As Figuras 69 a, b e c e 70 a, b e c mostram os resultados obtidos. Mais uma vez observa-se, em todos as figuras, a variação da previsão para um mesmo membro previsto e que as previsões dos membros do período úmido têm uma variabilidade grande, em alguns momentos. Já as previsões dos membros do período seco têm uma variabilidade bem menor, quando comparada com o período úmido.

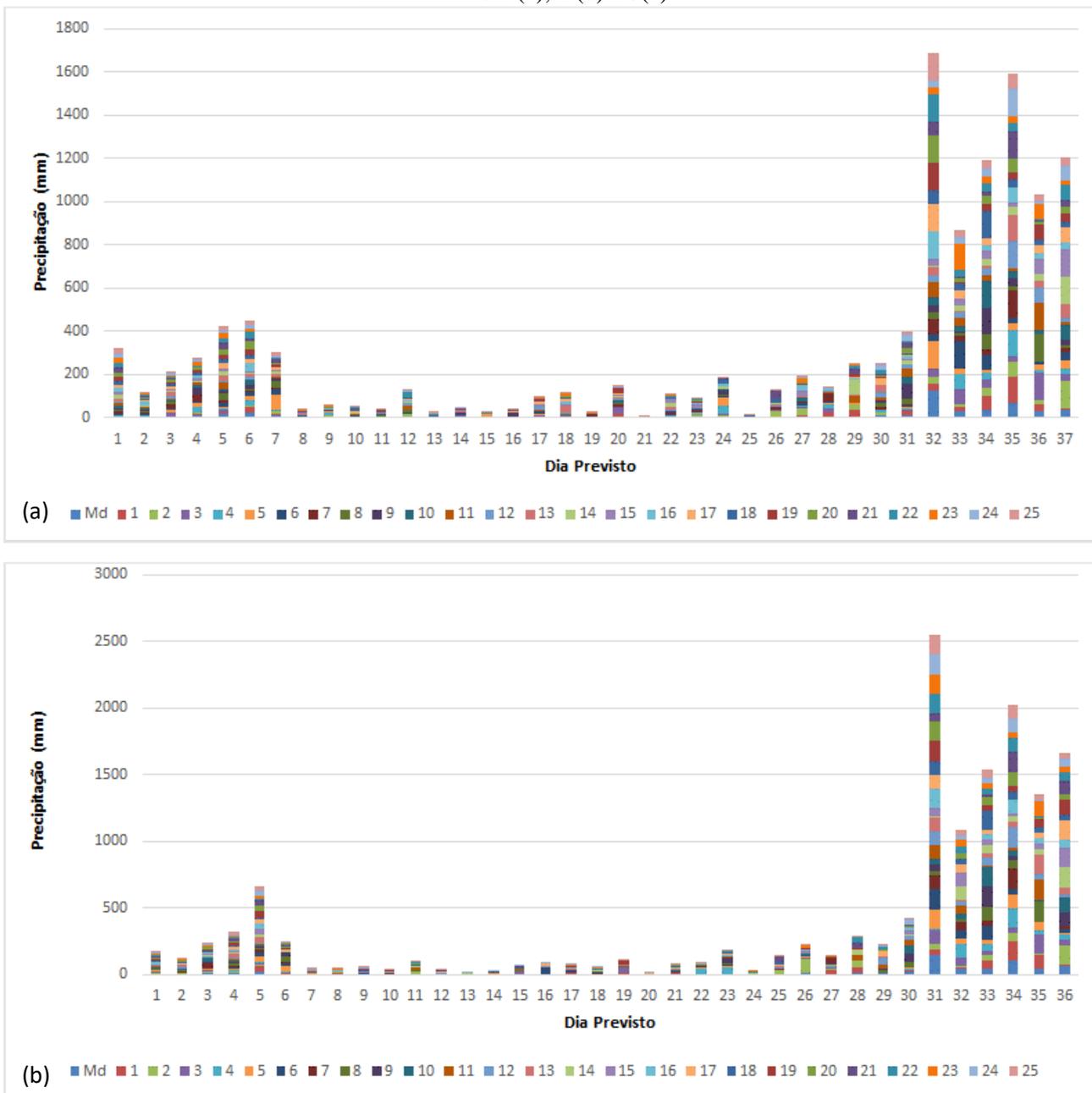
Figura 69 - Chuva corrigida pelo método pdf, 25 membros do modelo CFS, período úmido, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c)

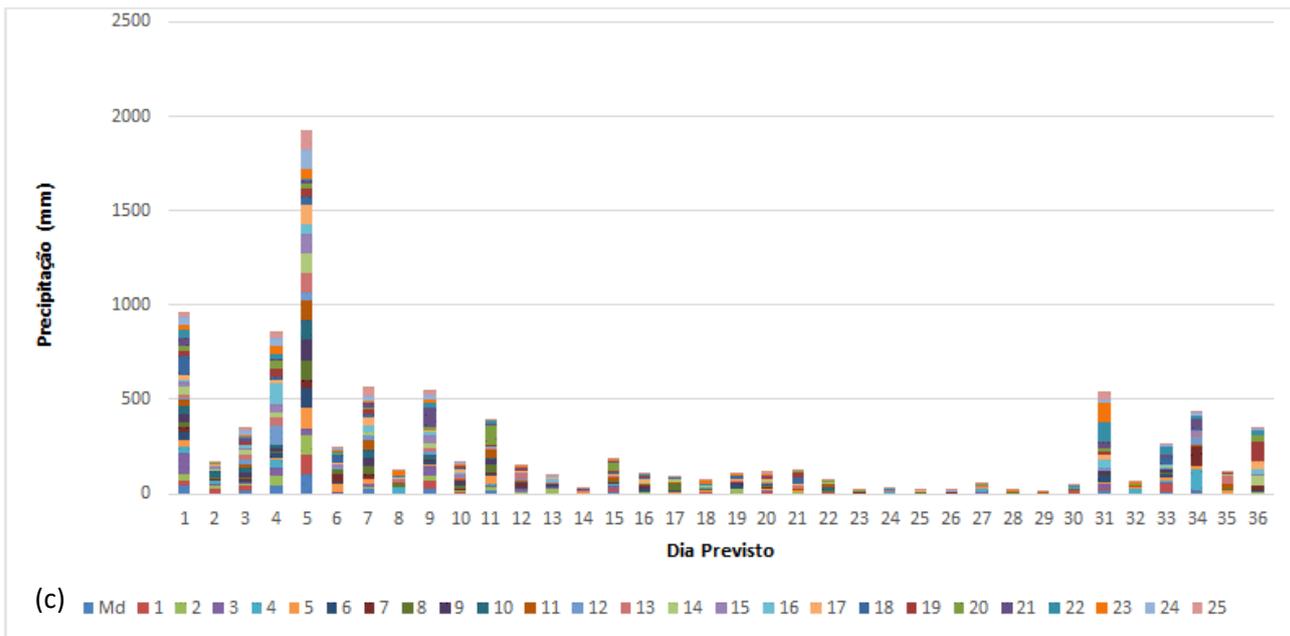




Fonte: A Autora (2020).

Figura 70 - Chuva corrigida pelo método pdf, 25 membros do modelo CFS, período seco para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c)



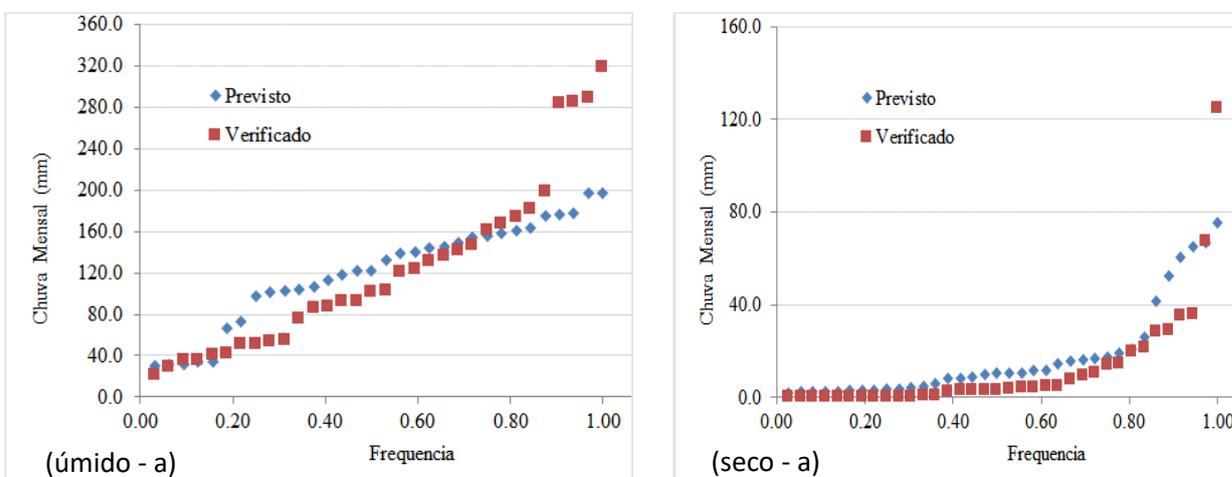


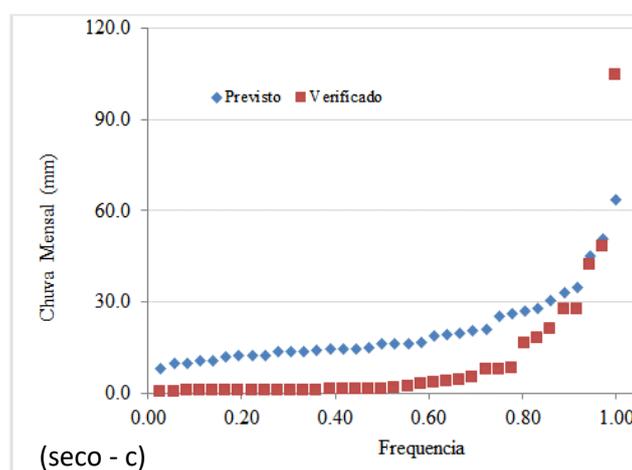
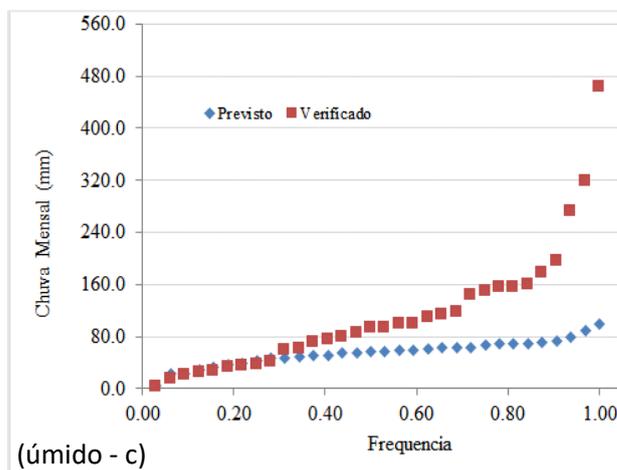
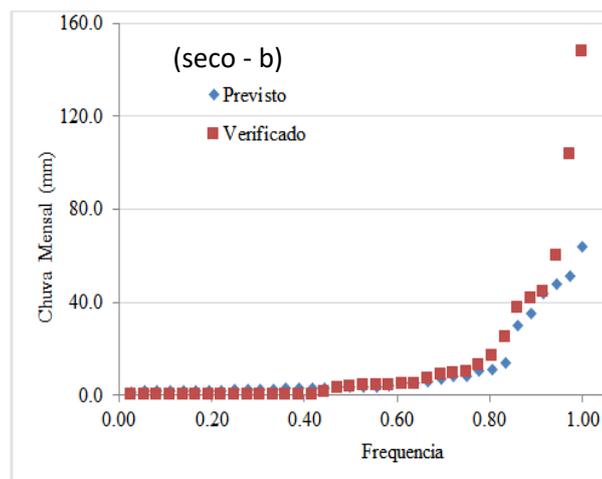
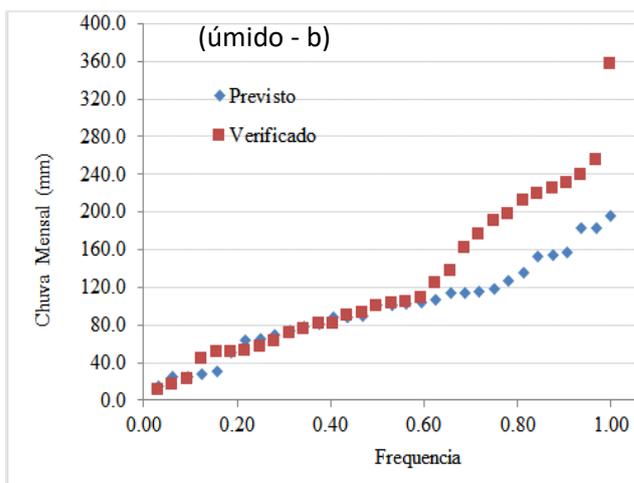
Fonte: A Autora (2020).

b) Clima corrigido por método coeficiente Linear

Conforme estabelecido na metodologia, foram elaboradas as curvas de frequência e efetuada a correção da precipitação, através da substituição desses valores pelo valor verificado, ambos na mesma frequência. As Figuras 71 a, b e c mostram as curvas de frequência obtidas para as incrementais 1, 2 e 3, respectivamente.

Figura 71 - Curva de frequência da chuva verificada e prevista pelo modelo CFS com 1 mês de antecedência, para os períodos úmido e seco, clima corrigido pelo método Linear, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c)

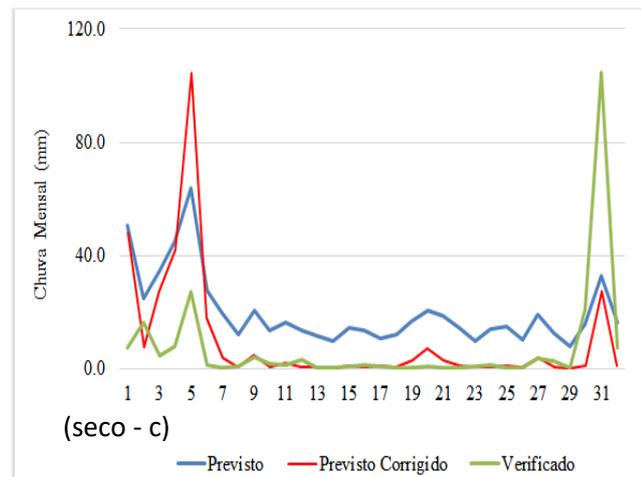
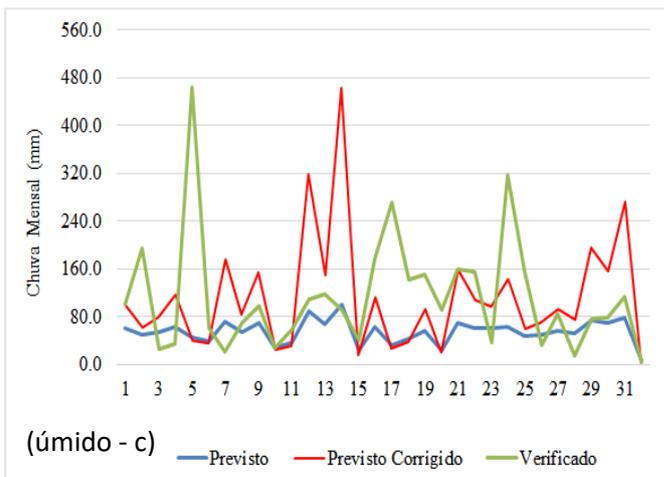
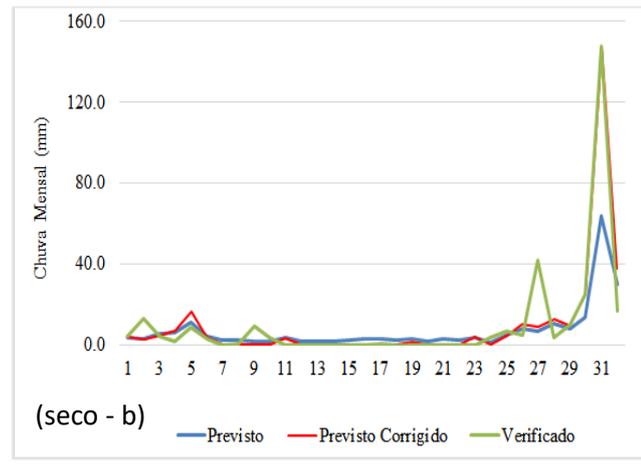
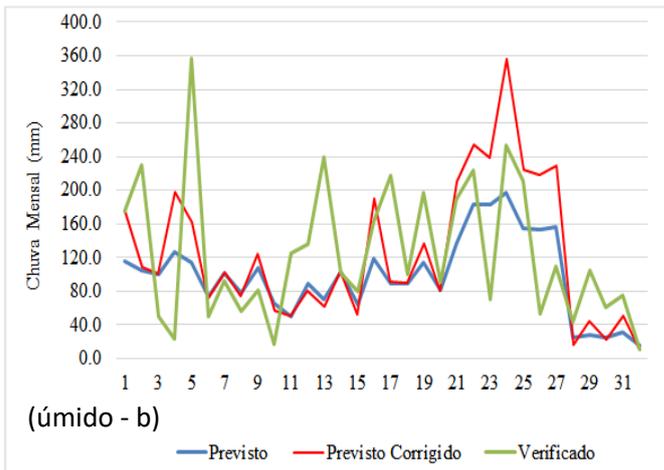
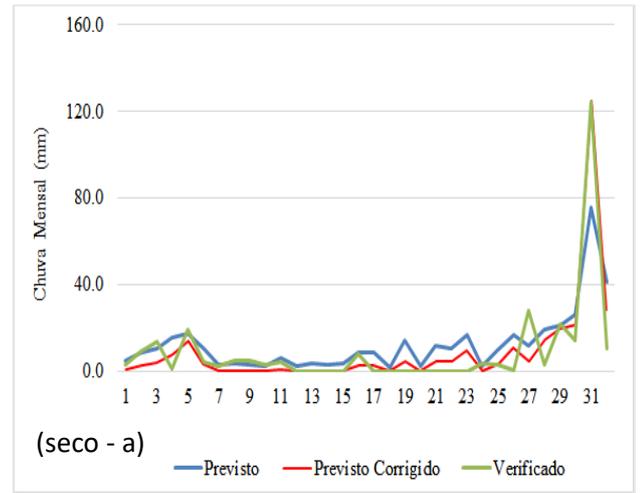
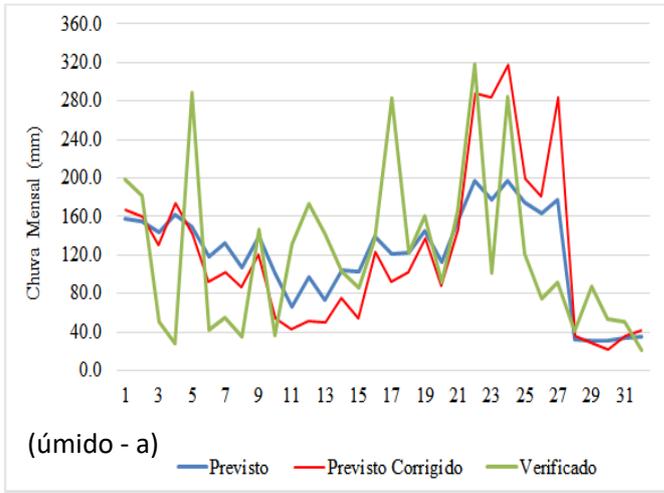




Fonte: A Autora (2020).

As Figuras 72 a, b e c mostram a chuva prevista e verificada, separadamente para os períodos úmido e seco, bem como a chuva corrigida pelo método coeficiente linear. Analisando as figuras citadas, observa-se que a metodologia proposta não corrige perfeitamente todas as previsões do CFS, esta simplesmente melhora alguns meses de previsão.

Figura 72 - Chuva verificada e prevista pelo modelo CFS com 1 mês de antecedência, para os períodos úmido e seco, clima corrigido pelo método coeficiente Linear, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c)



Fonte: A Autora (2020).

As Tabelas 21 a, b e c e as Figuras 73 a, b e c mostram uma comparação entre os resultados previstos e verificados pelo modelo CFS para as incrementais 1, 2 e 3, respectivamente. Como mostrado no item anterior, para a Inc1, em termos médios anuais, pode-se observar que os valores previstos brutos (105,3 mm – desvio de 48,8 mm) têm valores bem mais altos que os observados (64,2 mm). A primeira etapa, que correspondeu a correção de clima, já proporcionou uma melhora significativa aos resultados previstos pelo CFS (66,2 mm – desvio de 31,7 mm). A segunda etapa, que correspondeu à correção por períodos úmidos e seco, com a metodologia Linear, levou a resultados inferiores aos obtidos apenas com a correção de clima (64,2 mm – desvio de 33,0 mm).

Para a Inc2, em termos médios anuais, pode-se observar que os valores previstos brutos (83,3 mm – desvio de 36,4 mm) têm valores bem mais altos que os observados (66,9 mm). A primeira etapa, que correspondeu a correção de clima, já proporcionou uma melhora significativa aos resultados previstos pelo CFS (52,2 mm – desvio de 33,4 mm). A segunda etapa, que correspondeu à correção por períodos úmidos e seco, com a metodologia Linear, levou a resultados levemente inferiores aos obtidos apenas com a correção de clima (66,9 mm – 33,8 mm).

Para a Inc3, em termos médios de maio/2002 a dez/2016, pode-se observar que os valores previstos brutos (51,9 mm – desvio de 48,2 mm) têm valores mais baixos que os observados (58,1 mm). A primeira etapa, que correspondeu a correção de clima, não proporcionou uma melhora significativa nos resultados previstos pelo CFS (média de 36,8 mm – desvio de 41,5 mm). A segunda etapa, que correspondeu à correção por períodos úmidos e seco, com a metodologia Linear, levou a resultados inferiores aos obtidos apenas com a correção de clima (58,1 mm – 50,2 mm).

Tabela 21 - Análise dos desvios do modelo CFS, clima corrigido método Linear, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c)

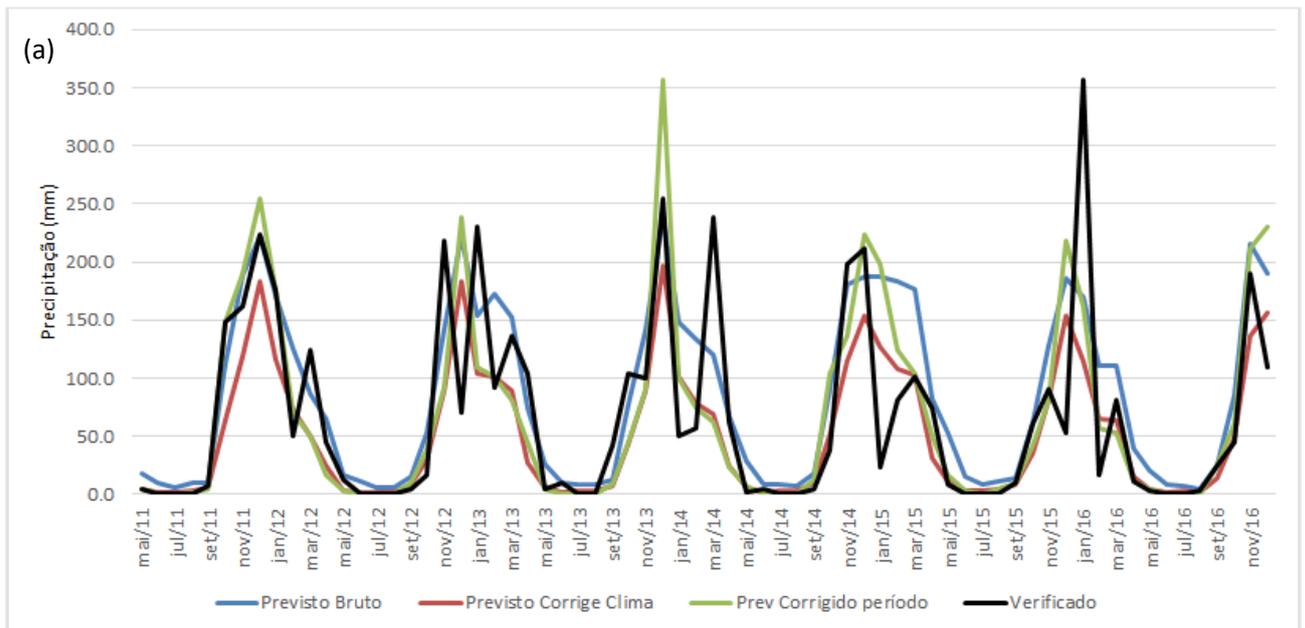
(a) Data	Dados				Desvios Abs (mm)		
	Observado	Previsto Bruto	Previsto Corrige Clima	Prev Corrigido período	Previsto Bruto	Previsto Corrige Clima	Prev Corrigido período
Jan	149.6	231.6	153.5	154.7	107.4	86.4	84.9
Fev	63.0	188.4	119.5	91.0	125.4	59.6	38.6
Mar	127.0	151.5	88.7	54.6	41.2	45.5	72.4
Abr	51.0	66.2	32.6	32.5	24.8	23.5	26.1
Mai	8.6	26.4	11.4	5.5	17.8	4.8	5.5
Jun	3.4	9.8	3.6	0.3	6.4	1.3	3.1
Jul	1.4	8.1	5.0	1.0	6.7	3.6	1.4
Ago	0.8	10.8	9.8	3.9	10.3	9.4	4.5
Set	11.9	24.7	17.6	12.5	16.6	11.3	9.1
Out	50.6	105.9	60.4	53.6	55.3	28.5	16.0
Nov	160.4	207.0	132.6	114.6	77.8	35.7	45.8
Dez	165.3	269.6	181.2	259.2	112.9	85.4	103.8

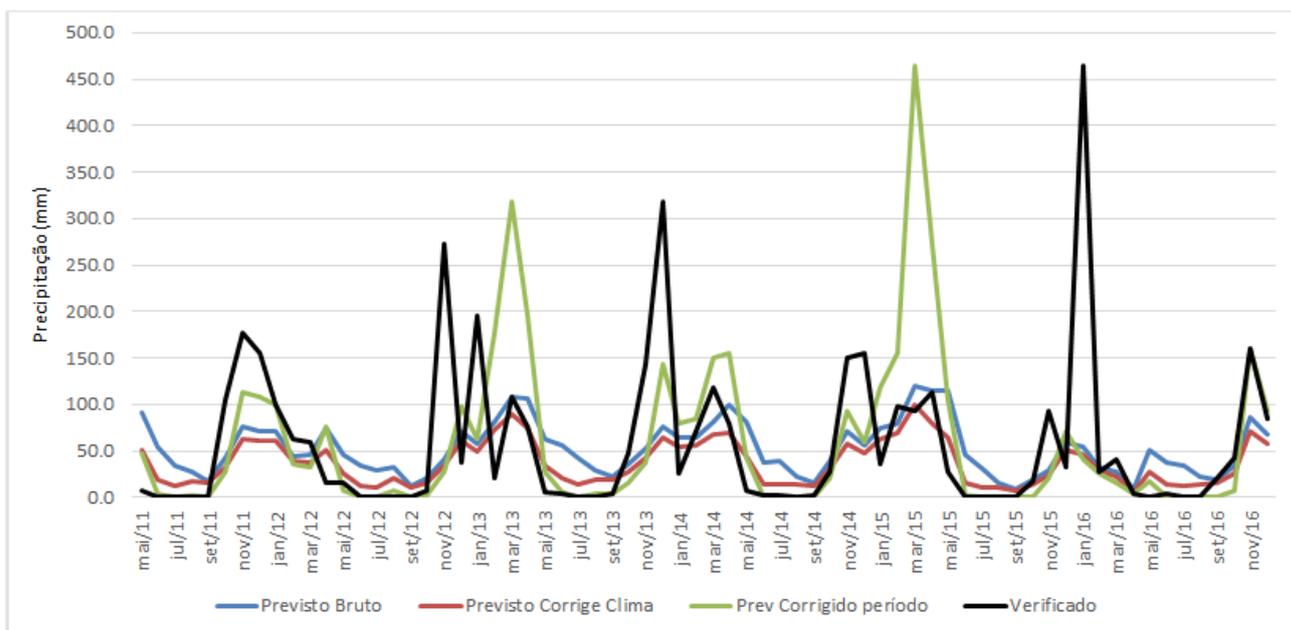
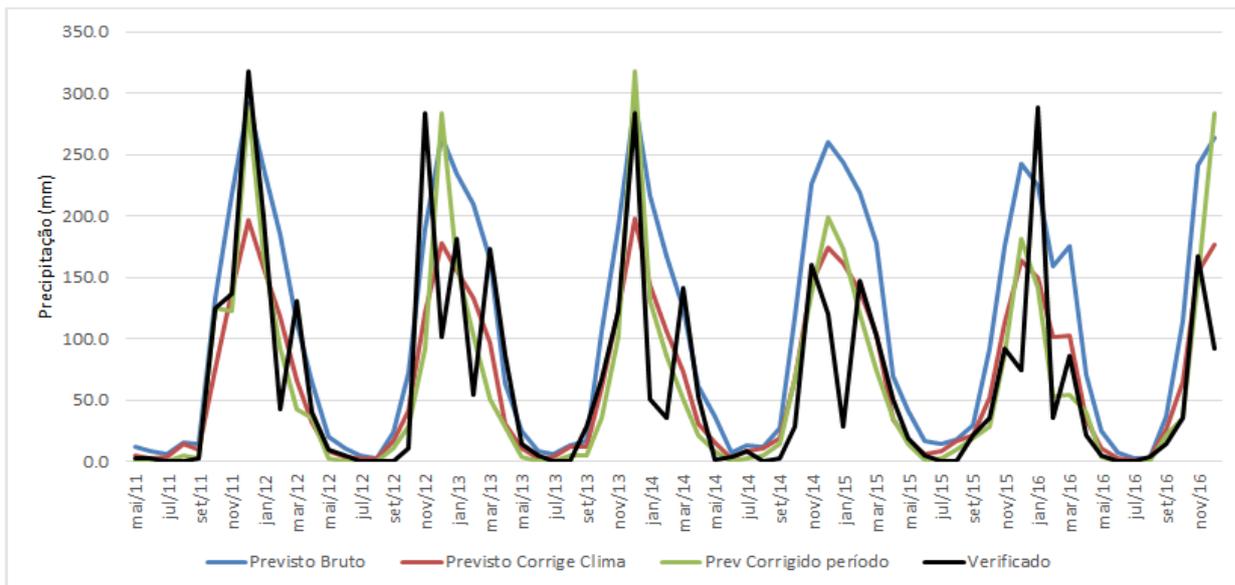
(b) Data	Dados				Desvios Abs (mm)		
	Observado	Previsto Bruto	Previsto Corrige Clima	Prev Corrigido período	Previsto Bruto	Previsto Corrige Clima	Prev Corrigido período
Jan	167.0	166.2	112.5	148.8	105.7	116.0	108.0
Fev	59.3	145.0	85.2	85.6	85.6	25.9	26.3
Mar	136.5	129.3	75.2	70.0	55.5	61.7	67.4
Abr	59.3	66.0	24.7	29.1	18.6	36.0	30.2
Mai	6.0	26.9	5.8	6.6	20.9	3.2	4.1
Jun	2.3	10.5	2.3	0.6	8.1	3.1	2.9
Jul	0.1	7.2	2.5	0.1	7.1	2.5	0.0
Ago	0.6	7.7	2.6	1.0	7.1	2.7	1.6
Set	15.5	15.6	8.8	11.9	10.0	10.0	8.5
Out	68.5	80.1	45.5	72.6	32.3	33.2	30.0
Nov	159.6	165.9	104.7	133.4	37.4	54.9	42.6
Dez	153.5	207.9	171.0	253.6	67.9	69.4	100.1

(c) Data	Dados				Desvios Abs (mm)		
	Observado	Previsto Bruto	Previsto Corrige Clima	Prev Corrigido período	Previsto Bruto	Previsto Corrige Clima	Prev Corrigido período
Jan	164.0	64.3	54.9	80.0	130.7	132.0	138.5
Fev	56.1	60.4	53.0	95.6	22.2	23.9	51.3
Mar	83.9	76.4	63.6	196.2	18.4	23.2	133.3
Abr	57.7	80.7	56.1	140.6	23.0	16.7	82.8
Mai	10.9	74.2	41.1	41.3	63.4	30.3	33.3
Jun	2.0	44.3	16.0	2.1	42.3	14.0	1.5
Jul	0.8	34.7	12.1	0.7	33.9	11.3	0.2
Ago	0.8	25.2	15.8	2.7	24.4	15.0	2.1
Set	4.8	16.2	13.5	1.3	12.0	10.4	3.8
Out	41.2	32.0	24.5	12.4	18.2	20.7	28.8
Nov	166.1	59.3	48.4	75.5	106.8	117.7	90.5
Dez	130.7	67.1	56.5	95.7	84.0	87.7	70.7

Fonte: A Autora (2020).

Figura 73 - Comparação da precipitação prevista, prevista corrigida pelo método Linear e observada, para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c)





Fonte: A Autora (2020).

As Tabelas 22 a, b e c mostram um resumo dos resultados da correção do modelo CFS. Para todas as áreas das incrementais 1, 2 e 3, a melhor previsão média obtida foi a que teve a correção de clima Linear.

Tabela 22 - Resultados obtidos com a correção da precipitação, área da incremental 1 (a), 2 (b) e 3 (c)

(a) Desvio (mm)	Previsto bruto	Previsto corrige clima	Previsto corrige período
PDF	48,8	32,4	31,8
Linear		31,7	33,0

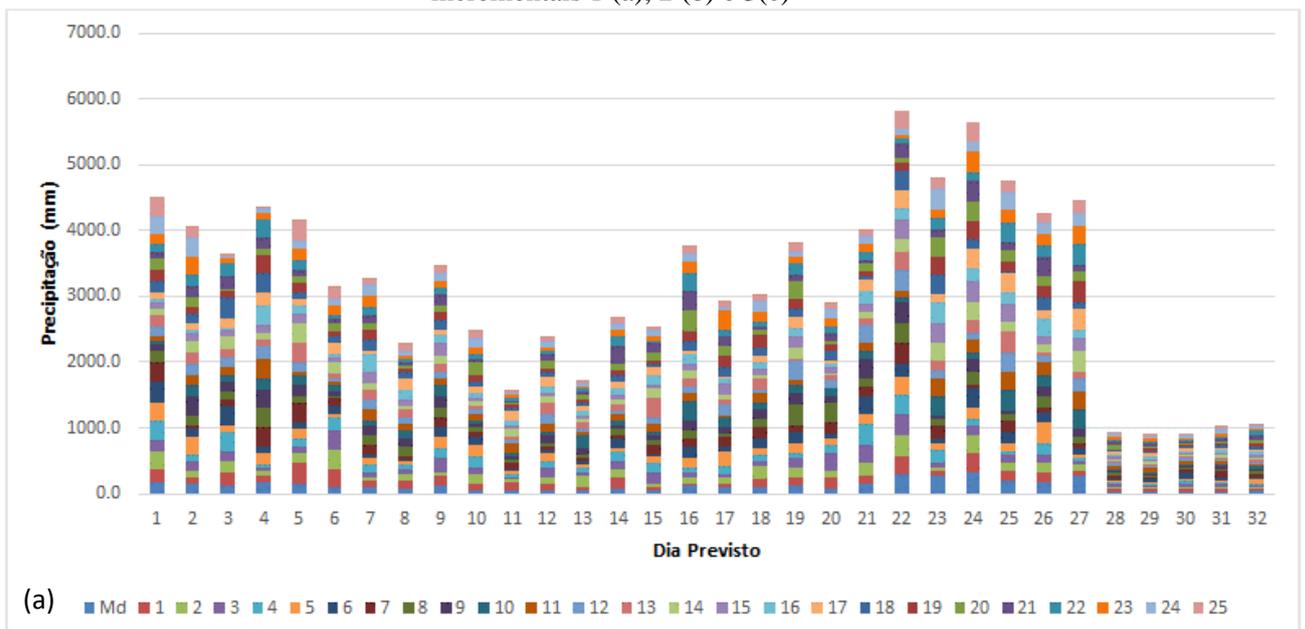
(b) Desvio (mm)	Previsto bruto	Previsto corrige clima	Previsto corrige período
PDF	36,4	37,7	34,7
Linear		33,4	33,8

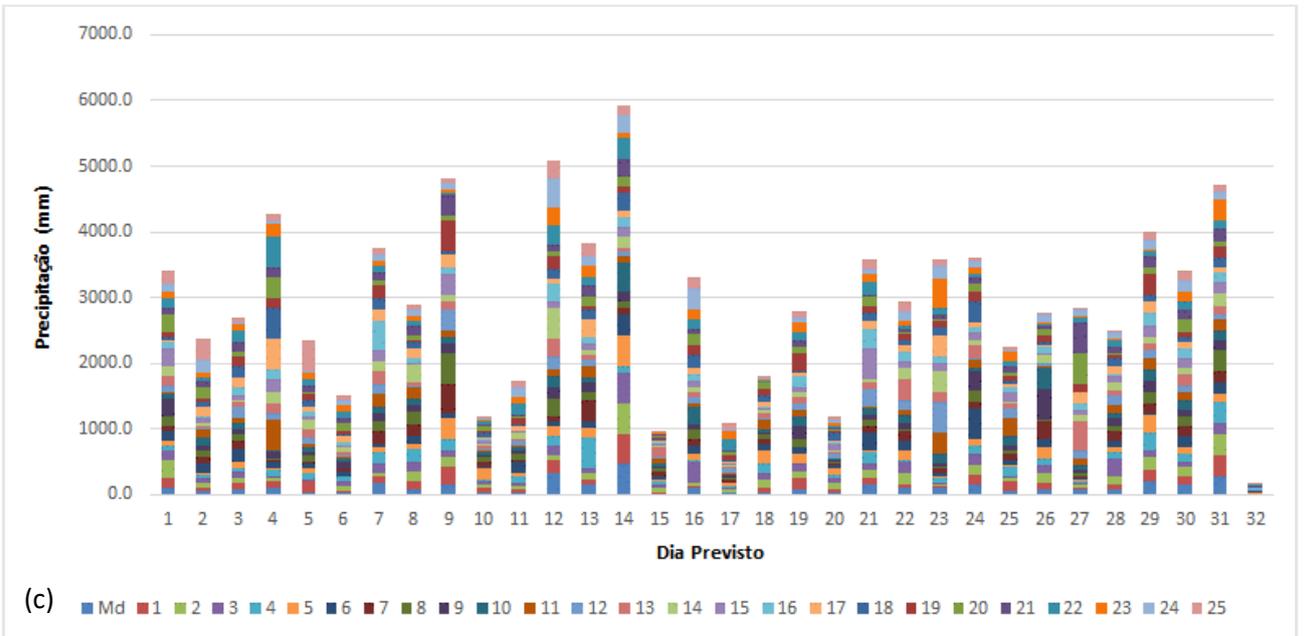
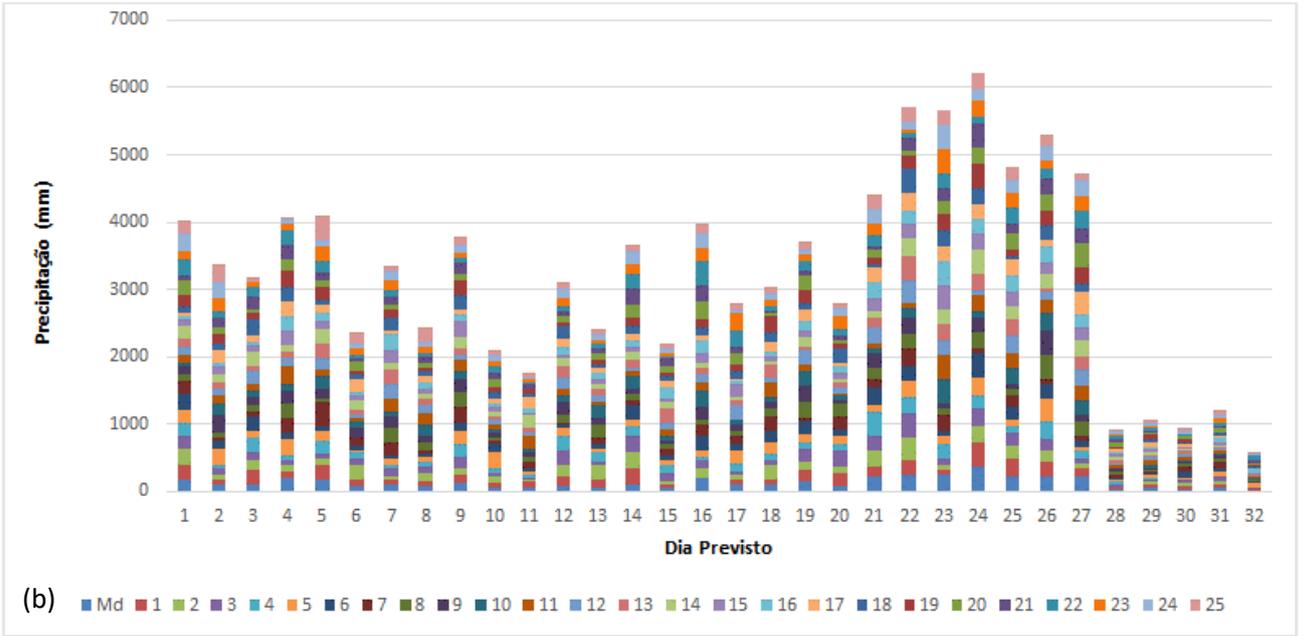
(c) Desvio (mm)	Previsto bruto	Previsto corrige clima	Previsto corrige período
PDF	48,2	48,1	46,4
Linear		41,5	50,2

Fonte: A Autora (2020).

Também foi feita a correção para o período úmido e seco para todos os 25 membros do Modelo CFS. As Figuras 74 a, b e c e 75 a, b e c mostram os resultados obtidos para as incrementais 1, 2 e 3, respectivamente. Mais uma vez observa-se, em todas as figuras, a variação da previsão para um mesmo membro previsto. Destaca-se também que as previsões dos membros do período úmido têm uma variabilidade grande, em alguns momentos. Já as previsões dos membros do período seco têm uma variabilidade bem menor, quando comparada com o período úmido.

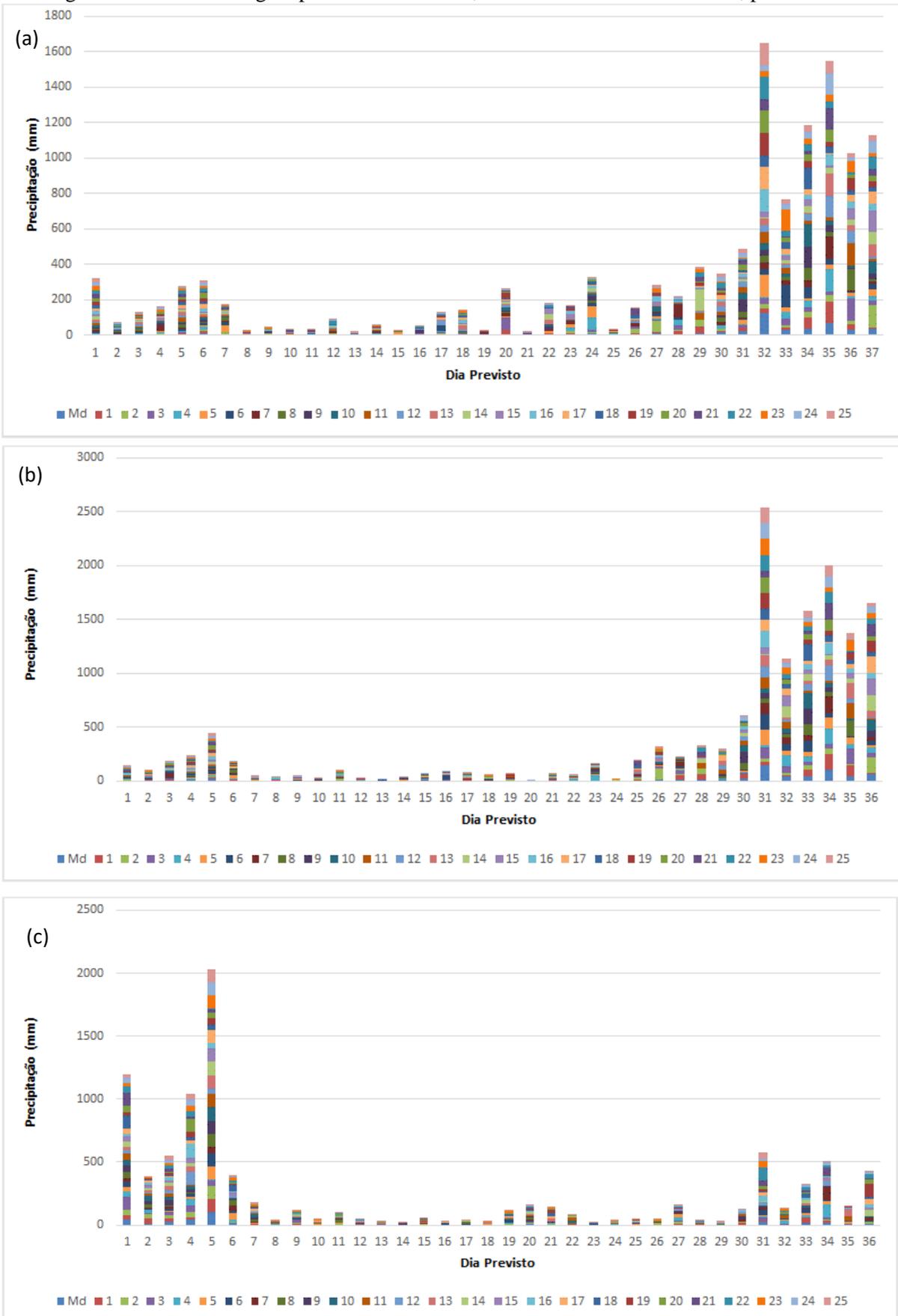
Figura 74 - Chuva corrigida pelo método Linear, 25 membros do modelo CFS, período úmido para as incrementais 1 (a), 2 (b) e 3(c)





Fonte: A Autora (2020).

Figura 75 - Chuva corrigida pelo método Linear, 25 membros do Modelo CFS, período seco



Fonte: A Autora (2020).

4.5 ANÁLISE DA RELAÇÃO ENTRE VARIÁVEIS CLIMÁTICAS, A CHUVA MÉDIA E VAZÃO NA BACIA

A seguir serão apresentadas as análises estatísticas das informações. Trabalhou-se com dados médios mensais, no período de 1982 a 2017, que corresponde aos dados meteorológicos disponíveis.

4.5.1 Representação básica dos dados – Informações gerais e correlação

Com o objetivo de melhor caracterizar a ordem de grandeza, a Tabela 23 apresenta a média, valor mínimo, máximo e desvio padrão das variáveis em análise. A simbologia utilizada das variáveis climáticas foi detalhada no Item 3 (metodologia). P_UTM representa a chuva média na área de drenagem do reservatório de Três Marias, P_Inc1 representa a chuva média na área de drenagem entre o reservatório de Três Marias e o posto de São Romão, P_Inc2 representa a chuva média na área de drenagem entre o posto de São Romão e o posto de São Francisco, P_Inc3 representa a chuva média na área de drenagem entre o posto de São Francisco e o reservatório de Sobradinho, Nat_UTM representa a vazão natural do reservatório de Três Marias e Nat_Inc, a vazão incremental natural ao reservatório de Sobradinho.

Tabela 23 - Informações gerais das variáveis em análise

Variável	Média	Mínimo	Máximo	Desv Padrão
SOI_norm	0,0	-3,6	2,9	1,0
NATL	26,9	24,8	28,9	1,0
SATL	25,0	22,3	27,9	1,5
TROP	27,8	26,8	29,3	0,5
NINO1+2	23,3	18,6	29,2	2,4
NINO3	26,0	23,0	29,1	1,4
NINO4	28,6	26,4	30,3	0,8
NO3,4	27,1	24,3	29,6	1,1
PDO	-0,2	-3,1	2,4	1,1
P_UTM	108,8	0,0	508,1	107,8
P_Inc1	84,8	0,0	477,8	94,4
P_Inc2	77,0	0,0	558,9	96,2
P_Inc3	71,0	0,0	544,6	84,0
Nat_UTM	655,5	40,0	3744,0	631,7
Nat_Inc	1556,3	167,0	10504,0	1240,6

Fonte: A Autora (2020).

4.5.1.1 Correlação

A matriz de correlação, Tabela 24, mostra como as variáveis climáticas estão relacionadas com as precipitações de Três Marias, São Romão e São Francisco, além das vazões naturais a Três Marias e Incremental a Sobradinho, destacando a correlação acima de 0,2 (correlação fraca de 0,2 a 0,39).

Em relação à precipitação na área de drenagem de Três Marias e São Romão, observa-se que tem uma boa correlação com as temperaturas no Atlântico Norte e Sul para o período analisado, que vai de 1982 a 2017. Também tem uma boa correlação com a temperatura do Pacífico na região NINO1+2, NINO4 e NINO3,4. Contudo, todas essas correlações são inferiores a 0,3.

Já em relação à precipitação na área de drenagem de São Francisco, observa-se que tem também uma boa correlação com as mesmas variáveis climáticas bem correlacionadas com a chuva de Três Marias e São Romão (temperaturas no Atlântico Norte e Sul, temperatura do Pacífico na região NINO1+2, NINO4 e NINO3,4). Contudo, observa-se que a correlação é de valores bem menores. Teve um pequeno aumento na correlação com a temperatura do Pacífico na região NINO3.

Em relação à precipitação na área de drenagem compreendida entre o posto de São Francisco e o reservatório de Sobradinho, observa-se que tem também uma boa correlação com as mesmas variáveis climáticas bem correlacionadas com a chuva de Três Marias, São Romão e São Francisco (temperaturas no Atlântico Norte e Sul, temperatura do Pacífico na região NINO1+2, NINO4 e NINO3,4).

Destaca-se que a correlação do NINO1+2 com as variáveis de chuva e vazão da área em análise tem sinal contrário da correlação das demais áreas do NINO, excessão apenas para a correlação da variável NINO3 com as vazões de naturais a Três Marias e as vazões incrementais a Sobradinho. Em termos absolutos, observa-se que as vazões naturais a Três Marias e a vazão Incremental a Sobradinho têm maior correlação com as variáveis relacionadas ao oceano Atlântico que as variáveis relacionadas ao oceano Pacífico.

Tabela 24 - Matriz de correlação das variáveis climáticas, chuva e vazão em análise

T	SOI_norm	NATL	SATL	TROP	NINO1+2	NINO3	NINO4	NO3,4	PDO	P_UTM	P_INC1	P_INC2	P_INC3	Nat_UTM	Nat_INC
SOI_norm	1.00	0.01	0.07	-0.28	-0.19	-0.47	-0.66	-0.67	-0.42	-0.02	-0.03	-0.03	-0.01	-0.02	-0.05
NATL		1.00	-0.84	-0.48	-0.77	-0.48	0.24	-0.11	-0.19	-0.28	-0.25	-0.19	-0.26	-0.52	-0.60
SATL			1.00	0.73	0.82	0.58	-0.22	0.17	0.13	0.21	0.19	0.16	0.25	0.43	0.50
TROP				1.00	0.75	0.87	0.36	0.69	0.28	-0.03	-0.03	-0.02	0.03	0.14	0.19
NINO1+2					1.00	0.79	-0.01	0.41	0.30	0.25	0.21	0.16	0.23	0.49	0.51
NINO3						1.00	0.45	0.86	0.38	-0.09	-0.11	-0.13	-0.08	0.17	0.20
NINO4							1.00	0.81	0.33	-0.21	-0.21	-0.18	-0.20	-0.24	-0.20
NO3,4								1.00	0.40	-0.22	-0.23	-0.22	-0.21	-0.07	-0.04
PDO									1.00	0.07	0.04	0.03	0.04	0.10	0.13
P_UTM										1.00	0.93	0.84	0.79	0.74	0.51
P_INC1											1.00	0.93	0.89	0.68	0.49
P_INC2												1.00	0.92	0.60	0.42
P_INC3													1.00	0.57	0.45
Nat_UTM														1.00	0.57
Nat_INC															1.00

Fonte: A Autora (2020).

A Tabela 25 e a Figura 76 mostram uma análise da relação da chuva média de Três Marias com as diversas variáveis climáticas em análise sem defasagem temporal (T), com defasagem

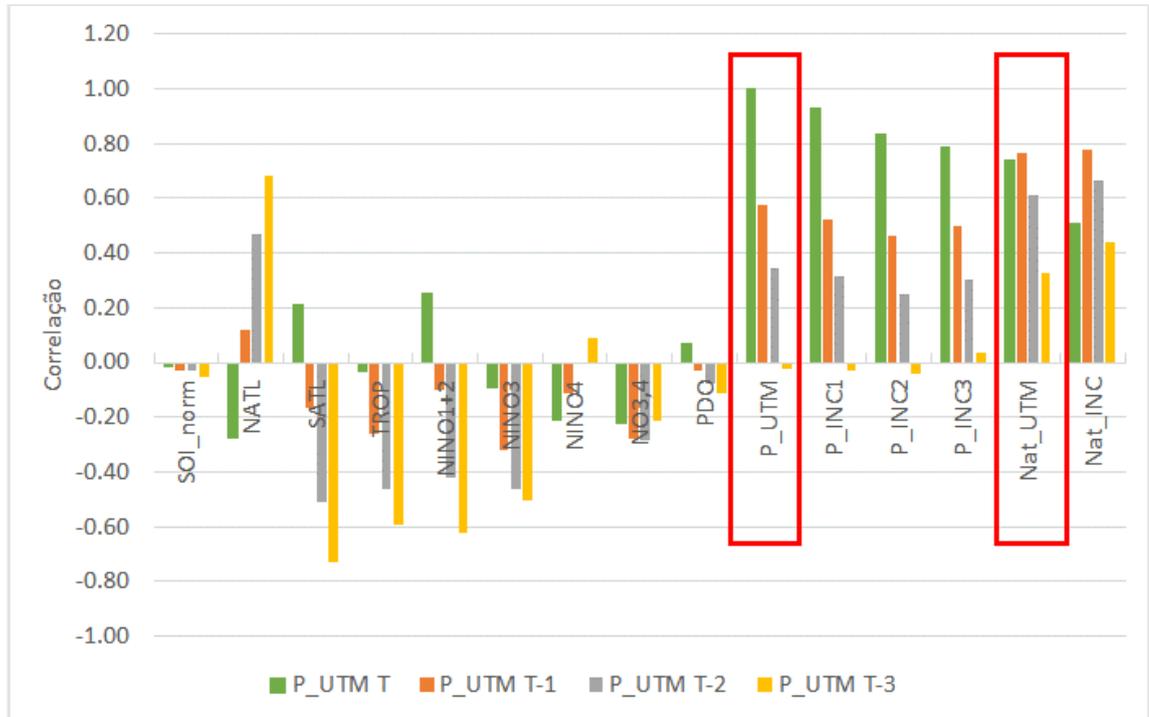
temporal de 1 mês (T-1), de 2 meses (T-2) e de 3 meses (T-3). Nelas observa-se que, em módulo absoluto, para a maioria das variáveis, quando aumenta-se a defasagem temporal a correlação das variáveis aumenta. As variáveis mais bem correlacionadas (acima de 0,2) no seu respectivo tempo serão destacadas em vermelho na Tabela 25. A variável SOI em nenhuma das defasagens tem boa correlação com a chuva média de Três Marias, assim como a PDO. Destaca-se que a correlação com a chuva média da Incremental 1 e 2 é positiva até o T-2. Depois desse tempo, a partir de T-3, a correlação passa a ser negativa. A correlação com a chuva média da Incremental 3 é alta também até o tempo T-2. No tempo T, destaca-se a correlação positiva da variável SATL e NINO1+2. Nesse mesmo tempo T, destaca-se a correlação negativa dessa chuva média de Três Marias com as variáveis NATL, NINO4 e NINO3,4. Em relação a correlação com a própria chuva média de Três Marias em outras defasagens, observa-se uma alta correlação ainda nos tempos T-1 (0,58) e T-2 (0,34). Em relação a correlação com a vazão natural de Três Marias, como era de se esperar, observa-se uma alta correlação (0,74) no tempo T, reduzindo nos tempos T-1, T-2 e T-3.

Tabela 25 - Correlação da chuva média de Três Marias com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3

Variável	P_UTM			
	T	T-1	T-2	T-3
SOI_norm	-0,02	-0,03	-0,03	-0,05
NATL	-0,28	0,12	0,47	0,68
SATL	0,21	-0,17	-0,51	-0,73
TROP	-0,03	-0,26	-0,46	-0,59
NINO1+2	0,25	-0,10	-0,42	-0,62
NINO3	-0,09	-0,32	-0,46	-0,50
NINO4	-0,21	-0,12	-0,01	0,09
NINO3,4	-0,22	-0,28	-0,28	-0,21
PDO	0,07	-0,03	-0,08	-0,11
P_UTM	1,00	0,58	0,34	-0,02
P_Inc1	0,93	0,52	0,31	-0,03
P_Inc2	0,84	0,46	0,25	-0,04
P_Inc3	0,79	0,50	0,30	0,03
Nat_UTM	0,74	0,76	0,61	0,33
Nat_Inc	0,51	0,78	0,67	0,44

Fonte: A Autora (2020).

Figura 76 - Correlação da chuva média de Três Marias com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3



Fonte: A Autora (2020).

A Tabela 26 e a Figura 77 mostram uma análise da relação da chuva média na incremental 1 com as diversas variáveis climáticas em análise sem defasagem temporal (T), com defasagem temporal de 1 mês (T-1), de 2 meses (T-2) e de 3 meses (T-3). Nelas também se observa que, em módulo absoluto, para a maioria das variáveis, quando aumentamos a defasagem temporal a correlação das variáveis aumenta. As variáveis mais bem correlacionadas (acima de 0,2) no seu respectivo tempo estão destacadas em vermelho na Tabela 26. A variável SOI em nenhuma das defasagens tem boa correlação com a chuva da incremental 1, assim como a PDO. Destaca-se que a correlação com a chuva média de Três Marias e da Incremental 2 é positiva até o T-2. Depois desse tempo, a partir de T-3, a correlação passa a ser negativa. A correlação com a chuva média da Incremental 3 é alta também até o tempo T-2. No tempo T, destaca-se a correlação positiva da variável NINO1+2. Nesse mesmo tempo T, destaca-se a correlação negativa dessa chuva média da incremental 1 com as variáveis NATL, NINO4 e NINO3,4. Em relação a correlação com a própria chuva média da incremental 1 em outras defasagens, observa-se uma alta correlação ainda nos tempos T-1 (0,51) e T-2 (0,28). Em relação a correlação com a vazão incremental a Sobradinho, como era de se esperar, observa-se uma maior correlação (0,81) no tempo T-1, tendo em vista a distância e, conseqüentemente, o tempo de propagação entre a vazão que cai nessa incremental 1, como consequência da chuva,

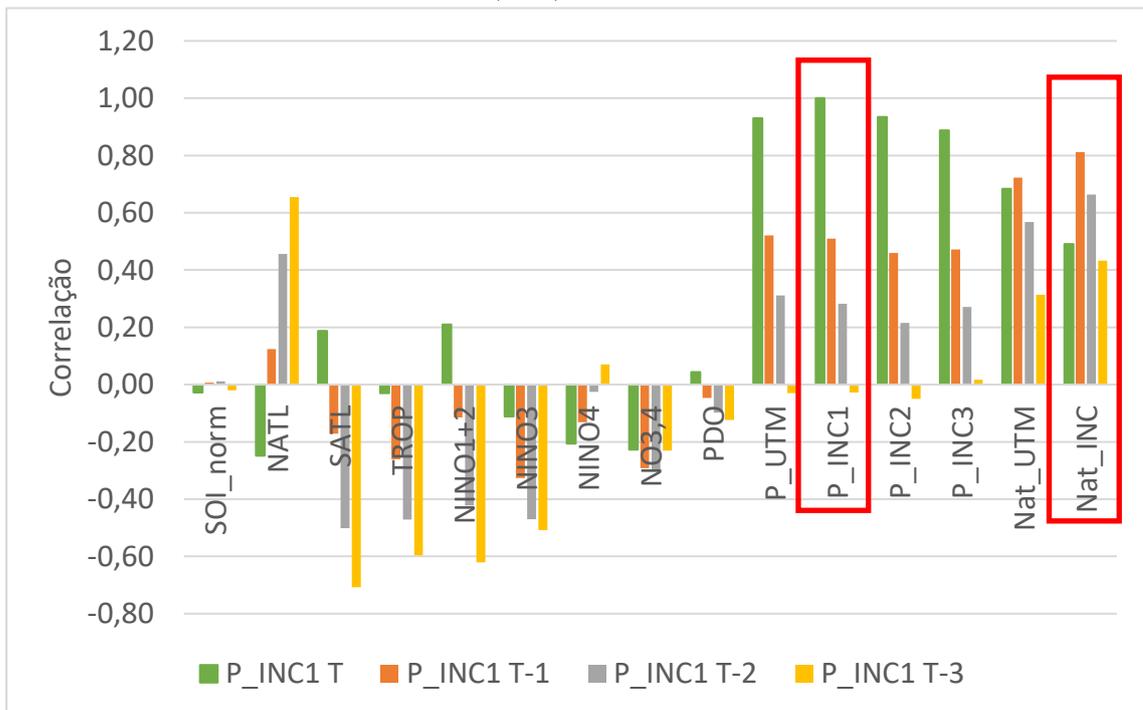
e o reservatório de Sobradinho. Após esse tempo T-1, a correlação vai reduzindo nos tempos T-2 e T-3.

Tabela 26 - Correlação da chuva média na Incremental 1 com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3.

Variável	P_INC1			
	T	T-1	T-2	T-3
SOI_norm	-0,03	0,01	0,01	-0,02
NATL	-0,25	0,12	0,46	0,65
SATL	0,19	-0,17	-0,50	-0,71
TROP	-0,03	-0,26	-0,47	-0,60
NINO1+2	0,21	-0,11	-0,42	-0,62
NINO3	-0,11	-0,33	-0,47	-0,51
NINO4	-0,21	-0,13	-0,02	0,07
NO3,4	-0,23	-0,29	-0,30	-0,23
PDO	0,04	-0,05	-0,10	-0,12
P_UTM	0,93	0,52	0,31	-0,03
P_Inc1	1,00	0,51	0,28	-0,03
P_Inc2	0,93	0,46	0,22	-0,05
P_Inc3	0,89	0,47	0,27	0,02
Nat_UTM	0,68	0,72	0,57	0,31
Nat_Inc	0,49	0,81	0,66	0,43

Fonte: A Autora (2020).

Figura 77 - Correlação da chuva média da Incremental 1 com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3.



Fonte: A Autora (2020).

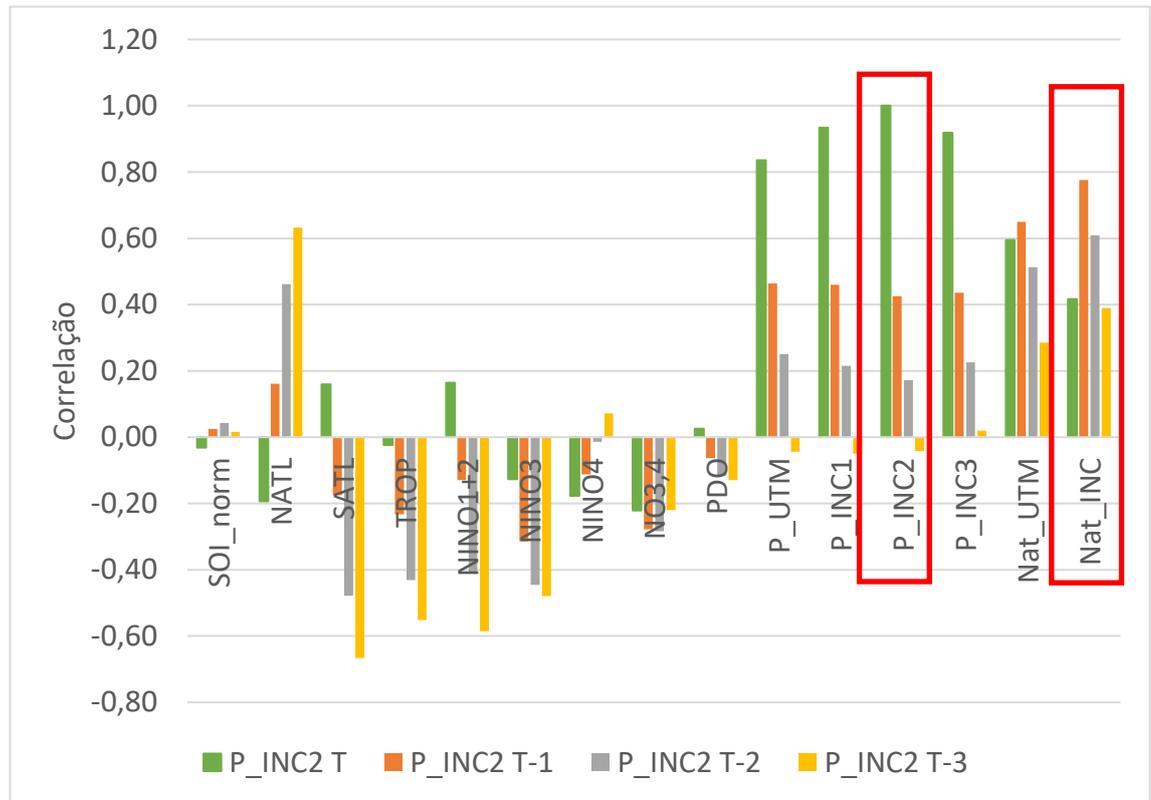
A Tabela 27 e a Figura 78 mostram uma análise da relação da chuva média na incremental 2 com as diversas variáveis climáticas em análise sem defasagem temporal (T), com defasagem temporal de 1 mês (T-1), de 2 meses (T-2), de 3 meses (T-3) e de 4 meses (T-4). Nelas também se observa que, em módulo absoluto, para a maioria das variáveis, quando aumentamos a defasagem temporal a correlação das variáveis aumenta. As variáveis mais bem correlacionadas (acima de 0,2) no seu respectivo tempo estão destacadas em vermelho na Tabela 27. A variável SOI em nenhuma das defasagens tem boa correlação com a chuva da incremental 2, assim como o NINO4 e a PDO. Destaca-se que a correlação com a chuva média de Três Marias e da Incremental 1 é positiva até o T-2. Depois desse tempo, a partir de T-3, a correlação passa a ser negativa. A correlação com a chuva média da Incremental 3 é alta também até o tempo T-2. No tempo T, destaca-se a correlação negativa dessa chuva média da incremental 2 com a variável NINO3,4. Em relação a correlação com a própria chuva média da incremental 2 em outras defasagens, observa-se uma alta correlação no tempo T-1 (0,43). Em relação a correlação com a vazão incremental a Sobradinho, novamente como era de se esperar, observa-se uma maior correlação (0,78) no tempo T-1, tendo em vista a distância e, conseqüentemente, o tempo de propagação entre a vazão que cai nessa incremental 1, como consequência da chuva, e o reservatório de Sobradinho. Após esse tempo T-1, a correlação vai reduzindo nos tempos T-2 e T-3.

Tabela 27 - Correlação da chuva média na Incremental 2 com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3

Variável	P_INC2			
	T	T-1	T-2	T-3
SOI_norm	-0,03	0,02	0,04	0,02
NATL	-0,19	0,16	0,46	0,63
SATL	0,16	-0,17	-0,48	-0,67
TROP	-0,02	-0,23	-0,43	-0,55
NINO1+2	0,16	-0,13	-0,41	-0,59
NINO3	-0,13	-0,32	-0,45	-0,48
NINO4	-0,18	-0,11	-0,01	0,07
NO3,4	-0,22	-0,28	-0,28	-0,22
PDO	0,03	-0,06	-0,12	-0,13
P_UTM	0,84	0,46	0,25	-0,04
P_Inc1	0,93	0,46	0,22	-0,05
P_Inc2	1,00	0,43	0,17	-0,04
P_Inc3	0,92	0,44	0,23	0,02
Nat_UTM	0,60	0,65	0,51	0,29
Nat_Inc	0,42	0,78	0,61	0,39

Fonte: A Autora (2020).

Figura 78 - Correlação da chuva média da Incremental 2 com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3



Fonte: A Autora (2020).

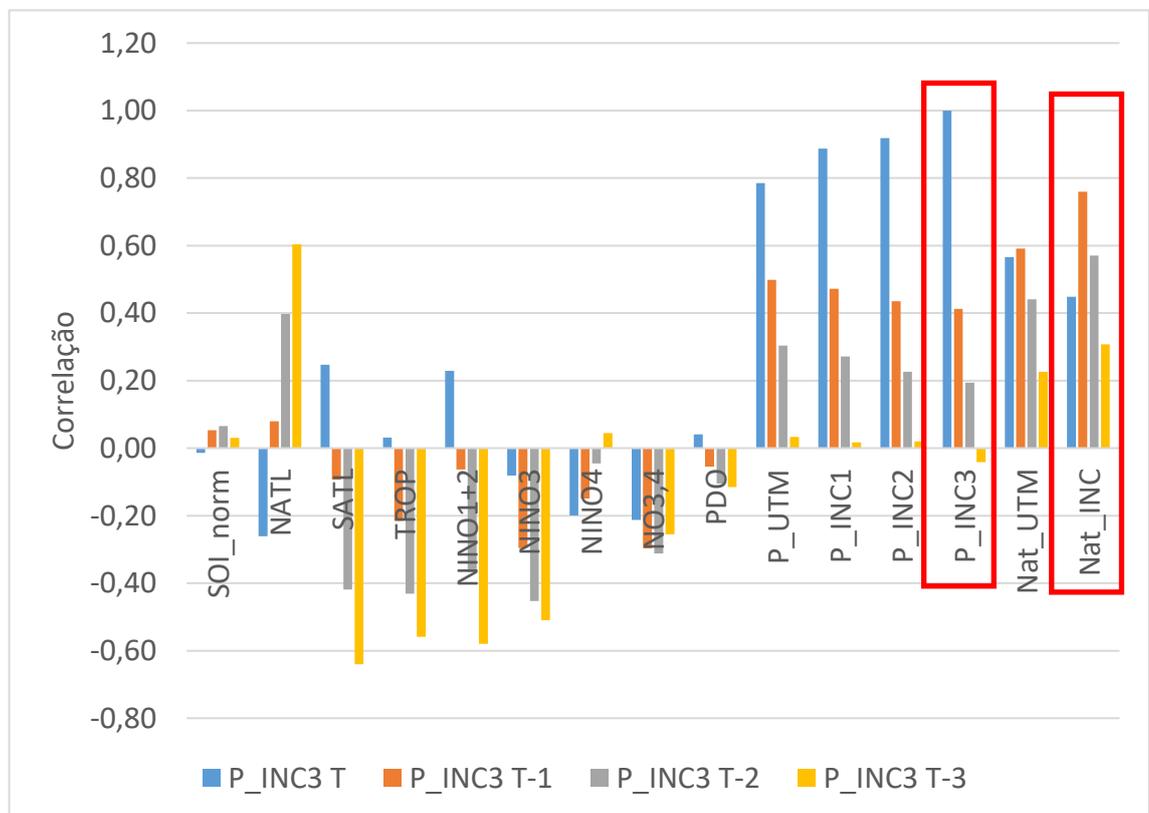
A Tabela 28 e a Figura 79 mostram uma análise da relação da chuva média na incremental 3 com as diversas variáveis climáticas em análise sem defasagem temporal (T), com defasagem temporal de 1 mês (T-1), de 2 meses (T-2), de 3 meses (T-3) e de 4 meses (T-4). As variáveis mais bem correlacionadas (acima de 0,2) no seu respectivo tempo também estão destacadas em vermelho na Tabela 28. A variável SOI em nenhuma das defasagens tem boa correlação com a chuva da incremental 3, assim como o NINO4 e a PDO. Destaca-se que a correlação com a chuva média de Três Marias e da Incremental 1 e da Incremental 2 é alta até o T-2 (acima de 0,2). A correlação com a própria chuva média da Incremental 3 é alta apenas no tempo T-1 (0,41). No tempo T, destaca-se a correlação negativa dessa chuva média da incremental 3 com a variável NATL e NO3,4. Destaca-se também a correlação positiva das variáveis SATL e NINO1+2. Em relação a correlação com a vazão incremental a Sobradinho, observa-se uma alta correlação em todos os tempos analisados, atingindo seu valor máximo no tempo T-1 e reduzindo nos tempos T-2 e T-3.

Tabela 28 - Correlação da chuva média na Incremental 3 com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3

Variável	P_INC3			
	T	T-1	T-2	T-3
SOI_norm	-0,01	0,05	0,07	0,03
NATL	-0,26	0,08	0,40	0,60
SATL	0,25	-0,09	-0,42	-0,64
TROP	0,03	-0,22	-0,43	-0,56
NINO1+2	0,23	-0,06	-0,37	-0,58
NINO3	-0,08	-0,30	-0,45	-0,51
NINO4	-0,20	-0,15	-0,05	0,04
NO3,4	-0,21	-0,30	-0,31	-0,26
PDO	0,04	-0,05	-0,10	-0,12
P_UTM	0,79	0,50	0,30	0,03
P_Inc1	0,89	0,47	0,27	0,02
P_Inc2	0,92	0,44	0,23	0,02
P_Inc3	1,00	0,41	0,19	-0,04
Nat_UTM	0,57	0,59	0,44	0,23
Nat_Inc	0,45	0,76	0,57	0,31

Fonte: A Autora (2020).

Figura 79 - Correlação da chuva média da Incremental 3 com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3



Fonte: A Autora (2020).

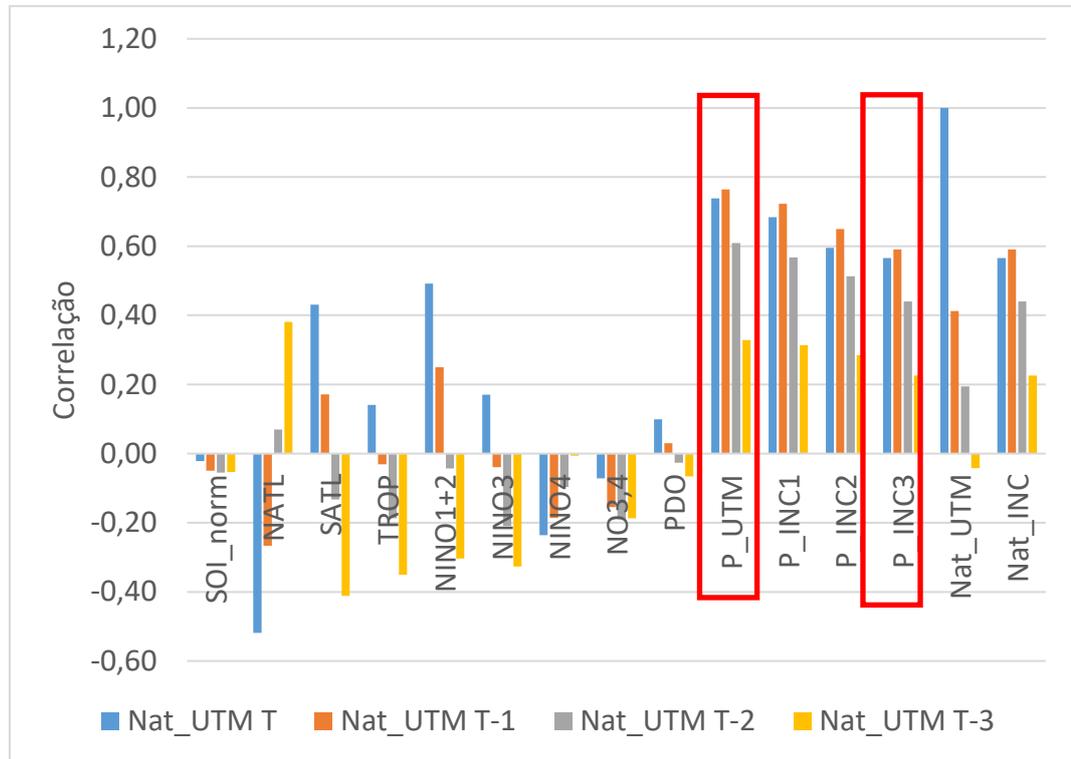
A Tabela 29 e a Figura 80 mostram uma análise da relação da vazão natural a Três Marias com as diversas variáveis climáticas em análise sem defasagem temporal (T), com defasagem temporal de 1 mês (T-1), de 2 meses (T-2) e de 3 meses (T-3). As variáveis mais bem correlacionadas (acima de 0,2) no seu respectivo tempo estão destacadas em vermelho na Tabela 29. As variáveis SOI, PDO e NO3,4 em nenhuma das defasagens tem boa correlação com a vazão natural a Três Marias. Destaca-se a boa correlação com a chuva média de Três Marias, com a Incremental 1, Incremental 2 e Incremental 3 em todas as defasagens analisadas. No tempo T, destaca-se a correlação positiva dessa vazão com a variável SATL e NINO1+2. Nesse mesmo tempo T, destaca-se a correlação negativa com as variáveis NATL e NINO4. Em relação a correlação com a própria vazão natural a Três Marias em outras defasagens, observa-se uma alta correlação no tempo T-1 (0,67) e T-2 (0,37). Em relação a correlação com a chuva média de Três Marias, como era de se esperar, os valores são altos para todas as defasagens analisadas, principalmente T, T-1 e T-2.

Tabela 29 - Correlação da vazão natural a Três Marias com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3

Variável	Nat_UTM			
	T	T-1	T-2	T-3
SOI_norm	-0,02	-0,05	-0,06	-0,05
NATL	-0,52	-0,27	0,07	0,38
SATL	0,43	0,17	-0,13	-0,41
TROP	0,14	-0,03	-0,19	-0,35
NINO1+2	0,49	0,25	-0,04	-0,30
NINO3	0,17	-0,04	-0,21	-0,33
NINO4	-0,24	-0,19	-0,10	-0,01
NO3,4	-0,07	-0,15	-0,19	-0,19
PDO	0,10	0,03	-0,03	-0,07
P_UTM	0,74	0,76	0,61	0,33
P_Inc1	0,68	0,72	0,57	0,31
P_Inc2	0,60	0,65	0,51	0,29
P_Inc3	0,57	0,59	0,44	0,23
Nat_UTM	1,00	0,41	0,19	-0,04
Nat_Inc	0,57	0,59	0,44	0,23

Fonte: A Autora (2020).

Figura 80 - Correlação da vazão natural a Três Marias com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3



Fonte: A Autora (2020).

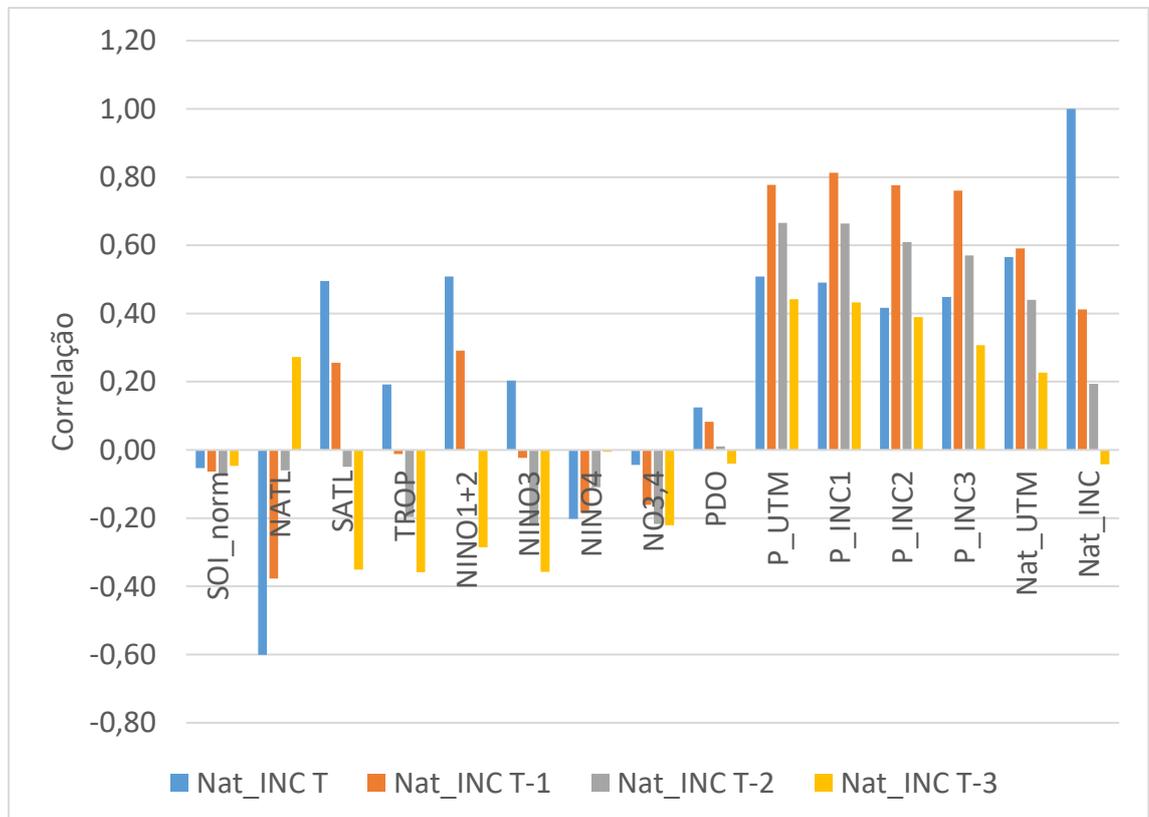
A Tabela 30 e a Figura 81 mostram uma análise da relação da vazão incremental a Sobradinho com as diversas variáveis climáticas em análise sem defasagem temporal (T), com defasagem temporal de 1 mês (T-1), de 2 meses (T-2) e de 3 meses (T-3). As variáveis mais bem correlacionadas (acima de 0,2) no seu respectivo tempo estão destacadas em vermelho na Tabela 30. As variáveis SOI e PDO em nenhuma das defasagens tem boa correlação com a vazão incremental a Sobradinho. Destaca-se a boa correlação com a chuva média de Três Marias, com chuva das Incrementais 1, 2 e 3 em todas as defasagens analisadas. No tempo T, destaca-se a correlação positiva dessa vazão com a variável SATL, NINO1+2 e NINO3. Nesse mesmo tempo T, destaca-se a correlação negativa com as variáveis NATL e NINO4. Em relação a correlação com a própria vazão incremental a Sobradinho em outras defasagens, observa-se uma alta correlação no tempo T-1 (0,70) e T-2 (0,37). Sua relação com as chuvas médias das incrementais 1 e 2 já foram discutidas anteriormente.

Tabela 30 - Correlação da vazão incremental a Sobradinho com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3

Variável	Nat_INC			
	T	T-1	T-2	T-3
SOI_norm	-0,05	-0,06	-0,07	-0,05
NATL	-0,60	-0,38	-0,06	0,27
SATL	0,50	0,26	-0,05	-0,35
TROP	0,19	-0,01	-0,20	-0,36
NINO1+2	0,51	0,29	0,00	-0,29
NINO3	0,20	-0,02	-0,22	-0,36
NINO4	-0,20	-0,18	-0,11	-0,01
NO3,4	-0,04	-0,16	-0,22	-0,22
PDO	0,13	0,08	0,01	-0,04
P_UTM	0,51	0,78	0,67	0,44
P_Inc1	0,49	0,81	0,66	0,43
P_Inc2	0,42	0,78	0,61	0,39
P_Inc3	0,45	0,76	0,57	0,31
Nat_UTM	0,57	0,59	0,44	0,23
Nat_Inc	1,00	0,41	0,19	-0,04

Fonte: A Autora (2020).

Figura 81 - Correlação da vazão Incremental a Sobradinho com as variáveis climáticas para defasagens de T, T-1, T-2 e T-3



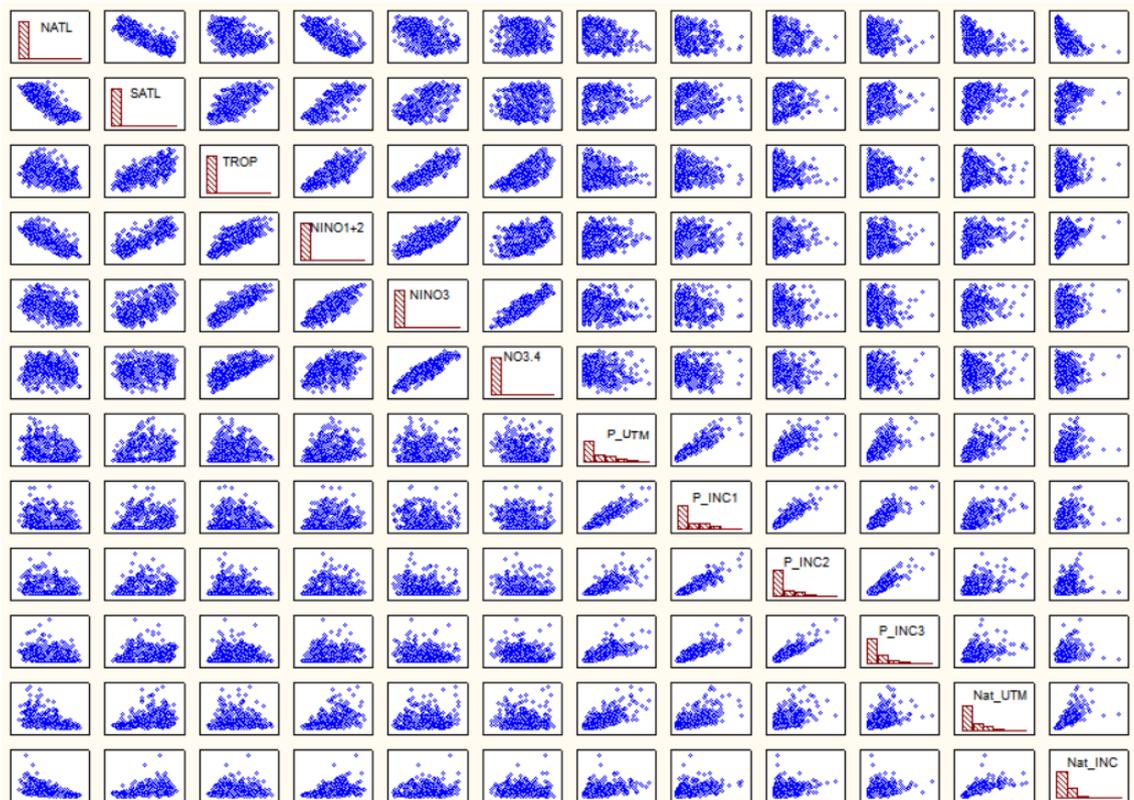
Fonte: A Autora (2020).

4.5.2 Análise de Componentes Principais - ACP

Foi efetuada uma Análise de Componentes Principais (ACP) com as séries em análise. Salienta-se que função dos resultados obtidos na análise de correlação das chuvas médias de Três Marias, Incremental 1, Incremental 2, Incremental 3 e das vazões a Três Marias e Sobradinho, foram excluídas das análises as variáveis SOI_norm, NINO4 e PDO. A Figura 82 mostra a matriz de correlação dessas variáveis que permaneceram na análise.

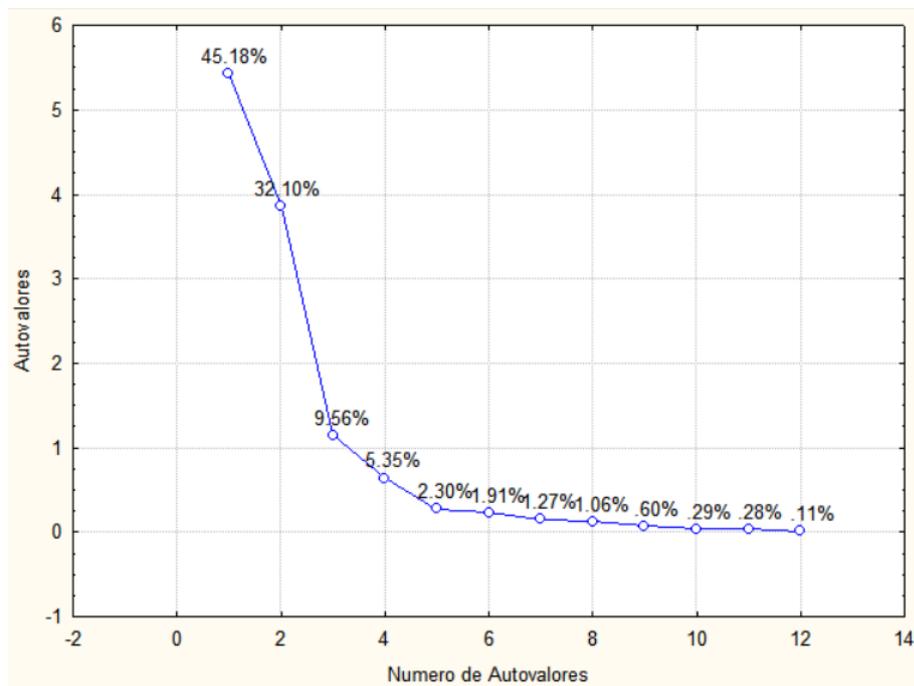
Foram necessárias cinco componentes para explicar 94,49% da variância da série, conforme mostrado na Figura 83. A Figura 84 mostra a relação da primeira e segunda variáveis, onde a componente CP1 explica 45,18% e a CP2 explica 32,10% da variância total da série. Como pode-se observar, as quatro variáveis de chuva e as duas variáveis de vazão estão em um mesmo quadrante, assim como as variáveis NINO4, NINO3,4, NINO3, TROP e SATL. A variável NATL está em um quadrante sozinho. A posição do quadrante é uma forma de mostrar a similaridade entre as variáveis.

Figura 82 - Matriz de correlação das variáveis que permaneceram na análise



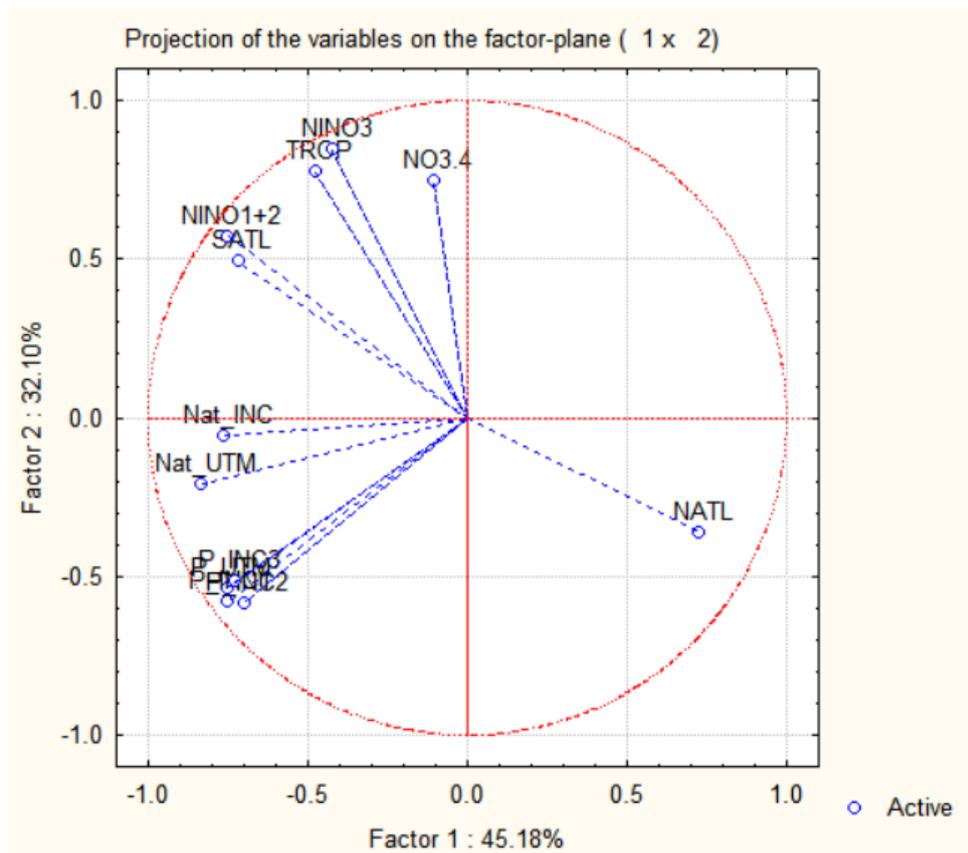
Fonte: A Autora (2020).

Figura 83 - Número de variáveis X Percentual de explicação da variância das séries - Análise de componentes principais



Fonte: A Autora (2020).

Figura 84 - Fator 1 x Fator 2 da análise de componentes principais, CP1 e CP2



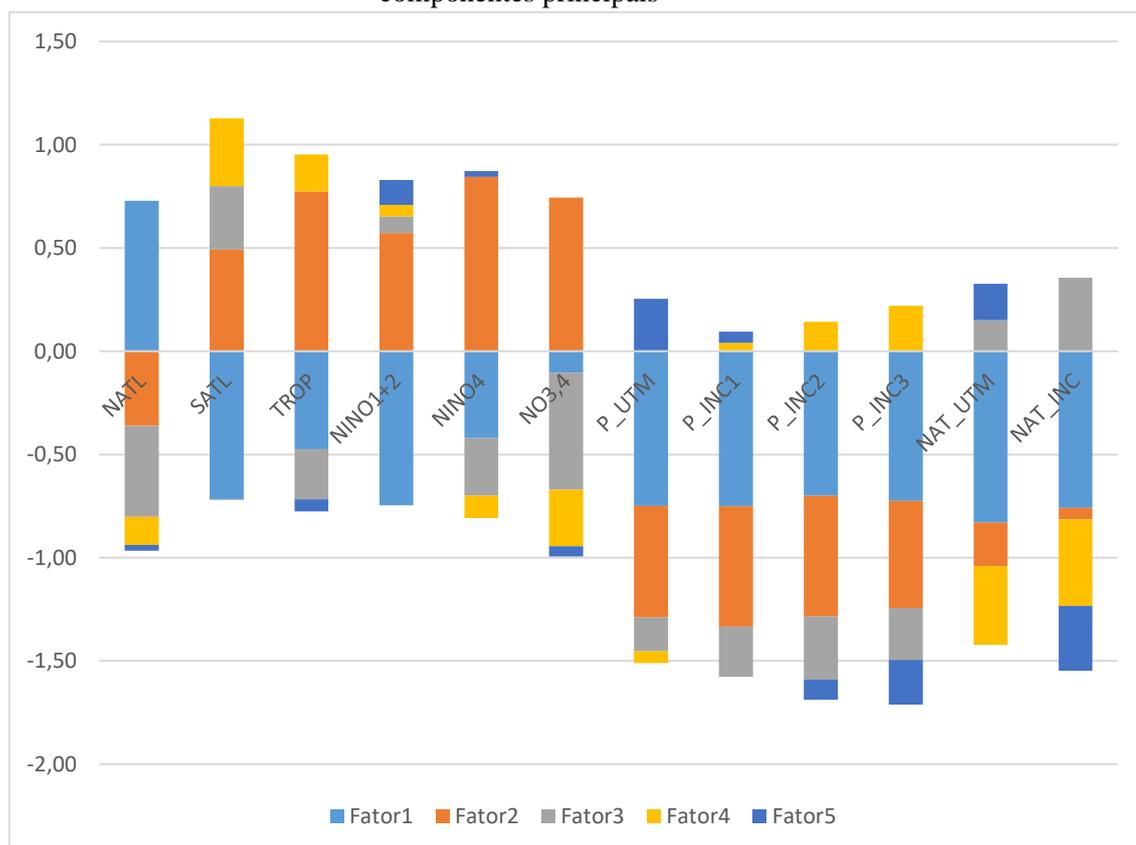
Fonte: A Autora (2020).

A Figura 85 e a Tabela 31 mostram a distribuição desses 5 fatores que explicam 94,49% da variância das séries. Para estes fatores, pode-se observar que as variáveis de chuva, em sua maioria, são explicadas pelas componentes 1, 2 e 3. Em termos das variáveis climáticas, a componente 1 está presente principalmente nas variáveis NATL, SATL, TROP, NINO 1+2, NINO4 (todos com grande parcela) e NINO3,4 (pequena parcela).

Já a componente 2, também está presente em todas as variáveis climáticas, sendo as variáveis TROP, NINO1+2, NINO4 e NINO3,4 as que têm maiores parcelas dessa variável. A componente 3, está presente principalmente nas variáveis NATL e NINO3,4.

Já em termos de vazão, nessa mesma Figura 85 e Tabela 31, pode-se observar que, em sua maioria, são explicadas pelas componentes 1 e 4, embora contenha todos os fatores explicativos. A componente 4 está presente principalmente nas variáveis SATL e NINO3,4.

Figura 85 - Distribuição gráfica dos fatores responsáveis pela variância das séries - análise de componentes principais



Fonte: A Autora (2020).

Tabela 31 - Distribuição numérica dos fatores responsáveis pela variância das séries - análise de componentes principais

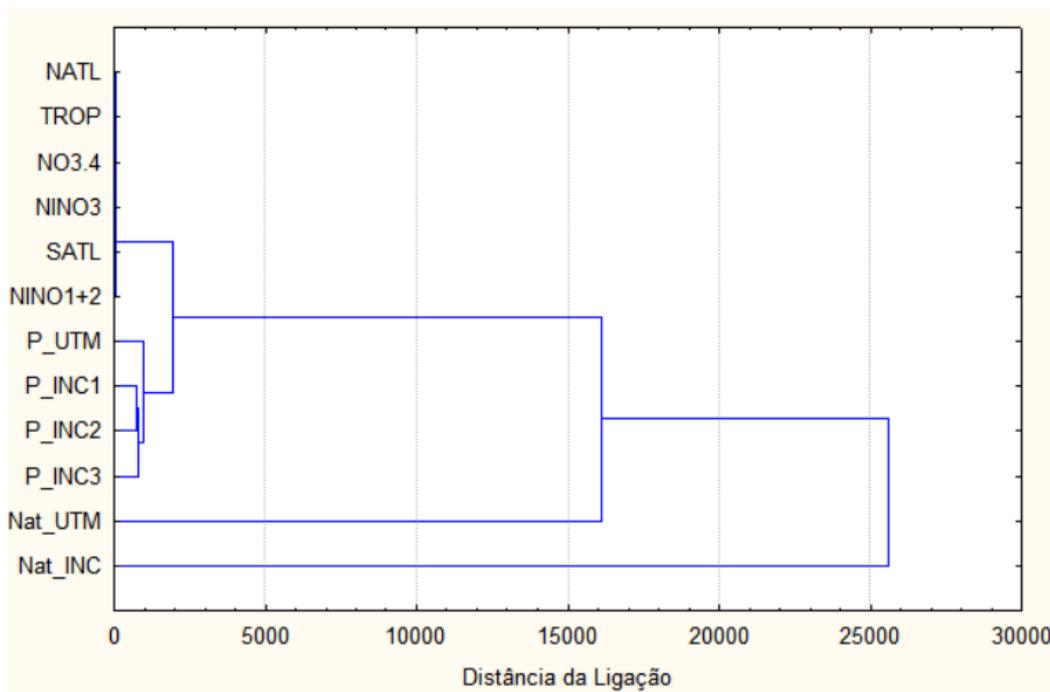
Variável	Fator1	Fator2	Fator3	Fator4	Fator5
NATL	0,73	-0,36	-0,44	-0,14	-0,03
SATL	-0,72	0,49	0,31	0,33	0,00
TROP	-0,48	0,77	-0,24	0,18	-0,06
NINO1+2	-0,75	0,57	0,08	0,06	0,12
NINO4	-0,42	0,84	-0,28	-0,11	0,03
NO3,4	-0,10	0,74	-0,57	-0,27	-0,05
P_UTM	-0,75	-0,54	-0,17	-0,06	0,25
P_Inc1	-0,75	-0,58	-0,24	0,04	0,05
P_Inc2	-0,70	-0,58	-0,31	0,14	-0,10
P_Inc3	-0,72	-0,52	-0,25	0,22	-0,22
NAT_UTM	-0,83	-0,21	0,15	-0,38	0,18
NAT_Inc	-0,76	-0,06	0,36	-0,42	-0,31

Fonte: A Autora (2020).

4.5.3 Dendograma

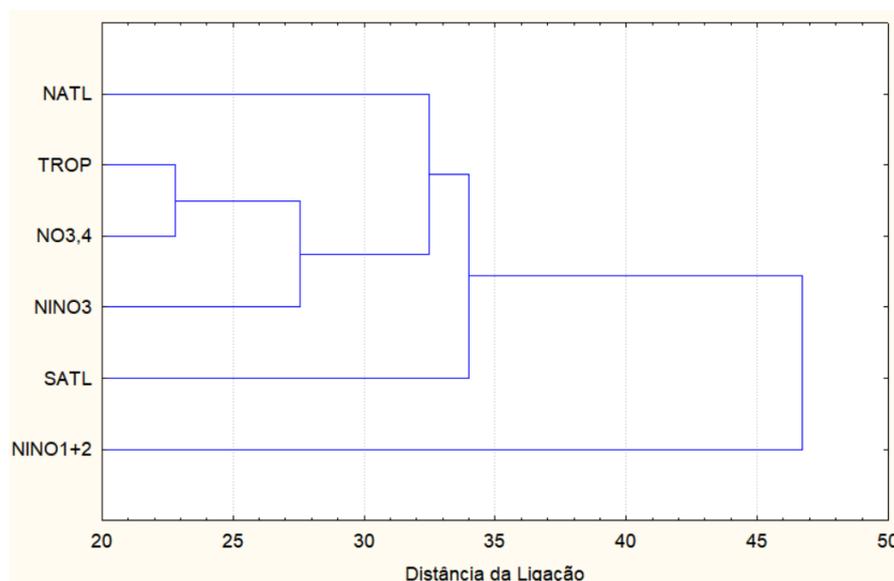
A Figura 86 mostra um dendograma das variáveis em análise (variáveis climáticas + chuva média dos trechos + vazão dos trechos). Nesta figura, pode-se observar claramente dois grupos de informações: um agrupamento com as três variáveis de chuva (Três Marias, São Romão, São Francisco e Sobradinho) agrupadas com as variáveis climáticas e outro com as variáveis de vazão: primeiramente a associação da vazão natural a Três Marias com o primeiro grupo explicitado anteriormente; depois a associação da vazão natural a Sobradinho com todas as informações em análise. Para facilitar a visualização do agrupamento das variáveis climáticas foi elaborado a Figura 87. Nesta última, pode-se observar também vários sub-grupos, destacando a ligação que a variável NINO1+2 faz com todas as outras variáveis climáticas em análise.

Figura 86 - Dendrograma das variáveis, distância euclidiana



Fonte: A Autora (2020).

Figura 87 - Dendrograma das variáveis, zoom nas variáveis climáticas, distância euclidiana



Fonte: A Autora (2020).

4.5.4 Histograma e box-plot

A Figura 88 mostra o histograma e o box-plot das variáveis TROP, NATL e SATL.

Observa-se no histograma que a TROP tem a maior parte dos seus dados na faixa de 27,0 e 28,8. O box-plot indica que a mediana dos valores é 27,76 e que 50% estão concentrados entre

27,41 e 28,23. Também indica que os valores máximo e mínimo são, respectivamente, 29,95 e 26,83.

Observa-se no histograma que a NATL tem a maior parte dos seus dados na faixa de 25 e 29. O box-plot indica que a mediana dos valores é 26,83 e que 50% dos dados estão concentrados entre 26 e 27,70. Também indica que os valores máximo e mínimo são, respectivamente, 28,92 e 24,79.

Observa-se no histograma que a SATL tem a maior parte dos seus dados na faixa de 22,5 e 27,5. O box-plot indica que a mediana dos valores é 24,90 e que 50% estão concentrados entre 23,58 e 26,42. Também indica que os valores máximo e mínimo são, respectivamente, 27,87 e 22,28.

Assim, a temperatura do Atlântico Norte é maior que a do Atlântico Sul.

A Figura 89 mostra o histograma e o box-plot das variáveis NINO1+2, NINO3 e NINO3,4.

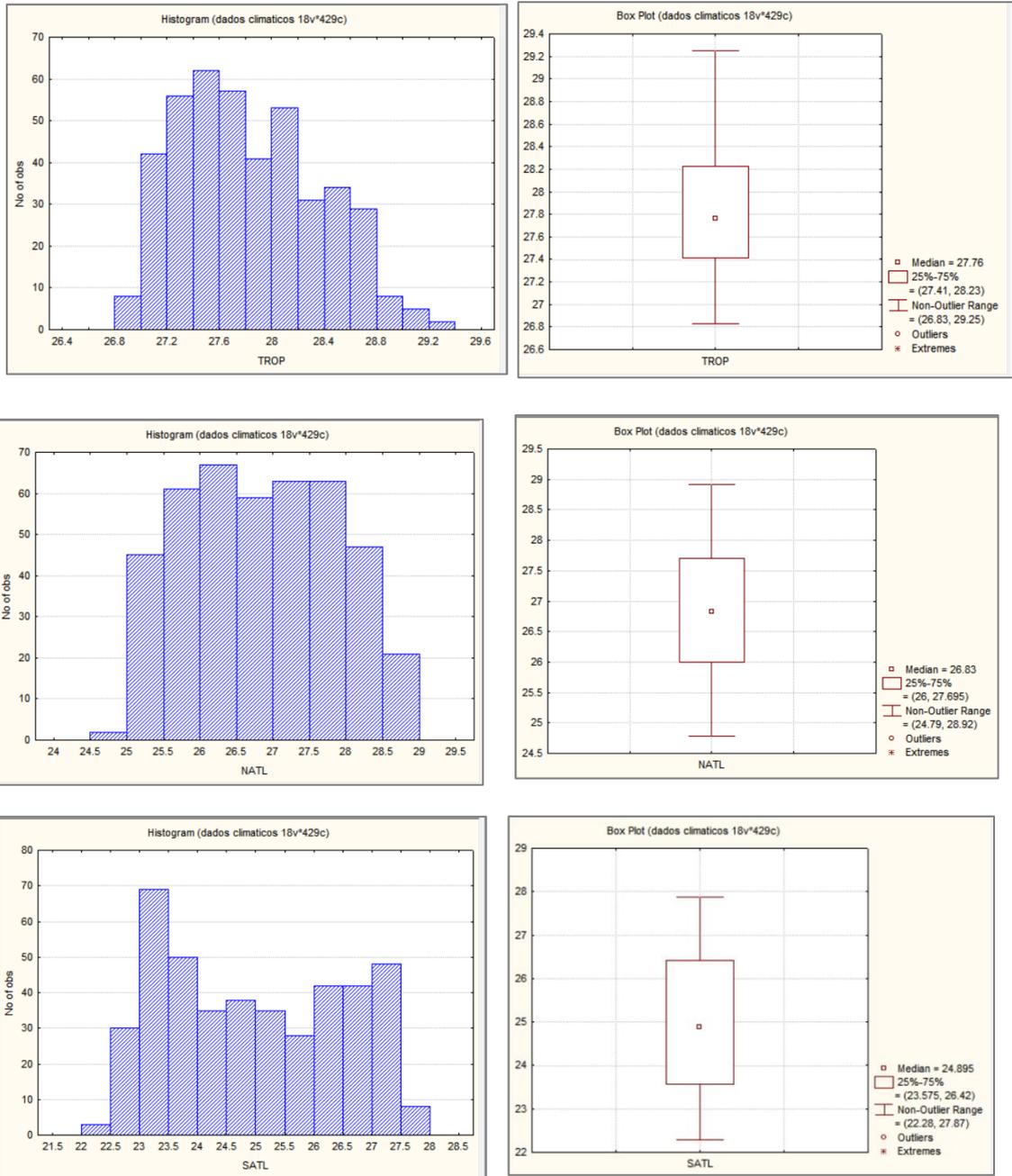
Observa-se no histograma que o NINO1+2 normalizado tem a maior parte dos seus dados na faixa de 19 e 27. O box-plot indica que a mediana dos valores é 23,00 e que 50% dos dados estão concentrados entre 21,18 e 25,37. Também indica que os valores máximo e mínimo são 29,15 e 18,57, respectivamente.

Observa-se no histograma que o NINO3 tem a maior parte dos seus dados na faixa de 24 e 28,5. O box-plot indica que a mediana dos valores é 25,92 e que 50% dos dados estão concentrados entre 24,88 e 27,00. Também indica que os valores máximo e mínimo são 29,14 e 23,03, respectivamente.

Observa-se no histograma que o NINO3,4 tem a maior parte dos seus dados na faixa de 25,5 e 29. O box-plot indica que a mediana dos valores é 27,10 e que 50% estão concentrados entre 26,34 e 27,84. Também indica que os valores máximo e mínimo são, respectivamente, 29,6 e 24,27.

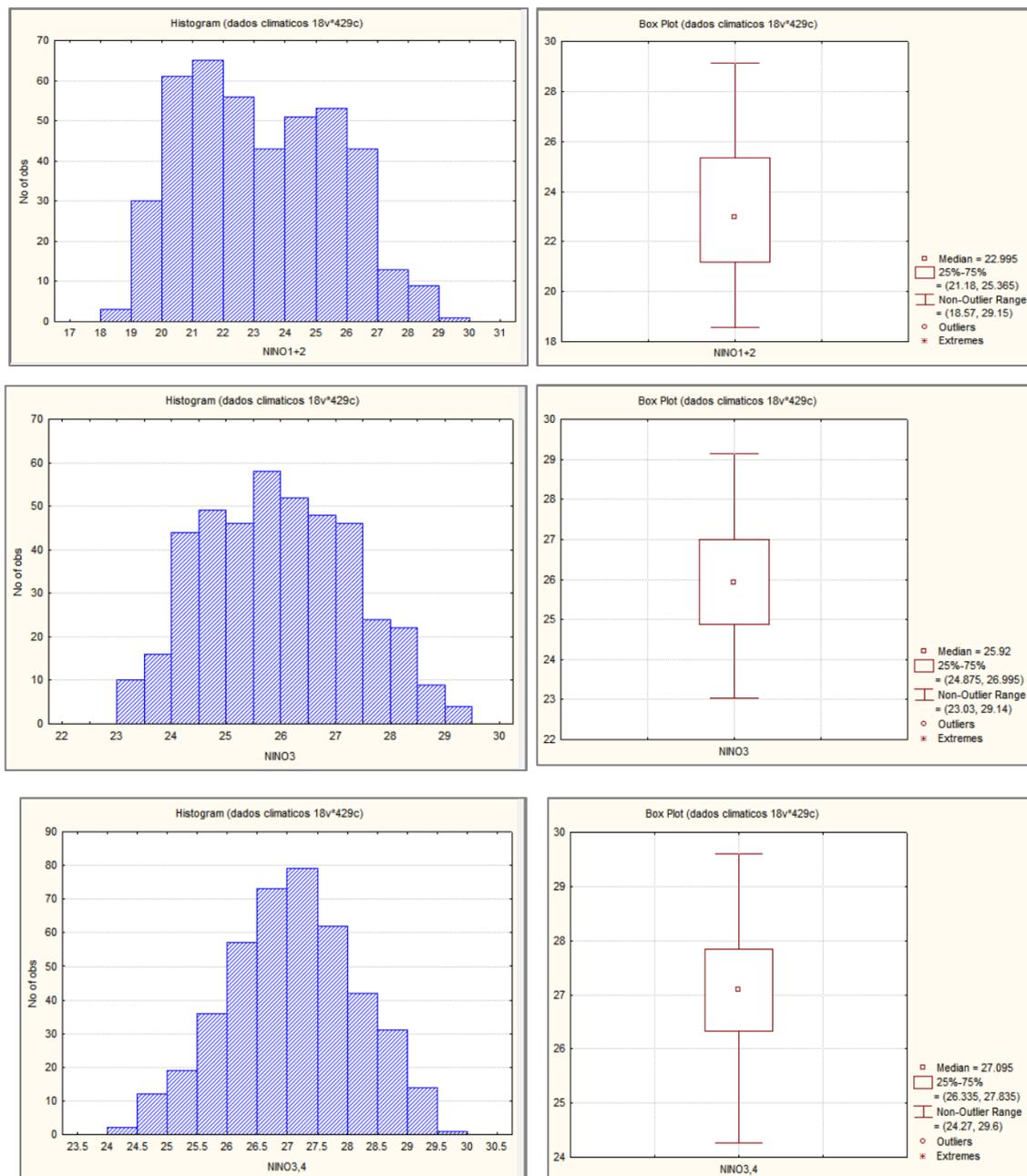
Assim, a temperatura do Pacífico na região NINO4 tem os maiores valores e na região NINO1+2 os menores valores, ficando as regiões NINO3 e NINO3,4 com temperaturas intermediárias. Ou seja, a temperatura vai reduzindo da região da esquerda para a região da direita.

Figura 88 - Histograma e Box-plot para as variáveis TROP (a), NATL (b) e SATL (c)



Fonte: A Autora (2020).

Figura 89 - Histograma e Box-plot para as variáveis NINO1+2 (a), NINO3 (b) e NINO3,4 (c)



Fonte: A Autora (2020).

A Figura 90 mostra o histograma e o box-plot das variáveis P_UTM, P_Inc1, P_Inc2, NAT_UTM e NAT_Inc.

Observa-se no histograma que a P_UTM tem a maior parte dos seus dados na faixa de -50 e 250. O box-plot indica que a mediana dos valores é 71,95 e que 50% dos dados estão concentrados entre 20,85 e 176,15. Também indica que os valores máximo e mínimo são, excluindo outliers, 398,6 e 0, respectivamente.

Observa-se no histograma que a P_Inc1 tem a maior parte dos seus dados na faixa de -50 e 250. O box-plot indica que a média dos valores é 46,6 e que 50% estão concentrados entre 5,85 e 140,65. Também indica que os valores máximo e mínimo são, excluindo outliers, 335,5 e 0, respectivamente.

Observa-se no histograma que a P_Inc2 tem a maior parte dos seus dados na faixa de -50 e 250. O box-plot indica que a mediana dos valores é 36,05 e que 50% estão concentrados entre 2,55 e 123,75. Também indica que os valores máximo e mínimo são, excluindo outliers e valores extremos, respectivamente, 303,3 e 0.

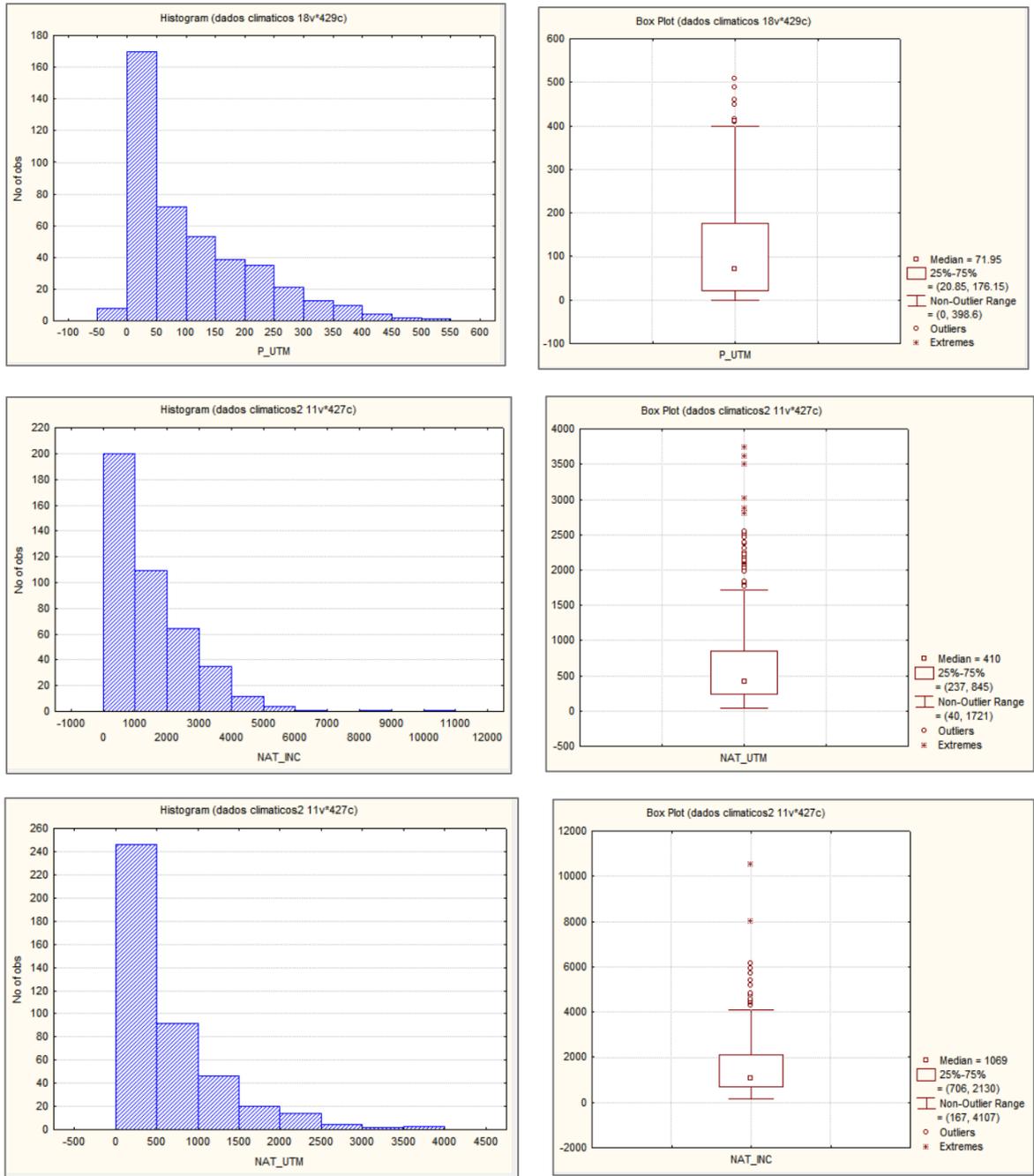
Observa-se no histograma que a P_Inc3 tem a maior parte dos seus dados na faixa de 0 e 200. O box-plot indica que a mediana dos valores é 38,17 e que 50% estão concentrados entre 2,88 e 114,97. Também indica que os valores máximo e mínimo são, excluindo outliers e valores extremos, respectivamente, 274,57 e 0.

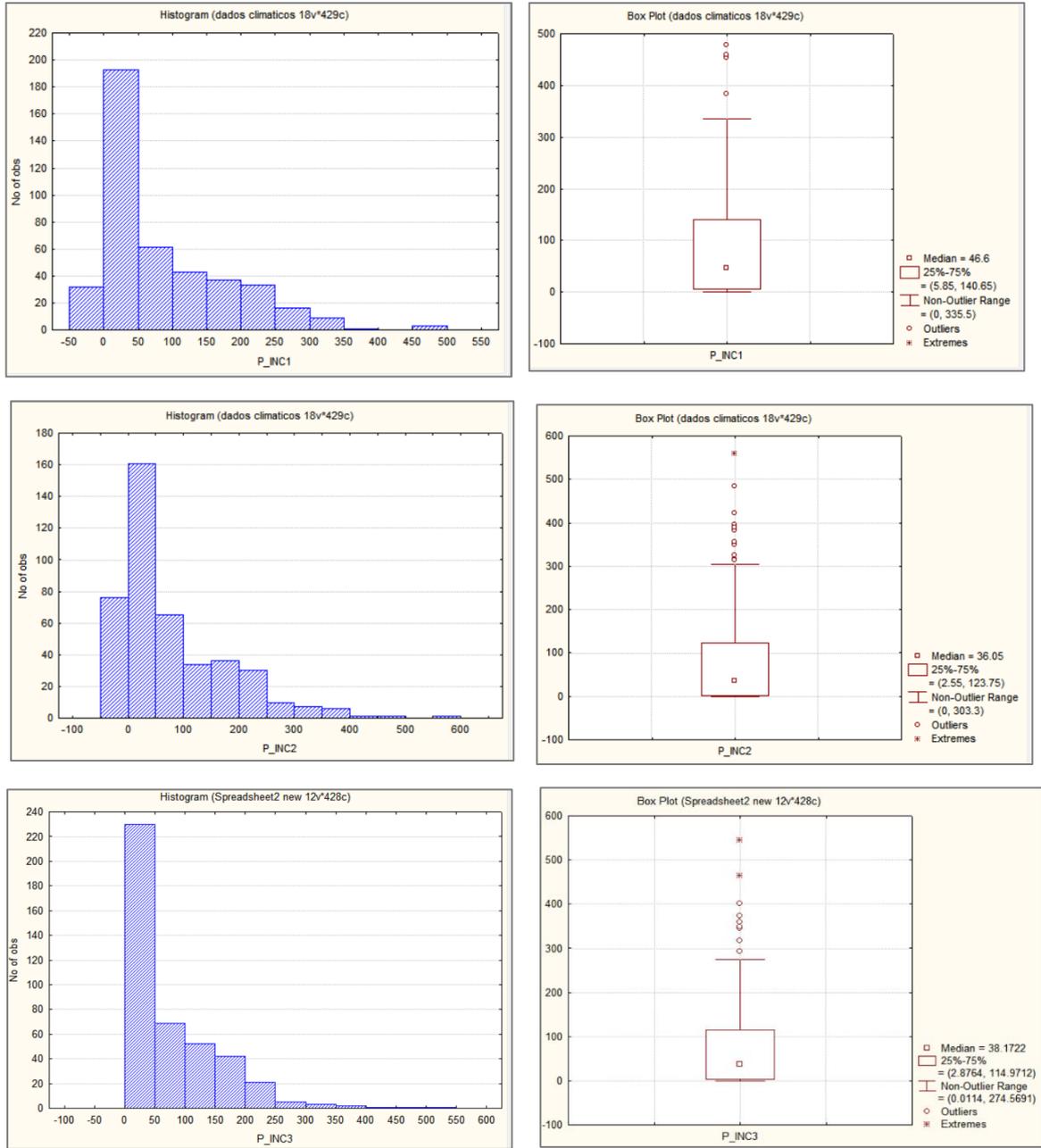
Observa-se no histograma que a NAT_UTM tem a maior parte dos seus dados na faixa de 0 e 2000. O box-plot indica que a mediana dos valores é 410 e que 50% estão concentrados entre 237 e 845. Também indica que os valores máximo e mínimo são, excluindo outliers e valores extremos, respectivamente, 40 e 1721.

Observa-se no histograma que a NAT_Inc tem a maior parte dos seus dados na faixa de 0 e 4000. O box-plot indica que a mediana dos valores é 1069 e que 50% estão concentrados entre 706 e 2130. Também indica que os valores máximo e mínimo são, excluindo outliers e valores extremos, respectivamente, 167 e 4107.

Analisando as informações da chuva, observa-se o decréscimo do trecho de montante para o de jusante.

Figura 90 - Histograma e box-plot do P_UTM, P_Inc1, P_Inc2, P_Inc3, NAT_UTM e NAT_Inc





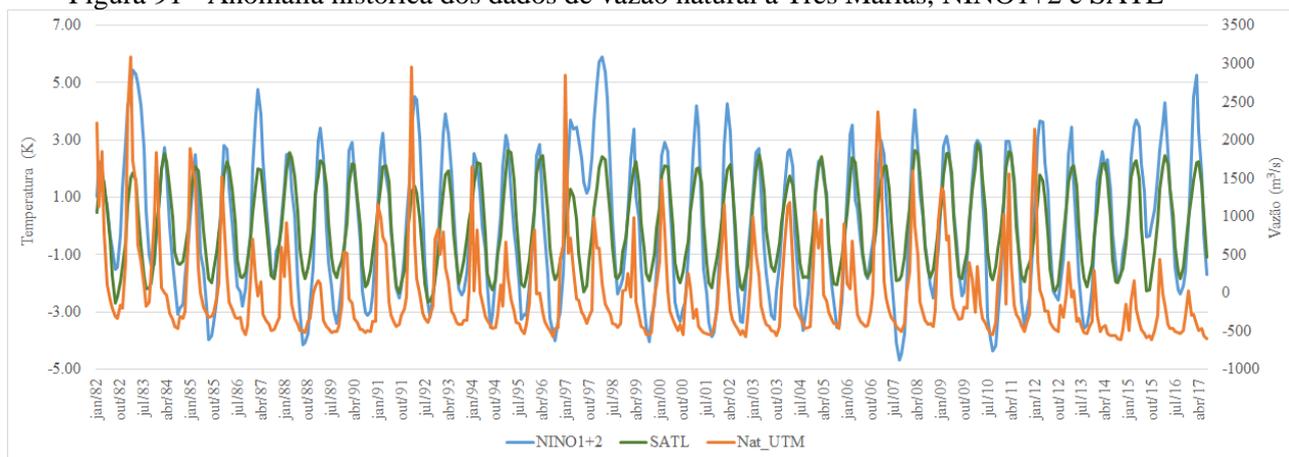
Fonte: A Autora (2020).

4.5.5 Disposição geral dos dados

A Figura 91 mostra a anomalia em relação à média dos dados de vazão natural a Três Marias e a Figura 92 a anomalia em relação à vazão incremental a Sobradinho e sua relação com as principais variáveis correlacionadas: a temperatura na área NINO1+2 e no Atlântico Sul. Observa-se que os ciclos de descida e subida dessas três variáveis são semelhantes. Também se observa que a amplitude da temperatura na região NINO1+2 é bem maior que a SATL.

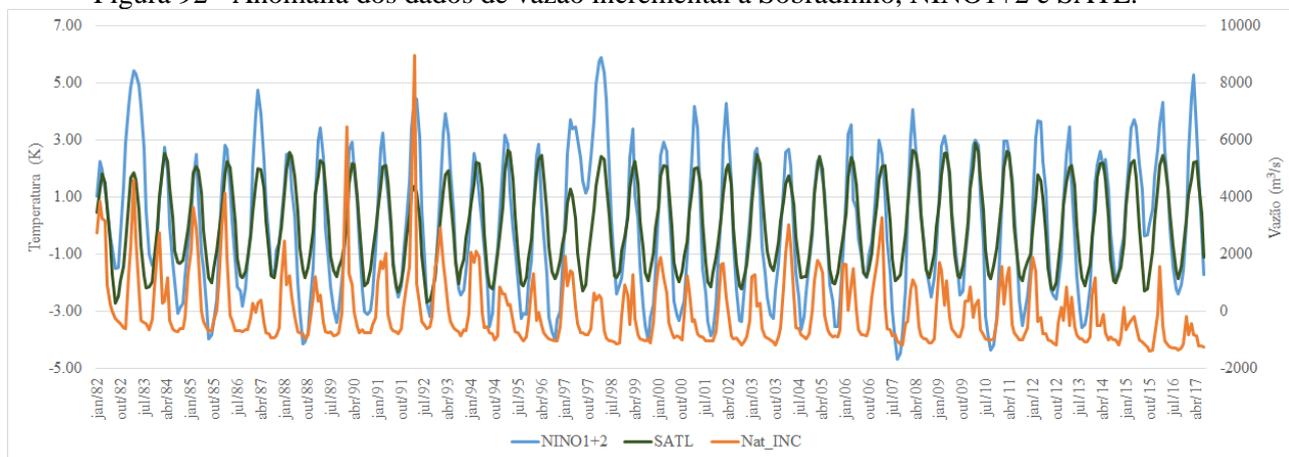
A vazão natural a Três Marias e a de vazão incremental a Sobradinho mostram a crise hídrica que a bacia do São Francisco vem passando desde o ano de 2012. Contudo, aparentemente não se observa qualquer grande variação histórica negativa nos dados do NINO1+2 e SATL, ao contrário, a temperatura NINO1+2 mostra um comportamento de ascensão nesse período de crise.

Figura 91 - Anomalia histórica dos dados de vazão natural a Três Marias, NINO1+2 e SATL



Fonte: A Autora (2020).

Figura 92 - Anomalia dos dados de vazão incremental a Sobradinho, NINO1+2 e SATL.



Fonte: A Autora (2020).

4.6 APLICAÇÃO DOS MODELOS CHUVA X VAZÃO

Abaixo será apresentado o detalhamento dos modelos chuva x vazão que serão utilizados nesse trabalho, aplicação essa que foi feita para os aproveitamentos de Três Marias e Sobradinho.

4.6.1 Aplicação para a previsão da vazão natural a Três Marias

Nesta seção será melhor detalhada o processo de calibração e aplicação dos modelos chuva x vazão ao aproveitamento de Três Marias.

4.6.1.1.1 Calibração

Na Tabela 32 observa-se as variáveis de entrada simuladas no período úmido para a previsão de vazões a Três Marias, onde t corresponde à variável no dia da previsão, t-1 com um mês de defasagem, t-2 com dois meses de defasagem, assim por diante.

Segue a relação dessas variáveis com a respectiva sigla adotada nesse trabalho:

- Variáveis climáticas: Temperatura do Atlântico Norte (NATL), Temperatura do Atlântico Sul (SATL), Temperatura de região conforme mostrado em Pinto *et al.* (2006): (TROP) e Temperatura em regiões do Pacífico (NINO 1+2, NINO3, NINO4, NINO3,4);
- Precipitação média na área de drenagem do reservatório de Três Marias (P_UTM);
- Vazão natural do reservatório de Três Marias ocorrida (Nat_UTM).

Tabela 32 - Variáveis de entrada consideradas na rede neural MLP

Caso	Num Entradas	Variáveis								
Simul1	8	NATL	SATL	TROP	NINO1+2	NINO3	NINO4	NO3,4	P_UTM	
		t-1	t-1	t-1	t-1	t-1	t-1	t-1	t-1	
Simul2	18	NATL	NATL	SATL	SATL	TROP	TROP	NINO1+2	NINO1+2	NINO3
		t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2
		NINO3	NINO4	NINO4	NO3,4	NO3,4	P_UTM	P_UTM	Nat_UTM	Nat_UTM
		t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1
Simul3	4	P_UTM	P_UTM	Nat_UTM	Nat_UTM					
		t-2	t-1	t-2	t-1					
Simul4	27	NATL	NATL	NATL	SATL	SATL	TROP	TROP	TROP	
		t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1
		NINO1+1	NINO1+2	NINO1+2	NINO2	NINO3	NINO3	NINO3	NINO4	NINO4
		t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1
		NO3,4	NO3,4	NO3,4	P_UTM	P_UTM	P_UTM	Nat_UTM	Nat_UTM	Nat_UTM
		t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1
Simul5	12	SATL	SATL	SATL	NINO1+1	NINO1+2	NINO1+2	P_UTM	P_UTM	P_UTM
		t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1
		Nat_UTM	Nat_UTM	Nat_UTM						
		t-3	t-2	t-1						

Fonte: A Autora (2020).

Foi utilizada uma camada escondida com 10 neurônios escondidos nessa camada.

A Tabela 33 mostra os desvios das previsões de vazões 1 mês a frente ao reservatório de Três Marias. Nessa tabela, pode-se observar que a Simulação 5, composta de uma seleção das mais bem correlacionadas variáveis climáticas, da chuva média ao reservatório e da própria vazão natural a Três Marias, todas com até 3 meses de defasagem, proporcionaram os melhores resultados. Comparando as simulações, destaca-se o efeito da incorporação da própria vazão natural a Três Marias. Observa-se que a Simulação 1, que não tem a vazão natural de Três

Marias como variável de entrada, teve resultados de muito baixa qualidade. Comparando as simulações 2 e 4 observa-se a importância de adicionar o instante t-3 nas variáveis da simulação. Comparando as simulações de 1 a 5 observa-se que a Simulação 5 foi a que conseguiu representar da melhor forma as vazões previstas, apresentando os melhores índices de desempenho, exceção para o MAPE, que a simulação 2 apresentou melhores resultados.

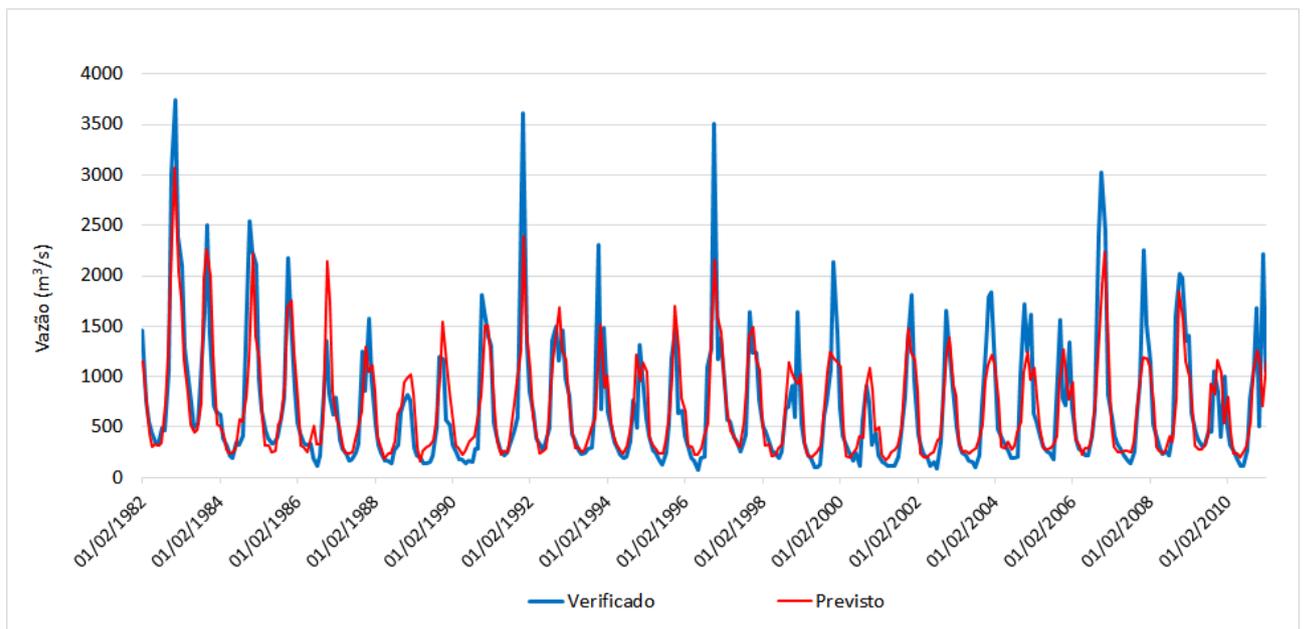
Tabela 33 - Resultados dos parâmetros estatísticos obtidos para as previsões 1 mês a frente ao reservatório de Três Marias

Simulação	EPMA (MAPE)	EP	EMA (MAD)	Nash	Nash-Log
Simul1	42,6	384	253	0,64	0,75
Simul2	34,3	360	219	0,69	0,80
Simul3	38,0	378	240	0,65	0,79
Simul4	35,7	331	211	0,73	0,80
Simul5	36,3	315	203	0,76	0,81

Fonte: A Autora (2020).

A Figura 93 mostra o gráfico previsto x verificado da Simulação 5, onde não se observa erro na defasagem da previsão. De uma forma geral, também se observa que a simulação representou bem as baixas vazões.

Figura 93 - Vazões verificadas x vazões previstas pela Simulação 5



Fonte: A Autora (2020).

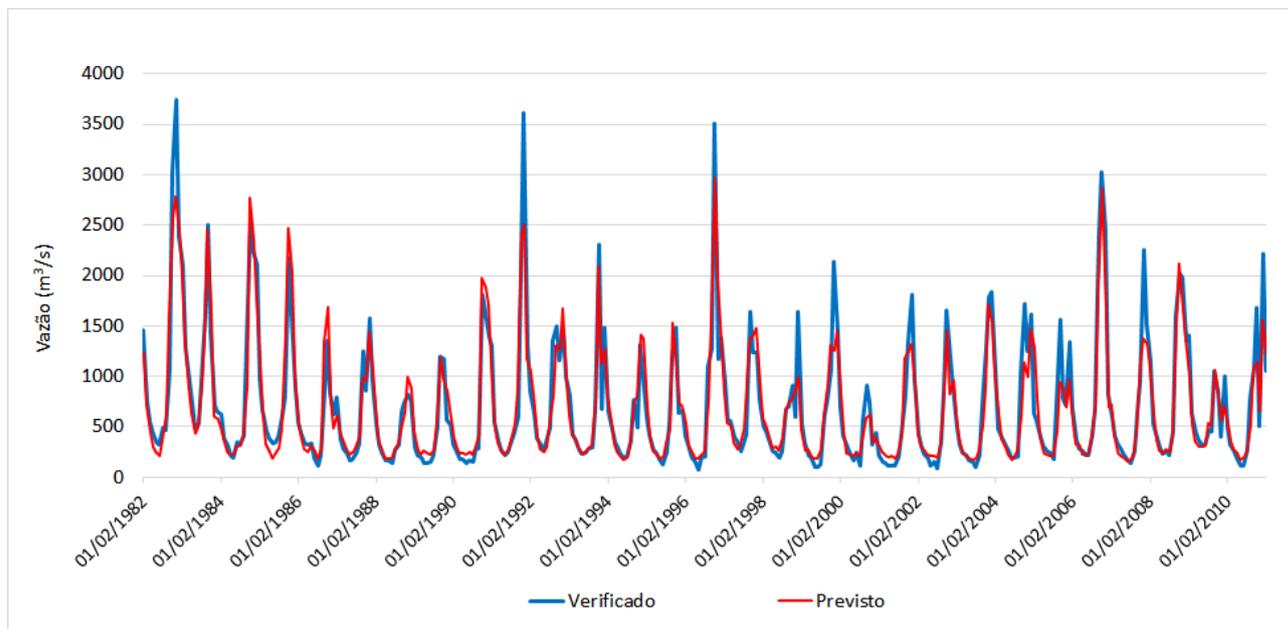
Para avaliar a contribuição da previsão de chuva, foram adicionadas as previsões climáticas do modelo CFS nas previsões de vazões 1 mês a frente ao reservatório de Três Marias. Essas previsões passaram pela correção de clima (média do período de 1982 a 2010), depois pela correção mensal, conforme mostrado no Item 4.4. Tendo em vista que não se observa erro sistemático nas previsões de chuva, inicialmente nas calibrações foi utilizada a chuva verificada do mês, representando a chuva perfeita. Com a adição dessa variável na Simulação 5, foram obtidos os resultados mostrados na Tabela 34 (Simulação 6) e representados na Figura 94.

Tabela 34 - Resultados dos parâmetros estatísticos da Simulação 6 que incorporam a chuva verificada

Simulação	EPMA (MAPE)	EP	EMA (MAD)	Nash	Nash-Log
Simul6	21,8	211	133	0,89	0,92

Fonte: A Autora (2020).

Figura 94 - Vazões verificadas x vazões previstas pela Simulação 6 que incorporam a chuva verificada

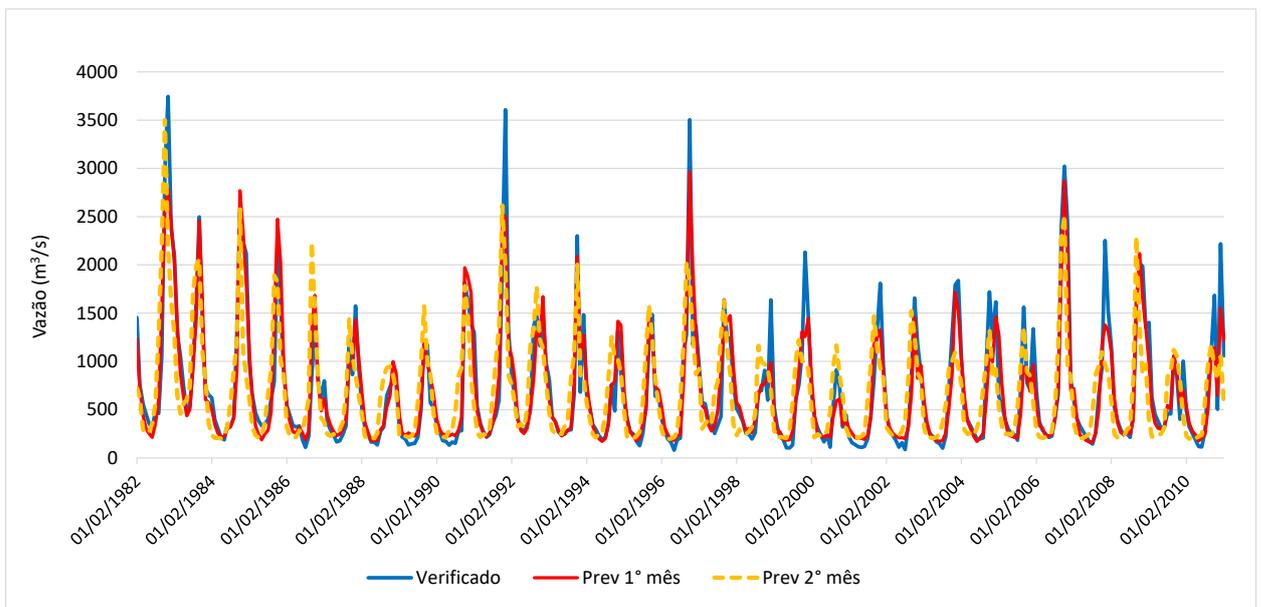


Fonte: A Autora (2020).

Comparando os resultados das simulações 5 e 6, observa-se claramente a melhora nas previsões, função da incorporação da chuva verificada em m+1 nas simulações. A título de exemplo, o Mape passou de 36,3% para 21,8% e o coeficiente de Nash saiu de 0,76 para 0,89. Comparando as Figuras 93 e 94, observa-se uma melhora substancial principalmente na previsão de vazões altas, exemplo para o período úmido de 1997.

Tomando como base a simulação 6, foi calibrada uma rede neural para efetuar previsões para o 2º mês, cujos resultados são apresentados na Figura 95, onde observa-se que as principais diferenças são observadas no pico das previsões de 1987 e 1997. Nos demais períodos não se observa diferenças substanciais nas vazões previstas. Salienta-se que nessas calibrações é utilizada a precipitação verificada e apenas para o período de dados de teste, de 2011 a 2016, são utilizadas a precipitação prevista.

Figura 95 - Vazões verificadas x vazões previstas dois meses à frente



Fonte: A Autora (2020).

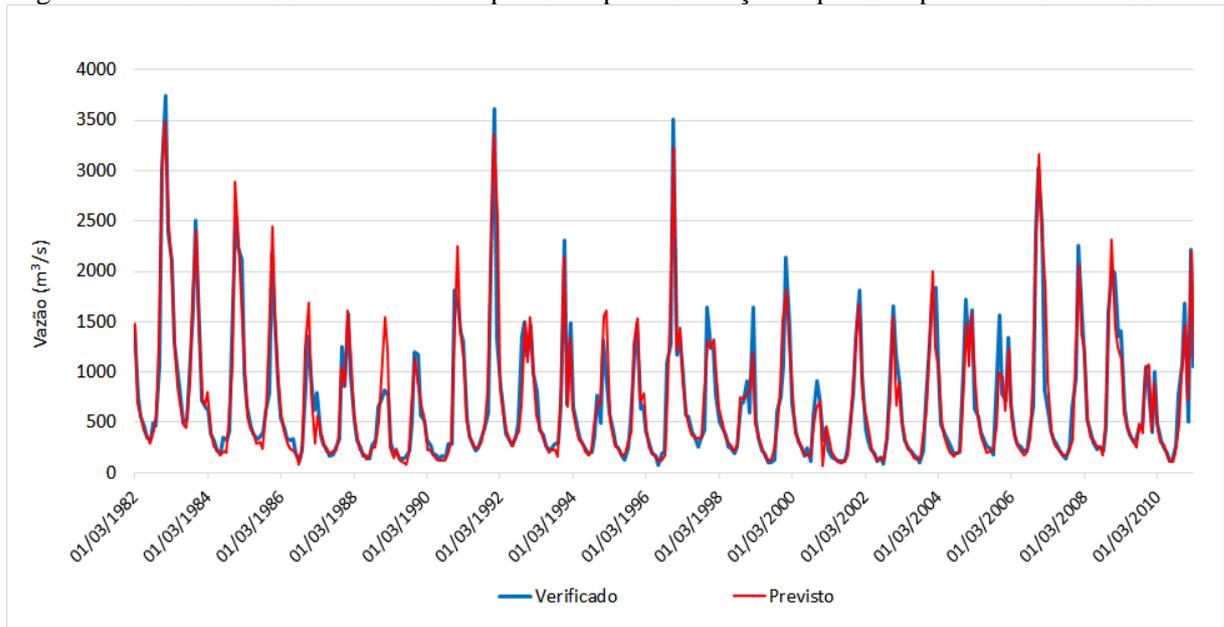
Visando melhorar ainda as previsões de vazões, seguindo metodologia para a previsão de vazões diárias mostrado em Gomes (2006), foram ajustadas duas redes neurais para as previsões um mês a frente: uma para o período úmido (novembro a abril) e outra para o período seco (maio a outubro). A Tabela 35 e a Figura 96 mostram os resultados obtidos tomando como base a Simulação 6. Comparando as simulações 6 e 7, destaca-se que esta última, com calibrações para o período úmido e seco separadamente, apresentou uma melhora de 5,8% no Mape, 31 m³/s no EP, 29 m³/s no MAD, 0,03 no coeficiente de Nash e 0,02 no coeficiente de Nash-Log.

Tabela 35 - Resultados dos parâmetros estatísticos da Simulação 7, com uma rede para o período úmido e outra para o seco

Simulação	EPMA (MAPE)	EP	EMA (MAD)	Nash	Nash-Log
Simul7	16,0	180	103,7	0,92	0,94

Fonte: A Autora (2020).

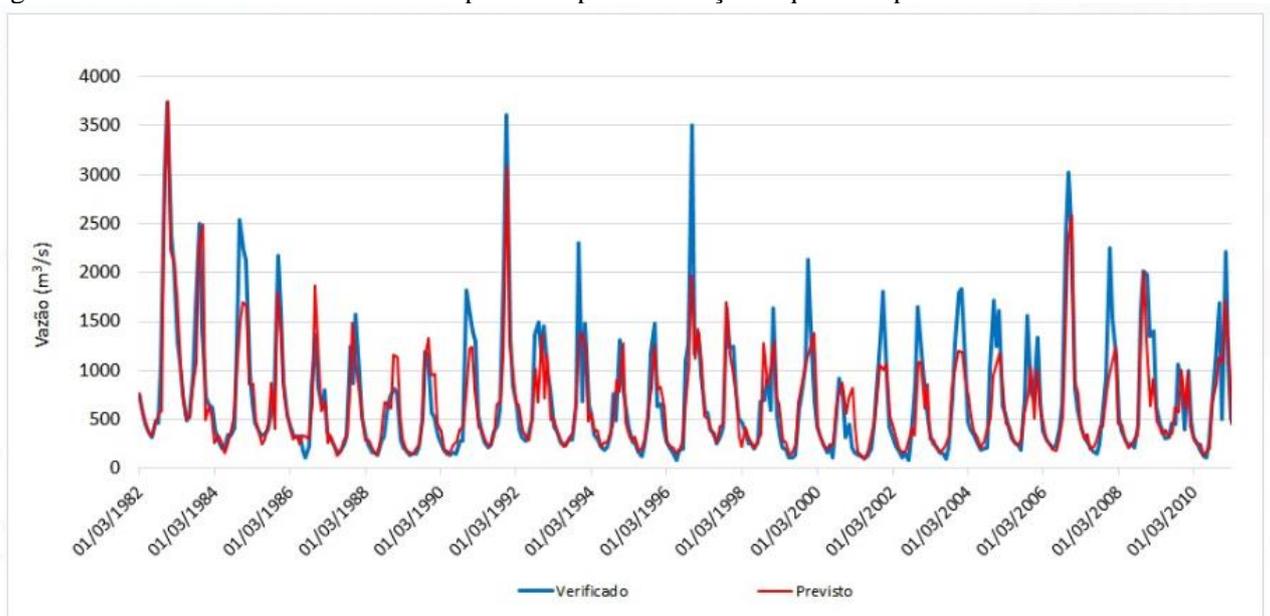
Figura 96 - Vazões verificadas x vazões previstas pela simulação 6 que incorporam a chuva verificada



Fonte: A Autora (2020).

Tomando como base a Simulação 7, foi calibrada uma rede neural para efetuar previsões para o 2º mês, cujos resultados são apresentados na Figura 97, onde observa-se que, de forma geral, as previsões subestimam os picos, ou seja, as vazões previstas são menores que as vazões verificadas. Nos demais períodos não se observa diferenças substanciais nas vazões previstas. Salienta-se que nessas calibrações é utilizada a precipitação verificada e apenas para o período de dados de teste, de 2011 a 2016, são utilizadas a precipitação prevista.

Figura 97 - Vazões verificadas x vazões previstas pela simulação 7 que incorporam a chuva verificada



Fonte: A Autora (2020).

4.6.1.2 Avaliação

Posteriormente, foram avaliados os resultados substituindo os dados de chuva verificada no tempo $m+1$ pelos dados de chuva prevista. Essas simulações foram feitas no período de abril/2011 a dezembro/2016, período de disponibilidade das previsões do CFS.

Foram comparados os resultados originados de várias metodologias de previsão de chuva, quais sejam:

- a) Simul7A: Correção de clima pelo método PDF;
- b) Simul7B: Correção de clima pelo método PDF e correção mensal pelo método PDF;
- c) Simul7C: Correção de clima pelo método Linear;
- d) Simul7D: Correção de clima pelo método Linear e correção mensal pelo método PDF;
- e) Simul7V: Chuva verificada (apenas para comparação com as simulações anteriores no mesmo período dos dados).

A Tabela 36 e a Figura 98 apresentam os resultados dessas simulações, onde observa-se que as simulações com correção de clima pelo método Linear (Simul7C), exceção para o índice Mape, tiveram resultados um pouco melhores que as outras.

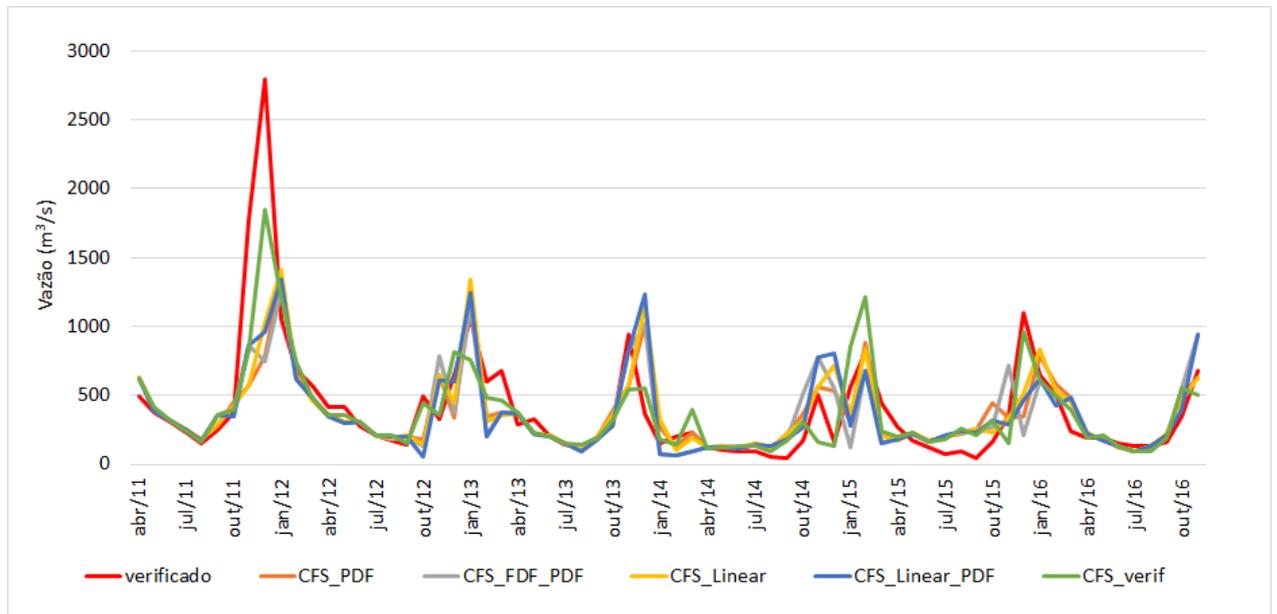
Tabela 36 - Resultados dos parâmetros estatísticos da Simulação 7 incorporando as previsões de chuva do modelo CFS

Simulação	EPMA (MAPE)	EP	EMA (MAD)	Nash	Nash-Log
Simul7A	53,8	341	169	0,35	0,60
Simul7B	55,5	346	179	0,34	0,48
Simul7C	54,6	324	166	0,42	0,60
Simul7D	54,4	322	167	0,42	0,51
Simul7V	40,2	210	121	0,75	0,75

Fonte: A Autora (2020).

Analisando a Figura 98, observa-se que nenhuma das simulações conseguiu fazer uma boa previsão para as vazões baixas nos dados do período úmido, nem a simulação com a chuva observada, mostrando a dificuldade que a calibração encontrou em fazer esse tipo de previsão. Contudo, na rede do período seco, vazões baixas foram facilmente previstas por todos os modelos. Esse mesmo gráfico mostra que não há erro de fase nas previsões, ou seja, não há qualquer defasagem temporal nelas.

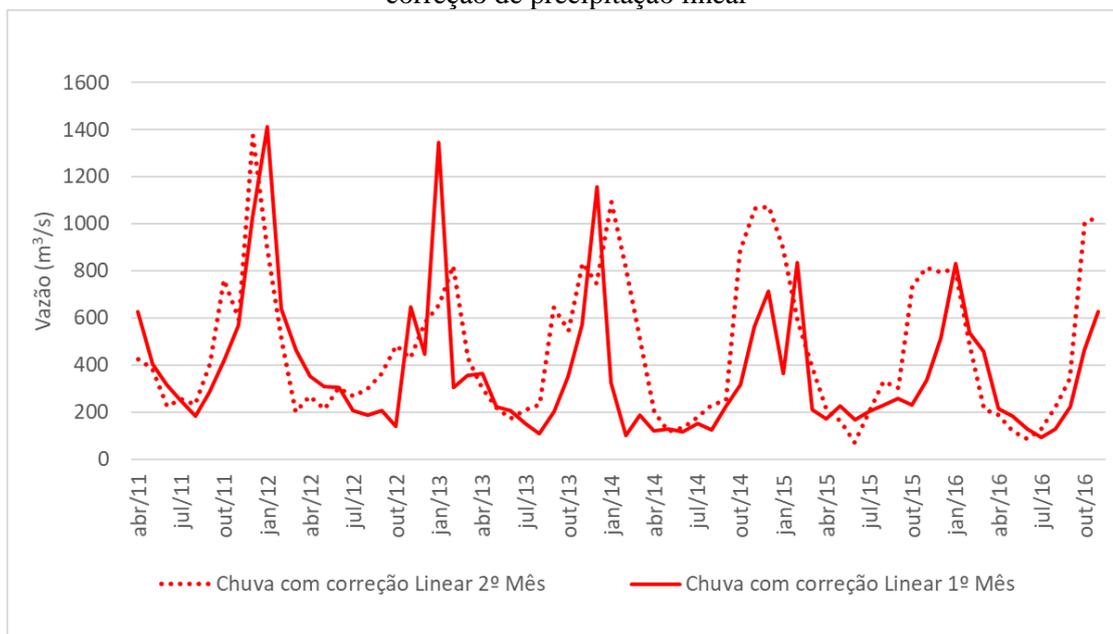
Figura 98 - Resultados da Simulação 7 incorporando as previsões de chuva do modelo CFS (média dos membros)



Fonte: A Autora (2020).

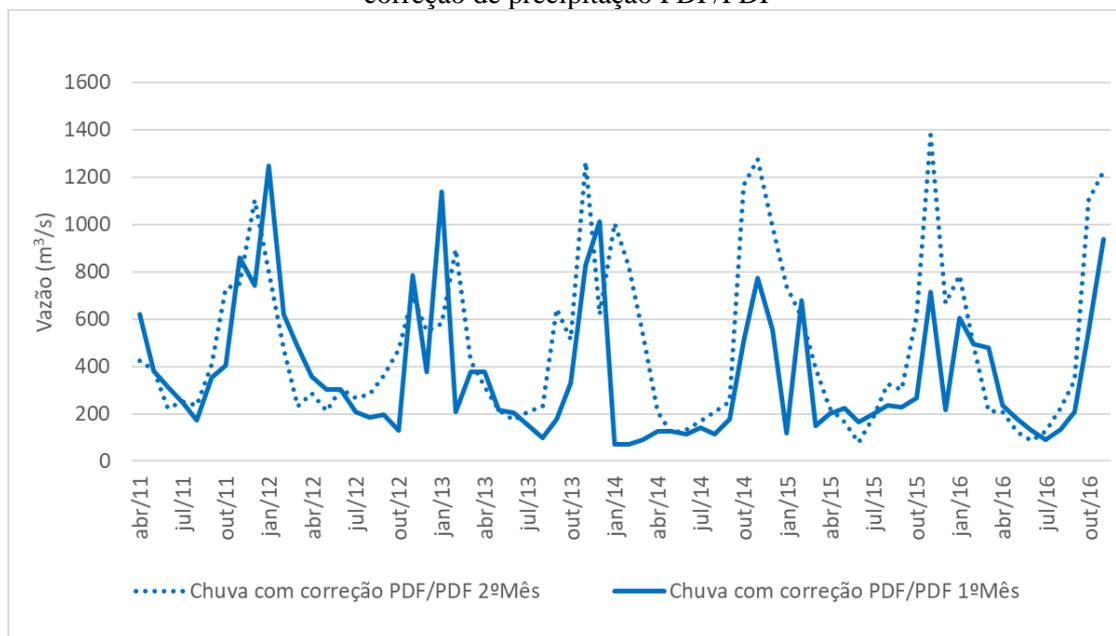
Analisando o período de dados de teste, as Figuras 99 e 100 apresenta uma comparação das vazões previstas 1 e 2 meses à frente, com a correção de chuva pelas metodologias linear e PDF/PDF, onde pode-se observar que os resultados há diferenças entre as previsões, função da calibração efetuada e da chuva prevista. Contudo, observa-se que para a maior parte do período essas diferenças não são substanciais, também função dos promissores resultados de calibração, apresentados na Figura 97, e por a chuva prevista 1 e 2 meses não ter diferenças significativas, conforme foi apresentado na Figura 41.

Figura 99 - Comparação das vazões previstas com um e dois meses à frente, com a metodologia de correção de precipitação linear



Fonte: A Autora (2020).

Figura 100 - Comparação das vazões previstas com um e dois meses à frente, com a metodologia de correção de precipitação PDF/PDF

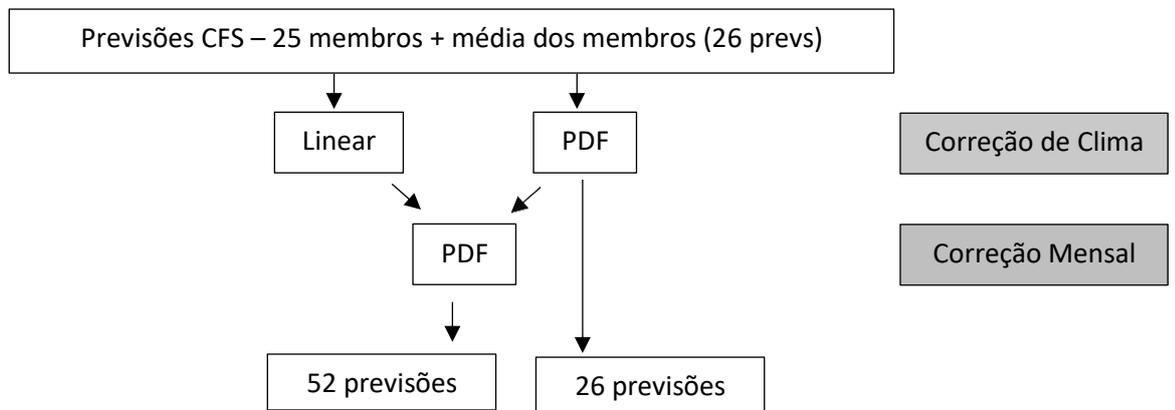


Fonte: A Autora (2020).

Para as previsões um mês à frente, também foi feita separadamente a simulação para todos os 25 membros do Modelo CFS, todos corrigidos com a mesma metodologia que foi efetuada para a média dos membros. A Figura 101 mostra o fluxograma com esse processo de correção e as Figuras 102, 103 e 104 mostram as previsões obtidas tendo como base a chuva prevista pelo CFS com correção pela metodologia PDF/PDF, só correção de clima com a

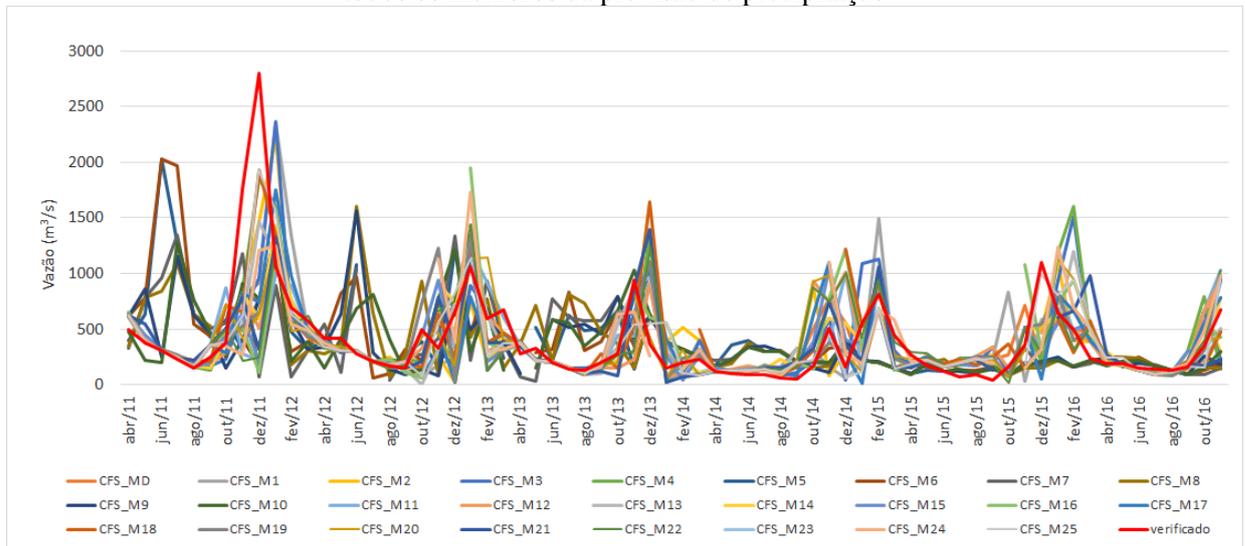
metodologia PDF e pela metodologia Linear/PDF. Nessas Figuras pode-se observar que, em alguns momentos, os resultados de previsão de vazão obtidos variam bastante função da metodologia adotada para a correção da previsão de precipitação. A título de exemplo, cita-se a previsão feita para a posição 10, onde a vazão verificada foi 1059 m³/s e a previsão de vazão foi de 839 a 1913 m³/s com correção de chuva pela metodologia PDF/PDF, de 594 a 1069 m³/s usando só correção de clima com a metodologia PDF e de 872 a 1957 m³/s usando a correção de chuva com a metodologia Linear/PDF.

Figura 101 - Fluxograma das previsões e correções de chuva do modelo CFS



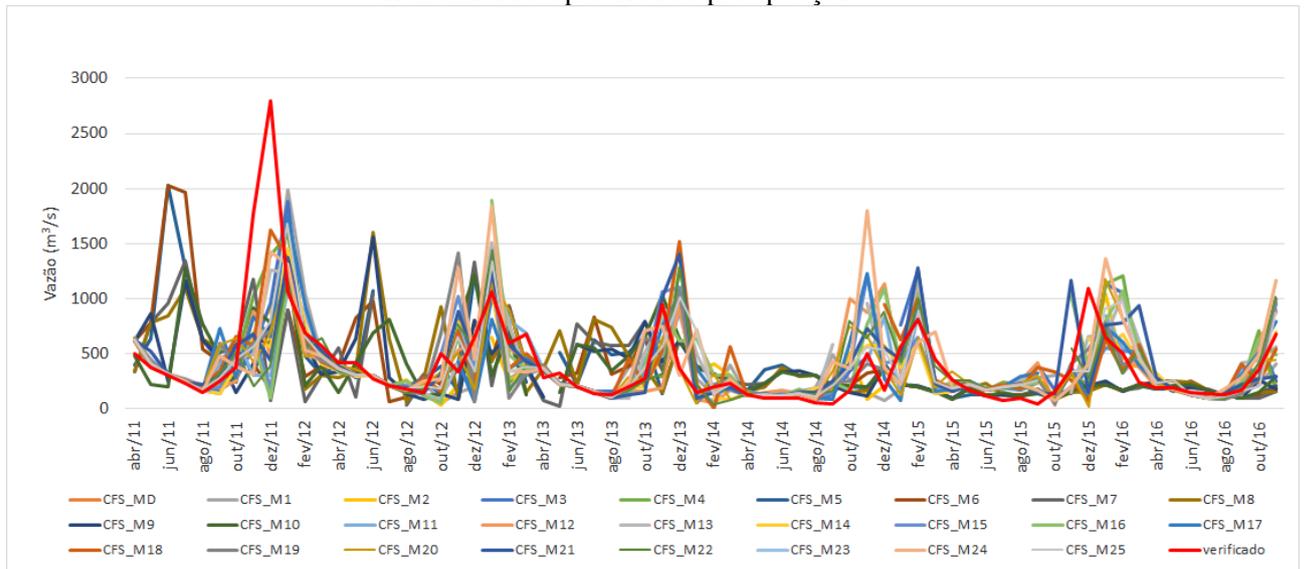
Fonte: A Autora (2020).

Figura 102 - Previsão de vazões com as previsões de chuva do modelo CFS, correção PDF/PDF, para todos os membros da previsão de precipitação



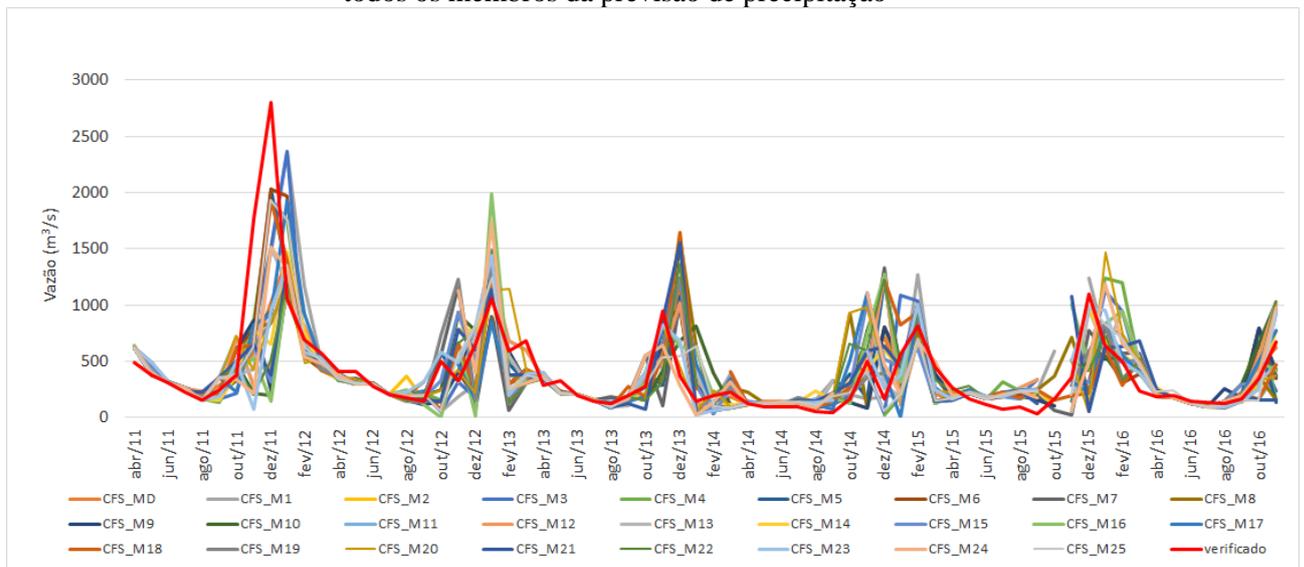
Fonte: A Autora (2020).

Figura 103 - Previsão de vazões com as previsões de chuva do modelo CFS, correção PDF, para todos os membros da previsão de precipitação



Fonte: A Autora (2020).

Figura 104 - Previsão de vazões com as previsões de chuva do modelo CFS, correção linear/PDF, para todos os membros da previsão de precipitação



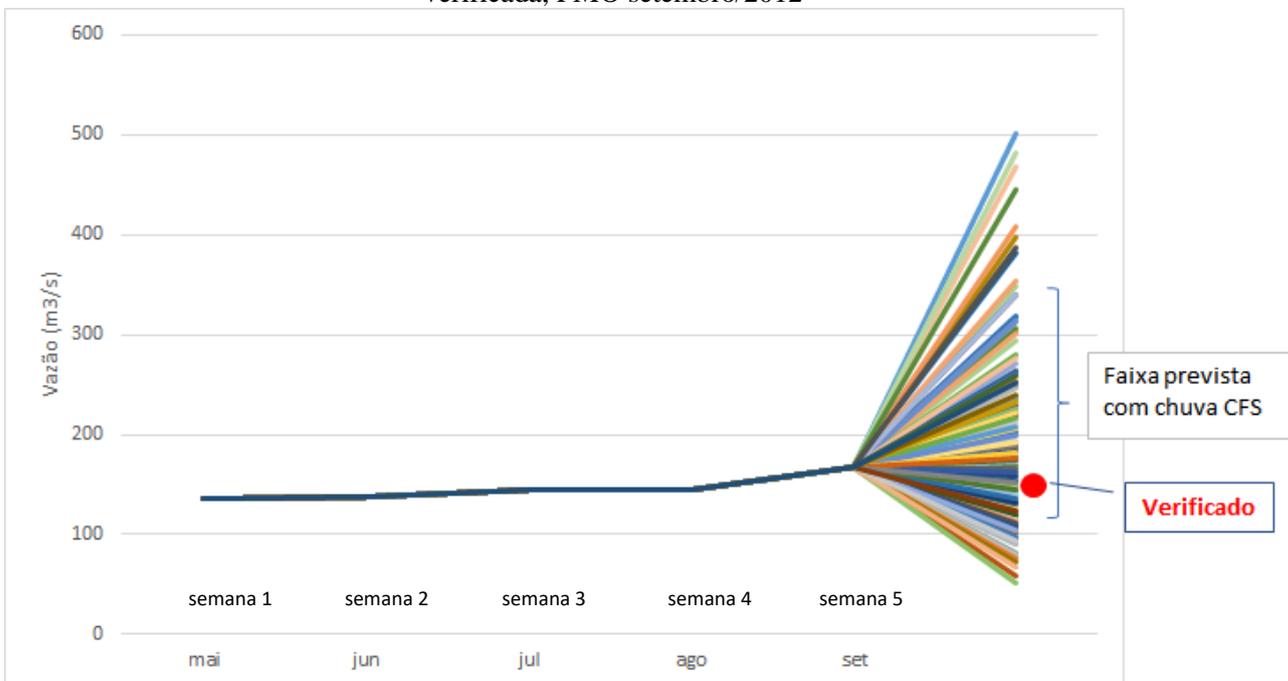
Fonte: A Autora (2020).

4.6.2 Comparação das previsões de vazões - Três Marias

Depois de obtidas as previsões de vazões utilizando o modelo CFS foram comparadas com as vazões geradas pelo modelo Gevazp. A Figura 105 mostra essa comparação para o PMO de setembro/2012 (vazões previstas para outubro/2012) e a Figura 106 mostra essa comparação para o PMO de janeiro/2013 (vazões previstas para fevereiro/2013). Nas duas figuras, destaca-se que os cenários de vazões previstas pelo Gevazp contêm vazões bem acima das vazões verificadas e das previstas pelos diversos cenários de chuvas do CFS, principalmente nas vazões

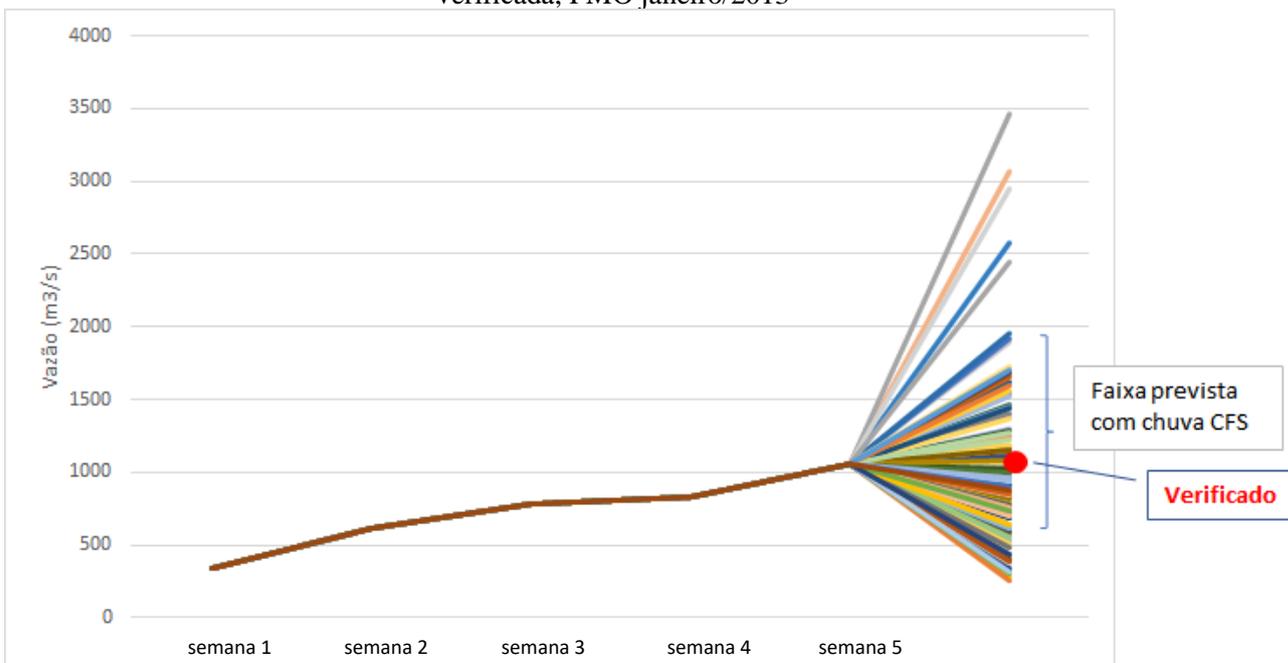
previstas no período úmido, como é o caso da Figura 4.85 com vazões previstas para fevereiro/2013.

Figura 105 - Cenários previstos pelo Gevazp, juntamente com a faixa do modelo CFS e a vazão verificada, PMO setembro/2012



Fonte: A Autora (2020).

Figura 106 - Cenários previstos pelo Gevazp, juntamente com a faixa do modelo CFS e a vazão verificada, PMO janeiro/2013



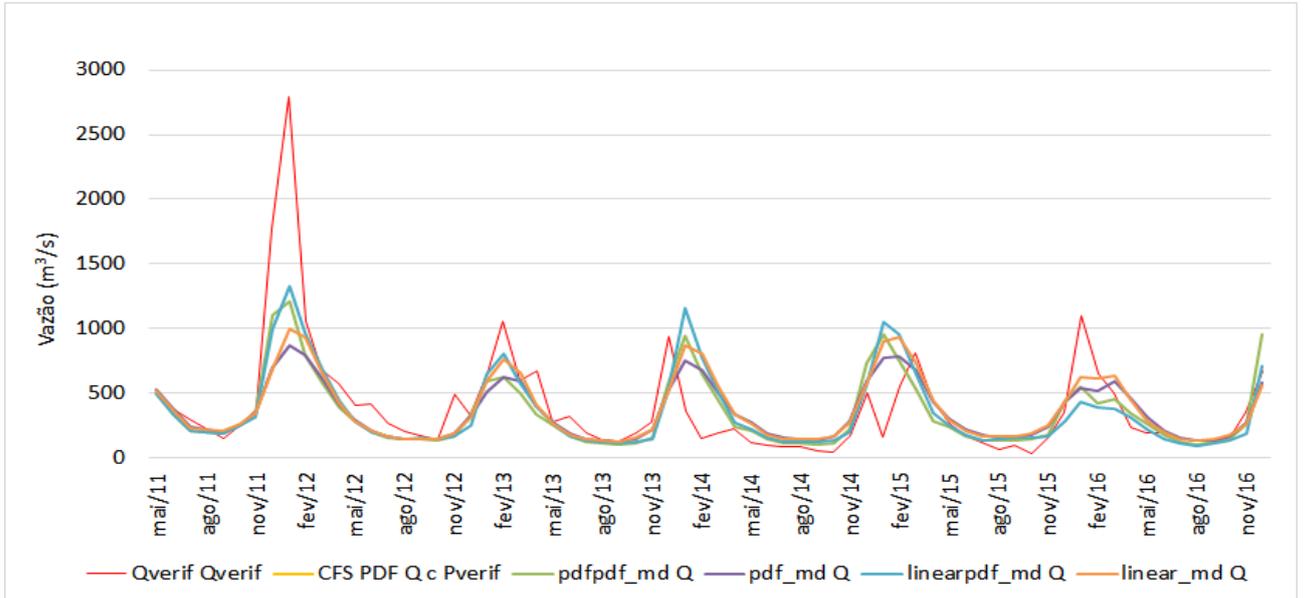
Fonte: A Autora (2020).

As Figuras 105 e 106 mostram que o Gevazp gera diversas séries fora da faixa provável de acontecer. As rodadas do NEWAVE, na determinação do custo futuro, visitam todas essas séries geradas pelo Gevazp. Se reduzirmos essa faixa do Gevazp faremos com que a função de custo futuro do NEWAVE não visite essas séries fora do prazo, isso faz com que se possa lidar com a incerteza de uma forma melhor (CATALDI, 2012). Essa menor abertura do cenário diminui a chance da função de custo futuro ampliar resultados previstos que não tem chance de ocorrer.

Paralela à aplicação de redes neurais, foi feita a avaliação da metodologia SMAP para as vazões naturais afluentes a Três Marias. No Item 3.2.3.2 constam detalhes da calibração efetuada.

Em função dessa calibração, foi efetuada uma avaliação do desempenho do modelo utilizando a chuva prevista pelo modelo CFS, para o período de mai/2011 a dez/2016, função de várias metodologias de correção dessa previsão de precipitação. A Figura 107 mostra os resultados encontrados, onde: 'Qverif' representa a vazão verificada; 'Q c Pverif' representa a vazão prevista simulada com a chuva verificada (apenas para comparação com as simulações anteriores no mesmo período dos dados); 'pdfpdf_md Q' representa a vazão prevista com a chuva média dos membros e com correção de clima pelo método PDF e correção mensal pelo método PDF; 'pdf_md Q' representa a vazão prevista com a chuva média dos membros e com correção de clima pelo método PDF; 'linearpdf_md Q' representa a vazão prevista com a chuva média dos membros e com correção de clima pelo método Linear e correção mensal pelo método PDF; 'linear_md Q' representa a vazão prevista com a chuva média dos membros e com correção de clima pelo método Linear.

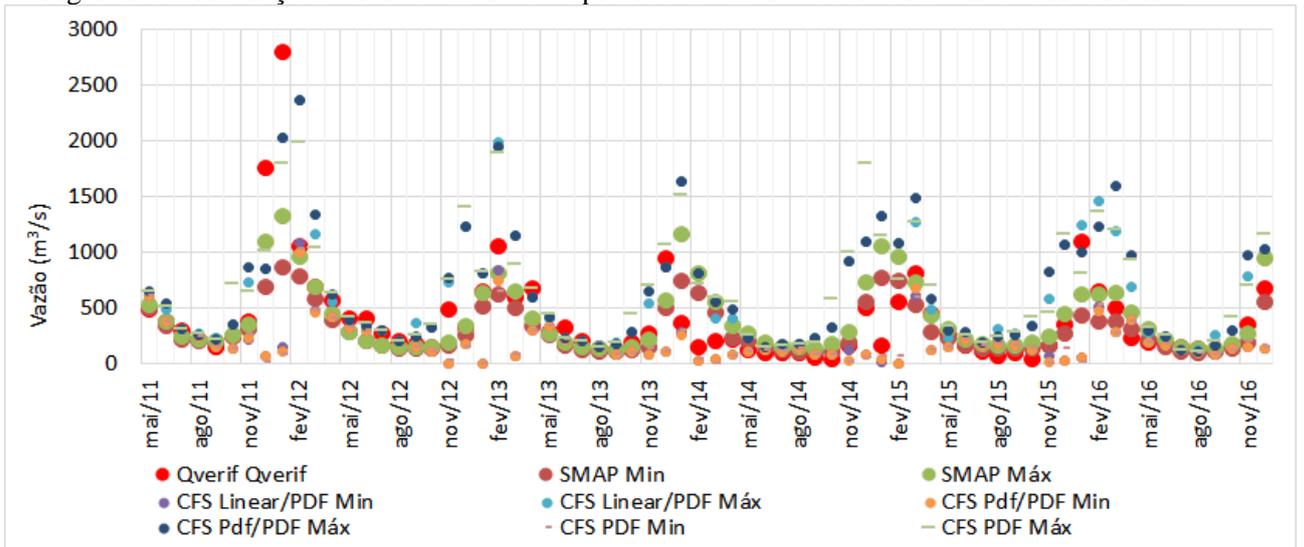
Figura 107 - Aplicação da chuva prevista pelo CFS para a calibração do modelo SMAP para a área de Três Marias



Fonte: A Autora (2020).

Essa avaliação teve o objetivo de avaliar o leque de vazões geradas pelo modelo SMAP. Após obter esse leque de vazões geradas, foi comparado com as vazões obtidas no item anterior, através da utilização da metodologia de redes neurais. Esses resultados podem ser observados na Figura 108, onde pode-se observar que o leque de vazões geradas pelo Modelo SMAP, em comparação com a metodologia de redes neurais, não é significativamente diferente.

Figura 108 - Avaliação da faixa de vazão das previsões de vazões ao reservatório de Três Marias



Fonte: A Autora (2020).

A Tabela 37 mostra a faixa de vazões geradas pelo Modelo SMAP, pelo modelo de redes neurais, comparados com a vazão verificada. Nela pode-se observar que as vazões verificadas

com texto em negrito e em vermelho representam as vazões verificadas que estão fora da faixa das vazões previstas pelo Modelo de Redes Neurais (23 casos, que representam 34%). As vazões verificadas hachuradas em cinza representam as vazões em que a previsão do SMAP não conseguiu reproduzir a faixa (52 casos, que representam 76%). As vazões mínimas do SMAP destacadas com hachurado rosa representam valores menores que os obtidos com os Modelos de redes neurais (26 casos, que representam 38%). As vazões máximas do SMAP destacadas com hachurado azul representam valores maiores que os obtidos com os Modelos de Redes Neurais (5 casos, que representam 7%). Analisando essa tabela, observa-se que apenas em 5 casos (7%) a vazão prevista pelo Modelo de Redes Neurais não apresentou valores na faixa do verificado e o modelo SMAP teria melhorado a acertabilidade dessa faixa, em quase todos os casos a vazão teria reduzido sua faixa. Em outras palavras, em apenas 7% dos casos o SMAP melhoraria a previsão de vazões efetuada pelo modelo de redes neurais.

Tabela 37 - Avaliação da faixa de vazão das previsões de vazões, modelo SMAP e redes neurais (RN), ao reservatório de Três Marias

Data	Verif	SMAP		RN	
		Min	Máx	Min	Máx
mai/11	496	497	526	618	654
jun/11	379	339	378	379	542
jul/11	305	214	243	313	318
ago/11	226	204	224	241	269
set/11	153	187	209	158	237
out/11	251	249	261	134	725
nov/11	379	319	353	219	872
dez/11	1766	693	1101	22	1022
jan/12	2796	868	1331	91	2030
fev/12	1062	794	967	999	2367
mar/12	690	587	687	470	1345
abr/12	575	391	444	406	642
mai/12	413	282	291	333	421
jun/12	415	202	213	298	366
jul/12	275	163	170	303	306
ago/12	206	143	149	207	209
set/12	174	142	153	147	374
out/12	146	141	152	113	357
nov/12	497	167	190	2	776
dez/12	330	257	336	152	1415
jan/13	651	512	645	4	828
fev/13	1059	628	810	649	1987
mar/13	596	497	655	70	1147
abr/13	679	337	414	302	685
mai/13	284	256	278	344	453
jun/13	324	166	190	216	234
jul/13	200	129	149	204	210
ago/13	142	118	140	153	169
set/13	127	107	130	90	192
out/13	197	120	155	93	455
nov/13	277	149	224	79	708
dez/13	945	505	574	107	1066
jan/14	369	750	1161	255	1646
fev/14	151	643	810	27	812
mar/14	200	461	562	2	594
abr/14	226	240	344	71	562
mai/14	124	209	274	116	267
jun/14	100	150	190	125	158
jul/14	94	120	157	113	173
ago/14	94	111	146	136	180
set/14	58	109	145	84	234
out/14	48	116	174	80	581
nov/14	171	197	282	11	1004
dez/14	506	563	729	56	1797
jan/15	164	777	1057	22	1334
fev/15	559	754	959	10	1087
mar/15	817	528	731	595	1493
abr/15	447	287	441	128	703
mai/15	267	239	308	152	342
jun/15	170	170	218	218	283
jul/15	118	136	176	163	191
ago/15	72	133	165	183	317
set/15	96	139	170	170	289
out/15	40	144	191	130	421
nov/15	163	172	249	8	833
dez/15	360	281	451	28	1163
jan/16	1095	436	623	18	1241
fev/16	648	388	619	474	1468
mar/16	501	377	638	270	1601
abr/16	240	315	464	379	981
mai/16	191	221	313	190	321
jun/16	194	149	215	172	258
jul/16	148	112	154	127	128
ago/16	136	98	133	92	123
set/16	129	113	145	82	261
out/16	165	132	175	131	418
nov/16	351	190	272	155	977
dez/16	676	562	953	137	1170

Fonte: A Autora (2020).

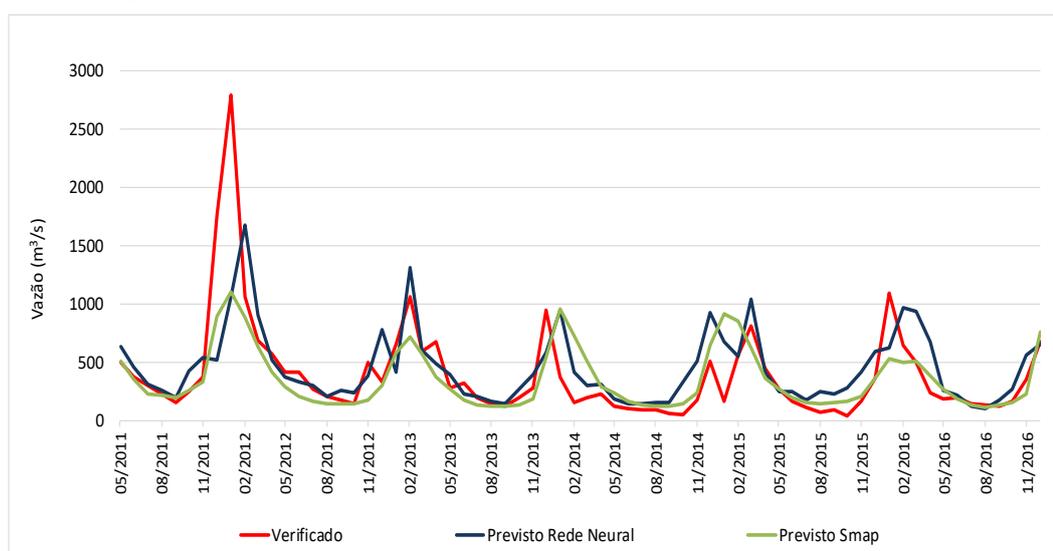
A Tabela 38 e a Figura 109 mostram comparação da faixa média gerada pelas previsões dos Modelos SMAP e de Redes Neurais. Embora o objetivo principal desse trabalho não seja o acerto de uma previsão e sim a faixa provável de ocorrência da mesma, destaca-se que o modelo SMAP teve um melhor desempenho que o modelo de Redes Neurais, quando comparada a faixa média das vazões previstas em relação a vazão verificada.

Tabela 38 - Desvios obtidos com a média da faixa das vazões previstas pelo SMAP e pelo modelo de Redes Neurais

Simulação	EPMA (MAPE)	EP	EMA (MAD)	Nash	Nash-Log
SMAP	51,8	303	157	0,49	0,65
Rede Neural	73,5	339	198	0,36	0,52

Fonte: A Autora (2020).

Figura 109 - Comparação das faixas médias previstas pelo SMAP e pelo modelo de Redes Neurais



Fonte: A Autora (2020).

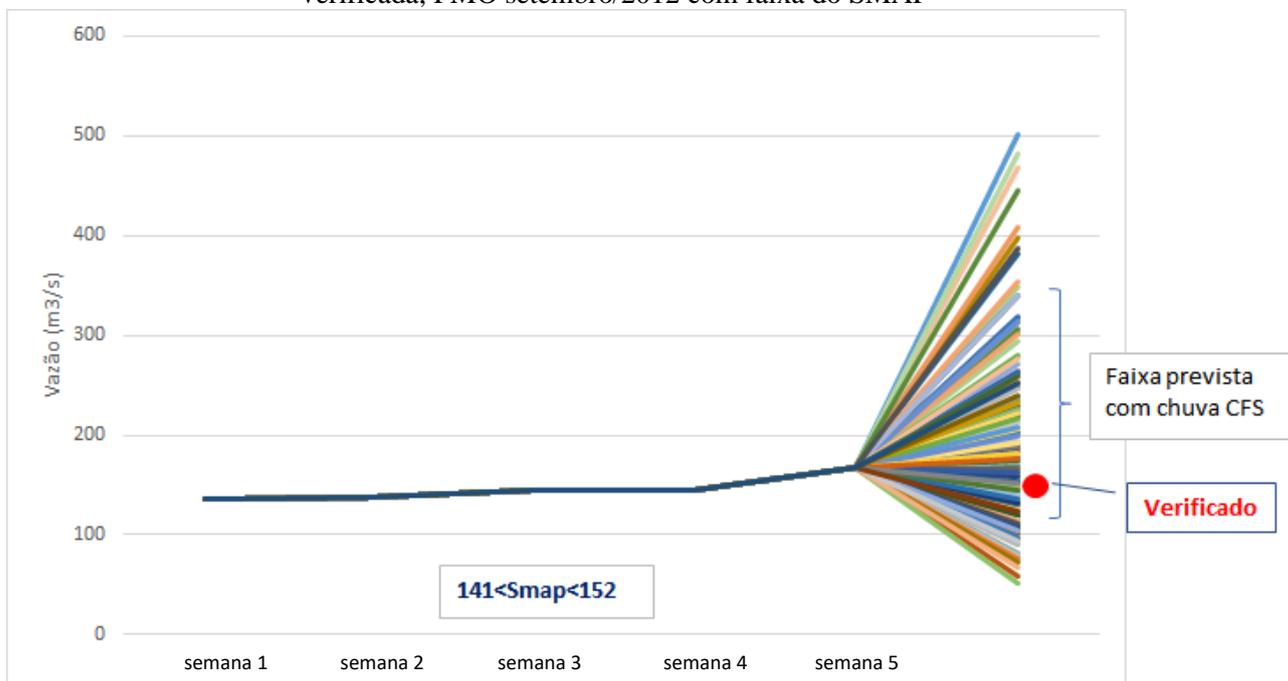
As Figuras 110 e 111 mostram a comparação das vazões pelo Gevazp, pelo modelo de Redes Neurais e pelo modelo SMAP, em comparação com a vazão verificada, para os PMO's de setembro/2012 e janeiro/2013, respectivamente.

Na Figura 110, observa-se que na faixa gerada pelo modelo Gevazp já estão as vazões geradas pelo modelo de Redes Neurais, e na faixa gerada por este último já estão as vazões SMAP.

Na Figura 111, também observa-se que na faixa gerada pelo modelo Gevazp já estão as vazões geradas pelo modelo de Redes Neurais, contudo, na faixa gerada por este último já não estão as vazões SMAP (a faixa de vazão prevista pelo SMAP foi de 628 a 810 m³/s e a faixa de

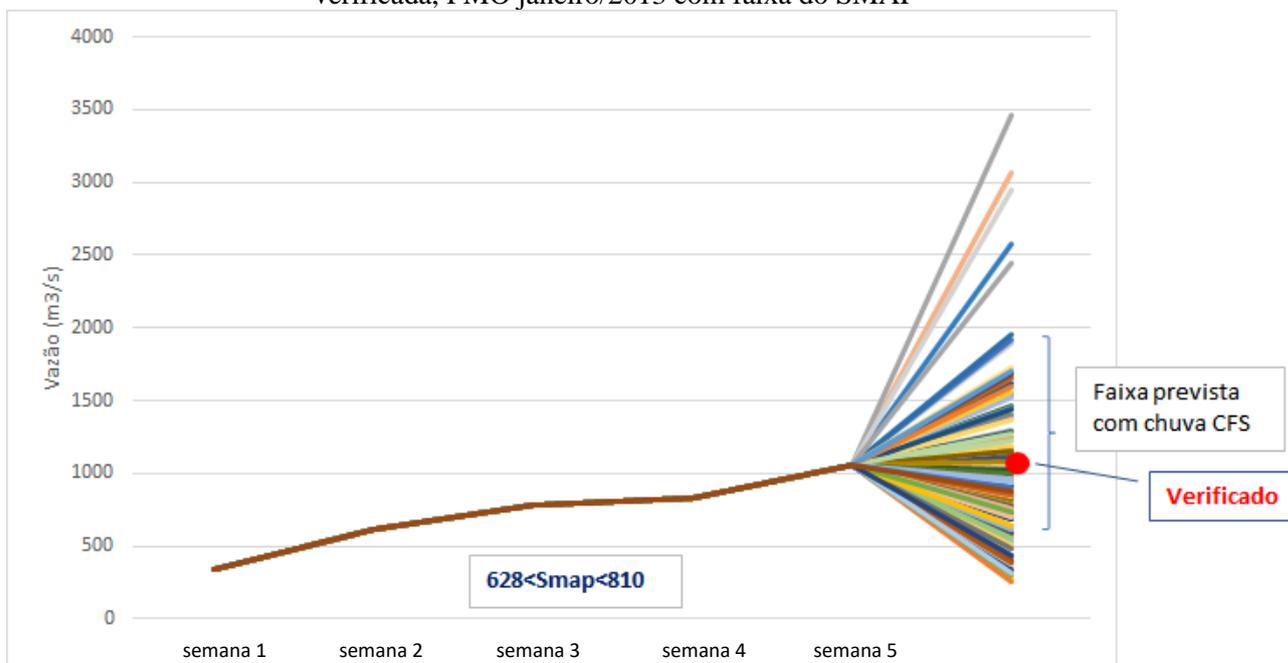
vazão prevista pelo modelo de Redes Neurais foi de 649 a 1987 m³/s).

Figura 110 - Cenários previstos pelo Gevazp, juntamente com a faixa do modelo CFS e a vazão verificada, PMO setembro/2012 com faixa do SMAP



Fonte: A Autora (2020).

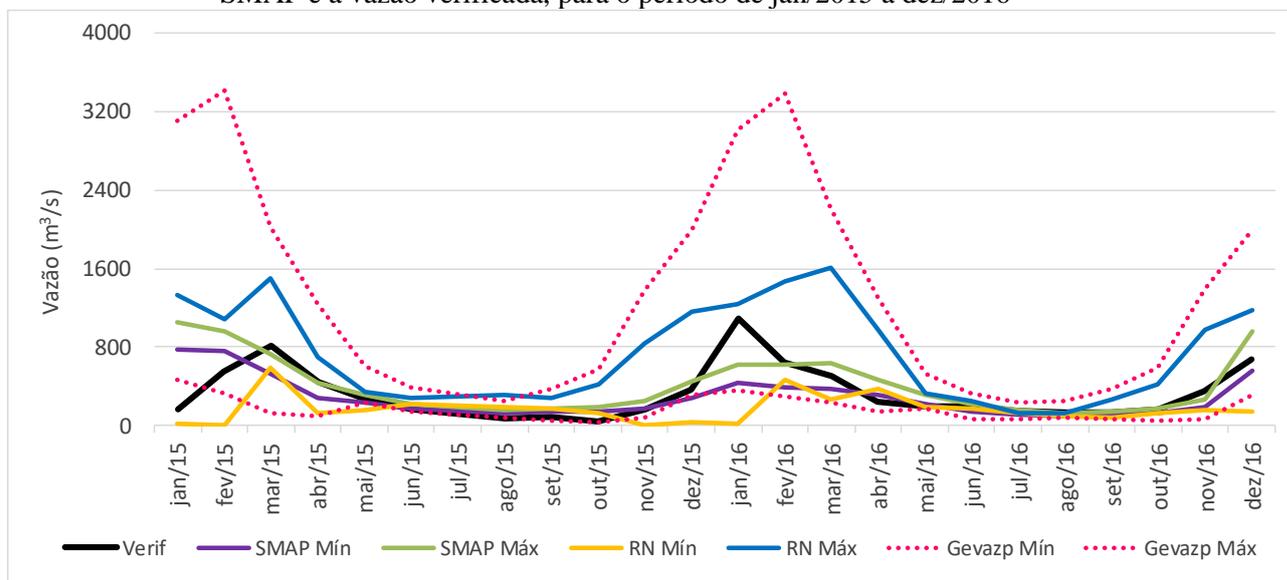
Figura 111 - Cenários previstos pelo Gevazp, juntamente com a faixa do modelo CFS e a vazão verificada, PMO janeiro/2013 com faixa do SMAP



Fonte: A Autora (2020).

Adicionalmente, foram comparadas as vazões geradas pelo modelo de Redes Neurais, SMAP e verificados com as vazões geradas pelo Gevazp, para os anos de 2015 e 2016, conforme pode ser observado na Figura 112.

Figura 112 - Cenários previstos pelo Gevazp, juntamente com a faixa do modelo de Redes Neurais, SMAP e a vazão verificada, para o período de jan/2015 a dez/2016



Fonte: A Autora (2020).

Mais uma vez observa-se na Figura 112 que os cenários de vazões previstas pelo Gevazp contêm vazões bem acima das vazões verificadas e das previstas pelos diversos cenários de chuvas do CFS, principalmente nas vazões previstas no período úmido. Como discutido anteriormente, na Figura 110, observa-se que o Gevazp gera diversas séries fora da faixa provável de acontecer. As rodadas do NEWAVE, na determinação do custo futuro, visitam todas essas séries geradas pelo Gevazp. Reduzindo essa faixa faz-se-á com que a função de custo futuro do NEWAVE não visite essas séries fora do prazo, isso faz com que se possa lidar com a incerteza de uma forma melhor (CATALDI, 2012). Essa menor abertura do cenário diminui a chance da função de custo futuro ir para um resultado previsto que não tem chance de ocorrer.

4.6.3 Aplicação para a previsão da variável perdas/ganhos

Calibrou-se uma rede neural MLP para avaliar a variável perdas/ganhos. O período de mar/1979 a abr/2011 foi usado na calibração e o período de mai/2011 a dez/2016 foi usado para avaliação com a chuva prevista do modelo CFS. Foram usadas como variáveis de entrada as vazões mensais dos postos fluviométricos de Morpará + Boqueirão (MPR+BQO) propagadas

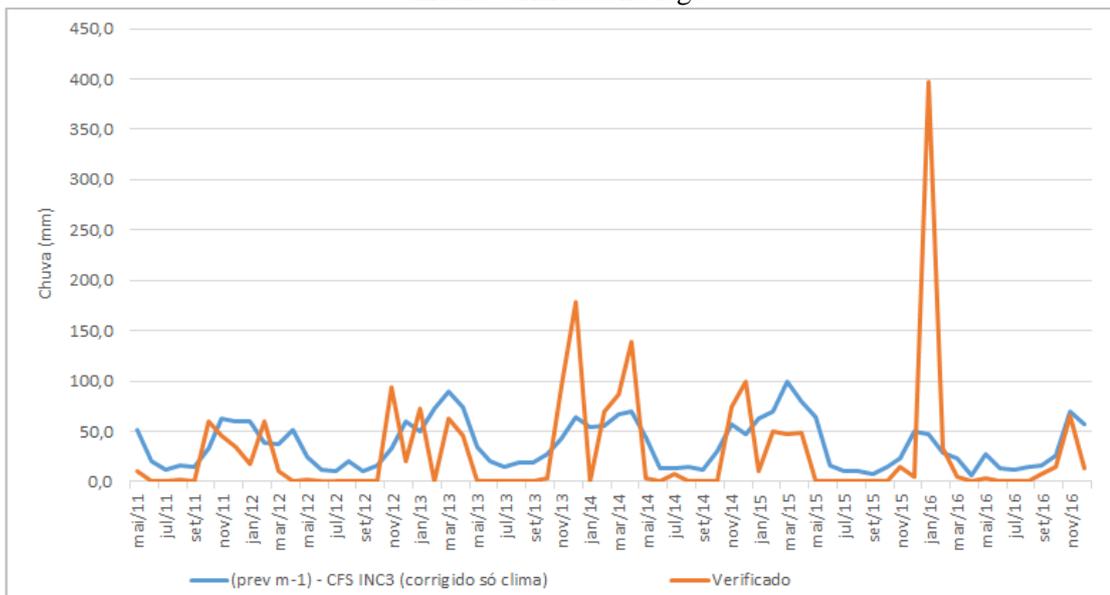
para o reservatório de Sobradinho e a chuva média verificada no lago, além da própria perdas/ganho verificada. A seguir são apresentadas as variáveis de entrada das duas redes neurais analisadas:

Rede Neural 1: Entradas: $(MPR+BQO)_{m-2}$, $(MPR+BQO)_{m-1}$, $(Chuva\ lago)_{m-2}$, $(Chuva\ lago)_{m-1}$, $(Chuva\ lago)_m$, $(Perdas/Ganhos)_{m-2}$, $(Perdas/Ganhos)_{m-1}$. Objetivo: $(Perdas/Ganhos)_m$

Rede Neural 2: Entradas: $(MPR+BQO)_{m-2}$, $(MPR+BQO)_{m-1}$, $(Chuva\ lago)_{m-2}$, $(Chuva\ lago)_{m-1}$, $(Perdas/Ganhos)_{m-2}$, $(Perdas/Ganhos)_{m-1}$. Objetivo: $(Perdas/Ganhos)_m$

Observa-se que a Rede Neural 1 conta como variável de entrada a chuva no lago ($(Chuva\ lago)_m$) no próprio mês em análise (m), o que representa então uma variável prevista. Essa previsão foi obtida do modelo CFS, com correção de clima pela metodologia linear, tendo em vista que foi a que apresentou melhores resultados, conforme mostrado no Item 4.4. Ressalta-se que não está disponível para essa pesquisa a previsão de precipitação diretamente no lago de Sobradinho e foi usada a previsão de precipitação média do trecho compreendido entre o posto fluviométrico de São Francisco e o reservatório de Sobradinho (Incremental 3). A Figura 113 mostra uma comparação dessa chuva prevista, comparada com a chuva média verificada no lago.

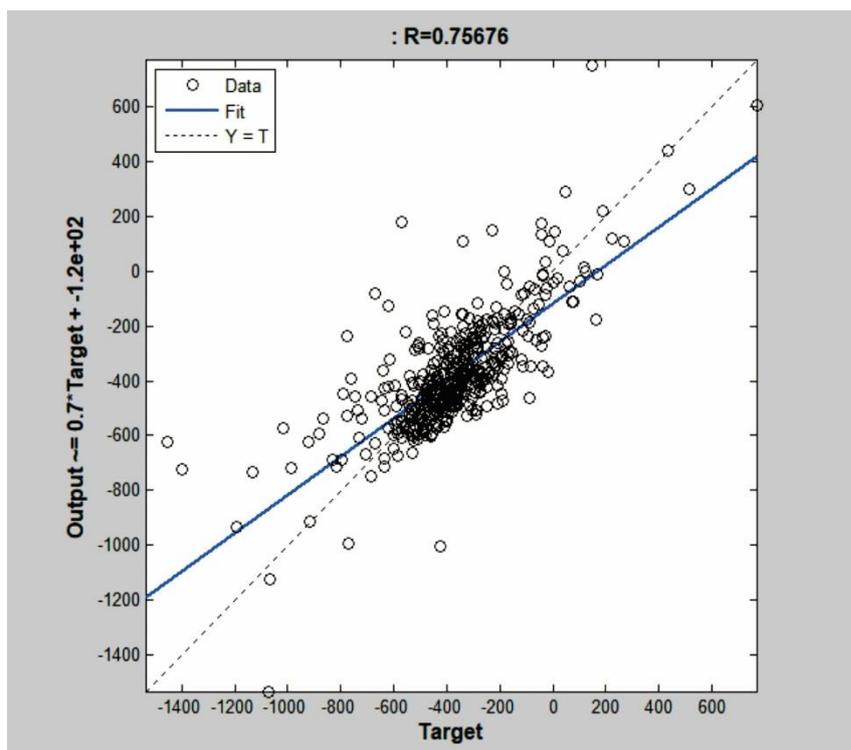
Figura 113 - Comparação da chuva prevista na área da Incremental 3 em comparação com a chuva média verificada no lago



Fonte: A Autora (2020).

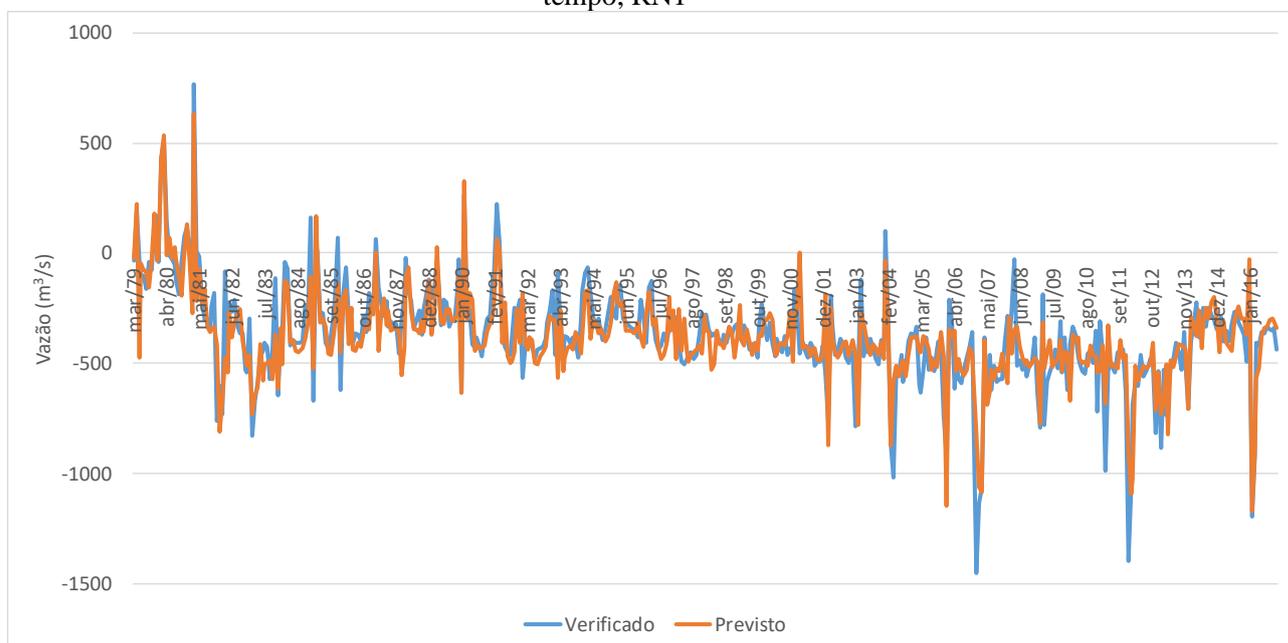
A Figura 114 mostra a relação gráfica da calibração da Rede Neural 1 (RN1) e a Figura 115 mostra a comparação na linha do tempo das vazões previstas e verificadas.

Figura 114 - Comparação das vazões previstas e verificadas, RN1



Fonte: A Autora (2020).

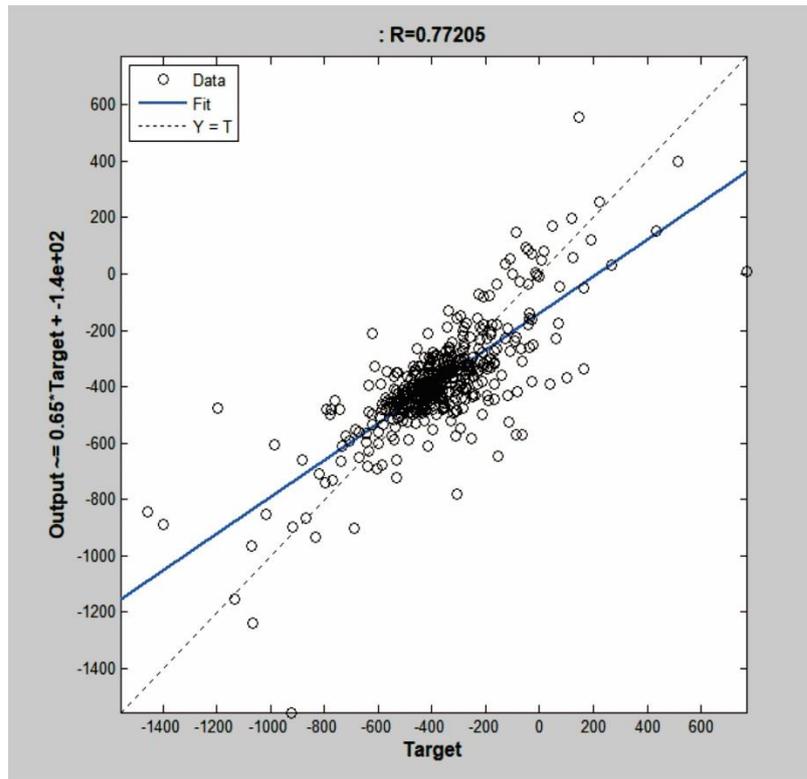
Figura 115 - Comparação das vazões previstas (Prev Linear) e verificadas (Verificado) na linha do tempo, RN1



Fonte: A Autora (2020).

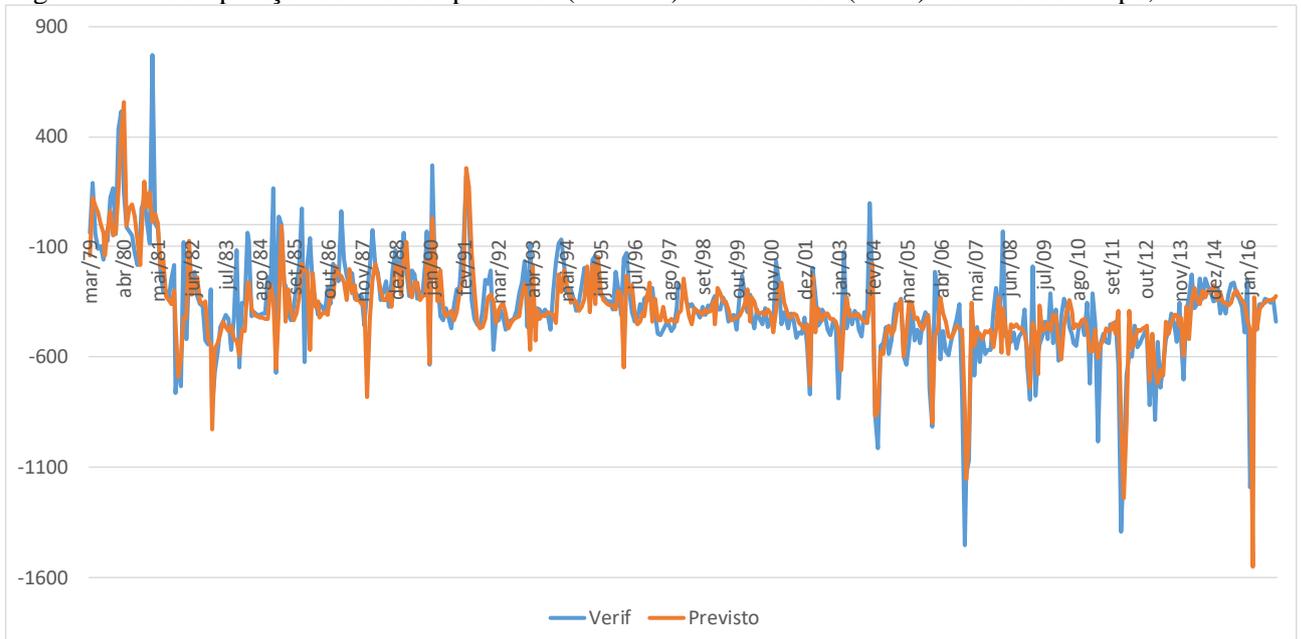
A Figura 116 mostra a relação gráfica da calibração da Rede Neural 2 (RN2) e a Figura 117 mostra a comparação na linha do tempo das vazões previstas e verificadas.

Figura 116 - Comparação das vazões previstas e verificadas, RN2



Fonte: A Autora (2020).

Figura 117 - Comparação das vazões previstas (Previsto) e verificadas (Verif) na linha do tempo, RN2

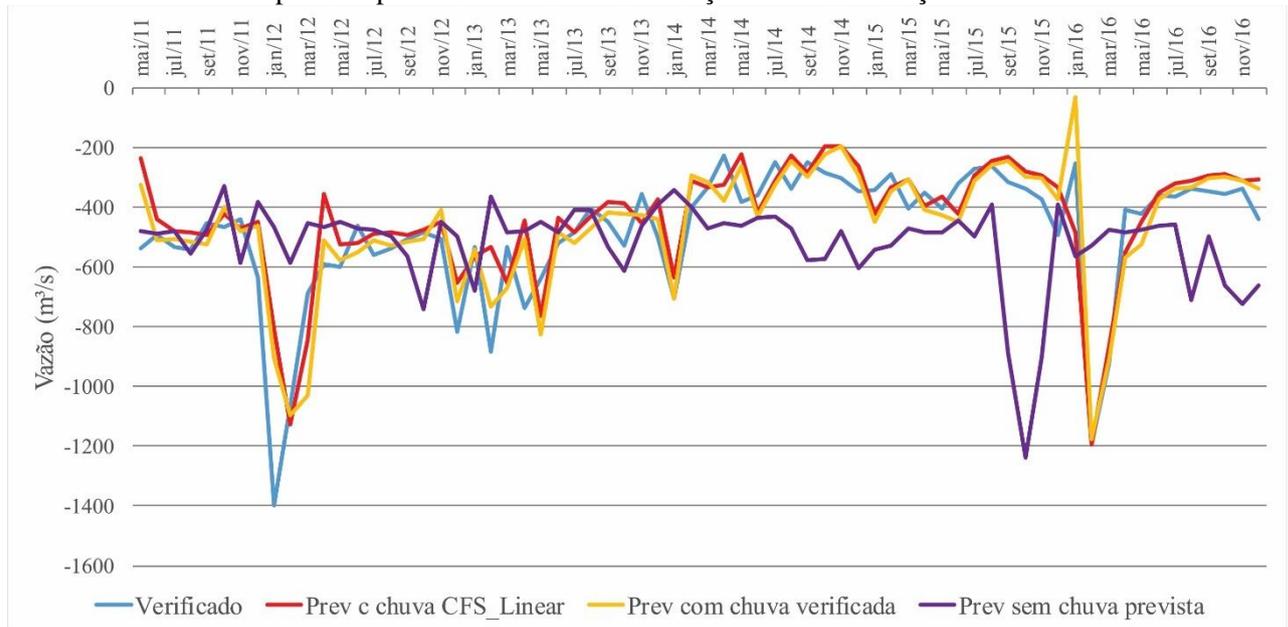


Fonte: A Autora (2020).

Analisando as Figuras 115 e 117, observa-se que a calibração com a chuva verificada (RN1) proporciona o acerto de alguns meses importantes, como o mês de maio/1981.

A Figura 118 apresenta, para o período de maio/2011 a dezembro/2016, a comparação dos resultados obtidos substituindo a chuva verificada pela chuva prevista do modelo CFS, bem como os resultados da Simulação 2 que não considera a previsão de chuva, apenas a chuva verificada com 2 e 1 mês de defasagem. Nesta figura, pode-se observar a contribuição da chuva tanto a verificada (chuva perfeita) como a prevista pelo CFS. Exemplos claros dessa contribuição podem ser observadas no mês de fevereiro/2012 e no período de março/2014 a dezembro/2016, destacando as previsões para fevereiro/2016. Destaca-se que os resultados de previsão obtidos, fazendo uso da chuva prevista corrigida pela metodologia linear (Prev c chuva CFS_Linear), estiveram bem próximos da previsão obtida com a chuva verificada, o que leva a duas possibilidades: ou a chuva prevista é muito próxima da chuva verificada ou a previsão não é significativamente dependente do valor dessa chuva prevista. Pelos resultados apresentados no Item 4.4.2, acredita-se nesse trabalho que a segunda hipótese é mais significativa.

Figura 118 - Comparação dos resultados obtidos com a consideração da chuva verificada, com a chuva prevista pelo CFS e sem a consideração dessa informação

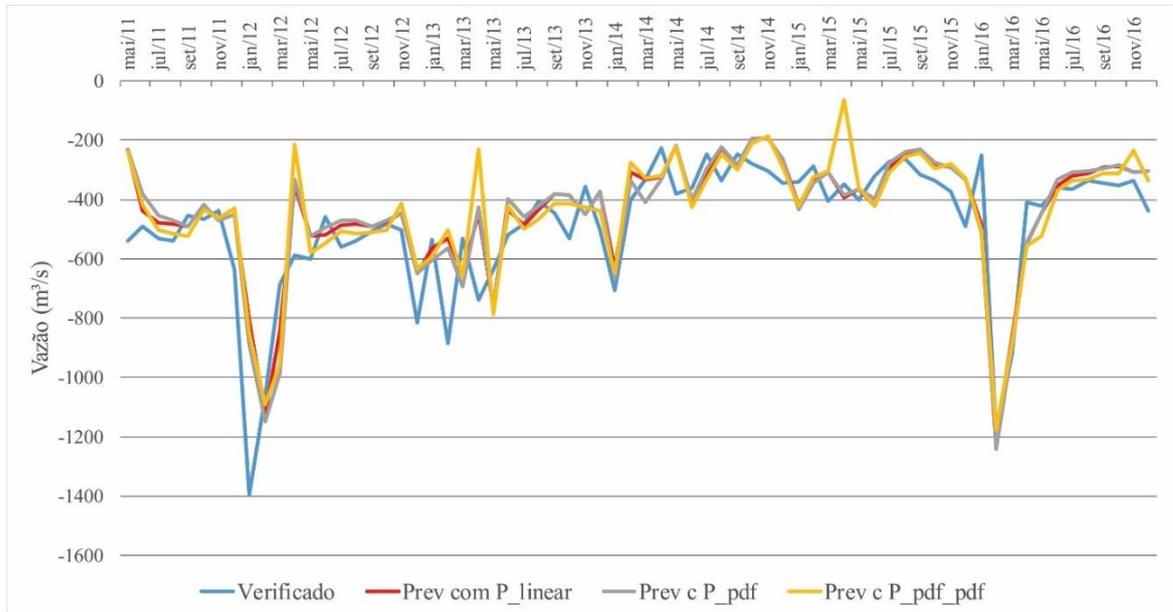


Fonte: A Autora (2020).

A Figura 119 mostra, para o período de maio/2011 a dezembro/2016, a comparação dos resultados obtidos com várias metodologias da correção de precipitação: correção de clima com a metodologia Linear (Prev com P_linear), correção de clima com a metodologia PDF (Prev com P_pdf) e correção de clima e de mês com a metodologia PDF (Prev com

P_pdf). Nesta figura, observa-se que a diferença entre os resultados obtidos usando as três metodologias de correção de precipitação é muito pequena.

Figura 119 - Comparação dos resultados obtidos com a consideração da chuva verificada, com a chuva prevista pelo CFS e sem a consideração dessa informação



Fonte: A Autora (2020).

4.6.4 Aplicação para a previsão da vazão incremental a Sobradinho

Nesta seção será melhor detalhada o processo de calibração e aplicação do modelo chuva x vazão ao aproveitamento de Sobradinho.

4.6.4.1 Calibração

Este item mostra a calibração da rede neural desenvolvida para a previsão de vazões incrementais a Sobradinho. Nesta calibração foram usados dados de janeiro/1982 a abril/2011, ficando o período de maio/2011 a julho/2017 para testes, tomando como base a previsão de vazões feita com a chuva prevista pelo modelo CFS.

A Tabela 39 mostra as variáveis de entrada usadas nas simulações, onde t corresponde à variável no dia da previsão, $t-1$ com um mês de defasagem, $t-2$ com dois meses de defasagem, assim por diante.

Segue a relação dessas variáveis com a respectiva sigla adotada nesse trabalho:

- a) Variáveis climáticas: Temperatura do Atlântico Norte (NATL), Temperatura do Atlântico Sul (SATL), Temperatura de região conforme mostrado em Pinto *et al.* (2006) (TROP), Temperatura em regiões do Pacífico (NINO 1+2, NINO3, NINO4, NINO3,4);

- b) Precipitação média na área de drenagem compreendida entre o reservatório de Três Marias e o posto fluviométrico de São Romão (P_INC1); entre os postos fluviométricos de São Romão e São Francisco (P_INC2); entre os postos fluviométricos de São Francisco e o reservatório de Sobradinho (P_INC3);
- c) Vazão natural incremental ao reservatório de Sobradinho ocorrida (Nat_INC).

Tabela 39 - Variáveis de entrada consideradas na rede neural MLP

Caso	Num Entradas	Variáveis									
Simul1	10	NATL	SATL	TROP	NINO1+2	NINO3	NINO4	NO3,4	P_INC1	P_INC2	P_INC3
		t-1	t-1	t-1	t-1	t-1	t-1	t-1	t-1	t-1	t-1
Simul2	22	NATL	NATL	SATL	SATL	TROP	TROP	NINO1+2	NINO1+2	NINO3	NINO3
		t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1
		NINO4	NINO4	NO3,4	NO3,4	P_INC1	P_INC1	P_INC2	P_INC2	P_INC3	P_INC3
		t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1
		Nat_INC	Nat_INC								
Simul3	8	P_INC1	P_INC1	P_INC2	P_INC2	P_INC3	P_INC3	Nat_INC	Nat_INC		
		t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1	t-2	t-1		
Simul4	33	NATL	NATL	NATL	SATL	SATL	SATL	TROP	TROP	TROP	NINO1+1
		t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1	t-3
		NINO1+2	NINO1+2	NINO2	NINO3	NINO3	NINO3	NINO4	NINO4	NO3,4	NO3,4
		t-2	t-1	t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1	t-3	t-2
		NO3,4	P_INC1	P_INC1	P_INC1	P_INC2	P_INC2	P_INC2	P_INC3	P_INC3	P_INC3
		t-1	t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1
Simul5	18	Nat_INC	Nat_INC	Nat_INC							
		t-3	t-2	t-1							
Simul5	18	SATL	SATL	SATL	NINO1+1	NINO1+2	NINO1+2	P_INC1	P_INC1	P_INC1	P_INC2
		t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1	t-3
		P_INC2	P_INC2	P_INC3	P_INC3	P_INC3	Nat_INC	Nat_INC	Nat_INC		
		t-2	t-1	t-3	t-2	t-1	t-3	t-2	t-1		

Fonte: A Autora (2020).

A Tabela 40 mostra os desvios das previsões de vazões incrementais um mês a frente ao reservatório de Sobradinho. Nessa, pode-se observar que a Simulação 2, composta de diversas variáveis climáticas, da chuva média no trecho da Inc1, Inc2 e Inc3 e da própria vazão incremental a Sobradinho, todas com até 2 meses de antecedência, proporcionou bons resultados. Comparando as simulações, destaca-se o efeito da incorporação da própria vazão incremental a Sobradinho. Observa-se que a Simulação 1, que não tem a vazão incremental a Sobradinho como variável de entrada, teve resultados de baixa qualidade. Comparando as simulações 2 e 4, observa-se que não foi importante adicionar o instante t-3 nas variáveis da simulação. Comparando as simulações de 1 a 5, observa-se que a Simulação 2 foi a que conseguiu representar da melhor forma as vazões previstas, apresentando os melhores índices de desempenho.

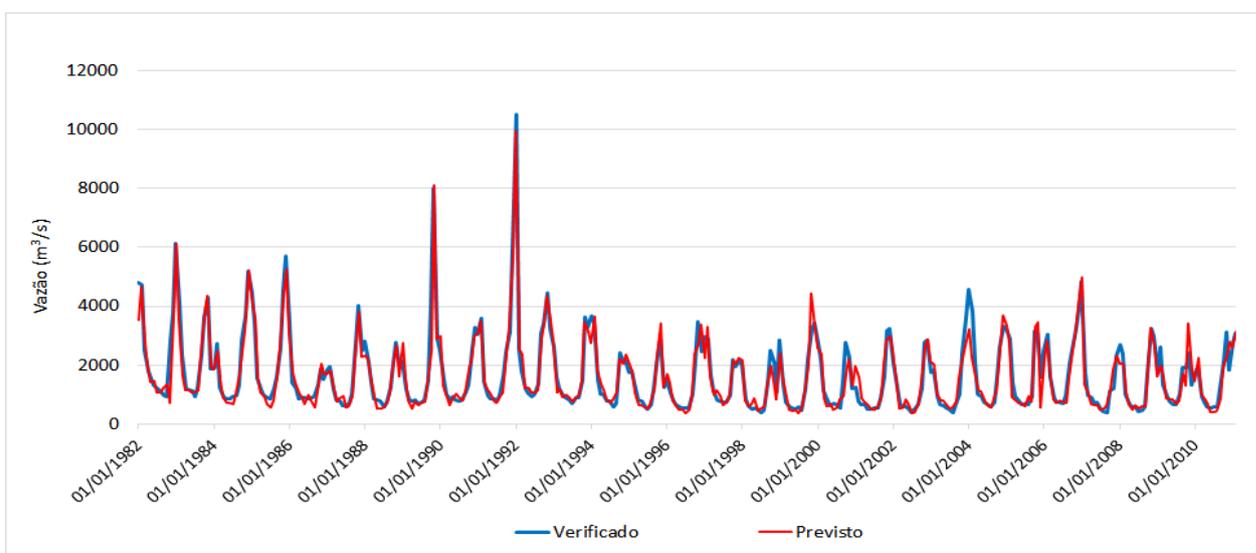
Tabela 40 - Resultados dos parâmetros estatísticos obtidos para as previsões 1 mês a frente ao reservatório de Sobradinho

Simulação	EPMA (MAPE)	EP	EMA (MAD)	Nash	Nash-Log
Simul1	22,0	667	365	0,72	0,84
Simul2	15,6	345	222	0,93	0,90
Simul3	18,3	363	257	0,92	0,90
Simul4	25,1	547	351	0,81	0,77
Simul5	24,8	698	359	0,69	0,74

Fonte: A Autora (2020).

A Figura 120 mostra o gráfico previsto x verificado da Simulação 2, onde não se observa erro na defasagem da previsão. Também se observa que a simulação representou bem as baixas vazões.

Figura 120 - Vazões verificadas x Vazões previstas pela Simulação 2, vazão incremental a Sobradinho



Fonte: A Autora (2020).

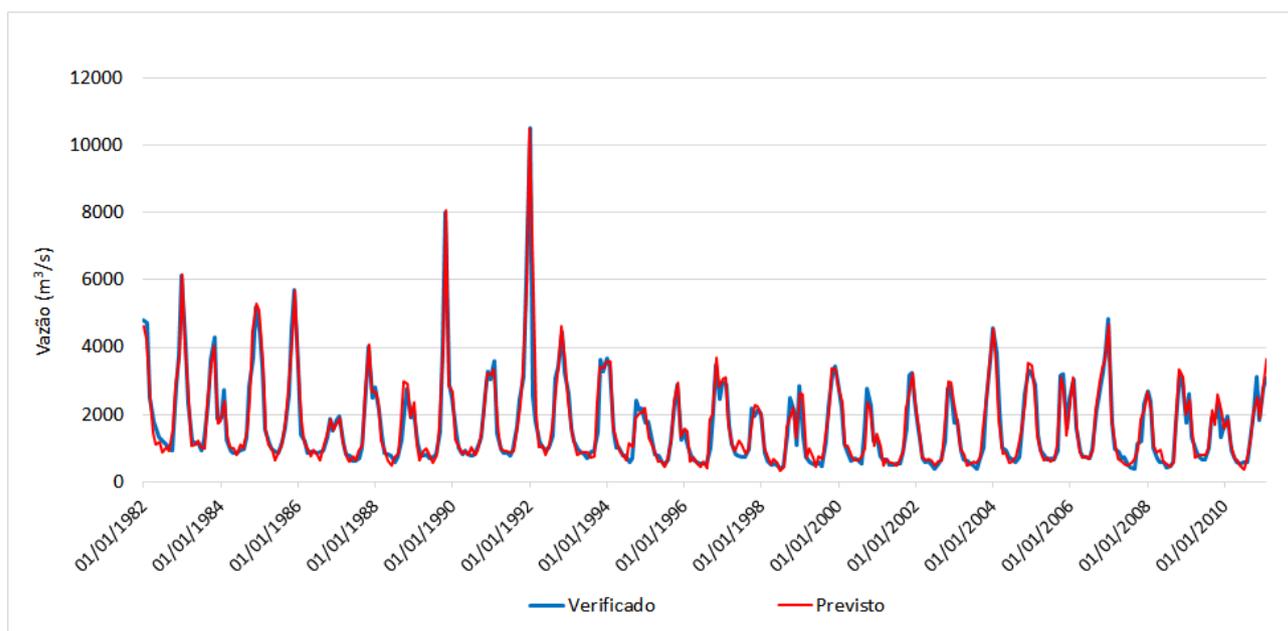
Para avaliar a contribuição da previsão de chuva, foram adicionadas as previsões climáticas do modelo CFS nas previsões de vazões 1 mês a frente ao reservatório de Sobradinho. Essas previsões passaram pela correção de clima (média do período de 1982 a 2010), depois pela correção mensal, conforme mostrado no Item 4.4. Tendo em vista que não se observa um erro sistemático nas previsões de chuva, inicialmente nas calibrações foi utilizada a chuva verificada do mês, representando a chuva perfeita. Com a adição dessa variável na Simulação 2, foram obtidos os resultados mostrados na Tabela 41 (Simulação 6) e na Figura 121.

Tabela 41 - Resultados dos parâmetros estatísticos da Simulação 6 que incorporam a chuva verificada.

Simulação	EPMA (MAPE)	EP	EMA (MAD)	Nash	Nash-Log
Simul6	13,9	291	176	0,95	0,93

Fonte: A Autora (2020).

Figura 121 - Vazões verificadas x vazões previstas pela Simulação 6 que incorporam a chuva verificada



Fonte: A Autora (2020).

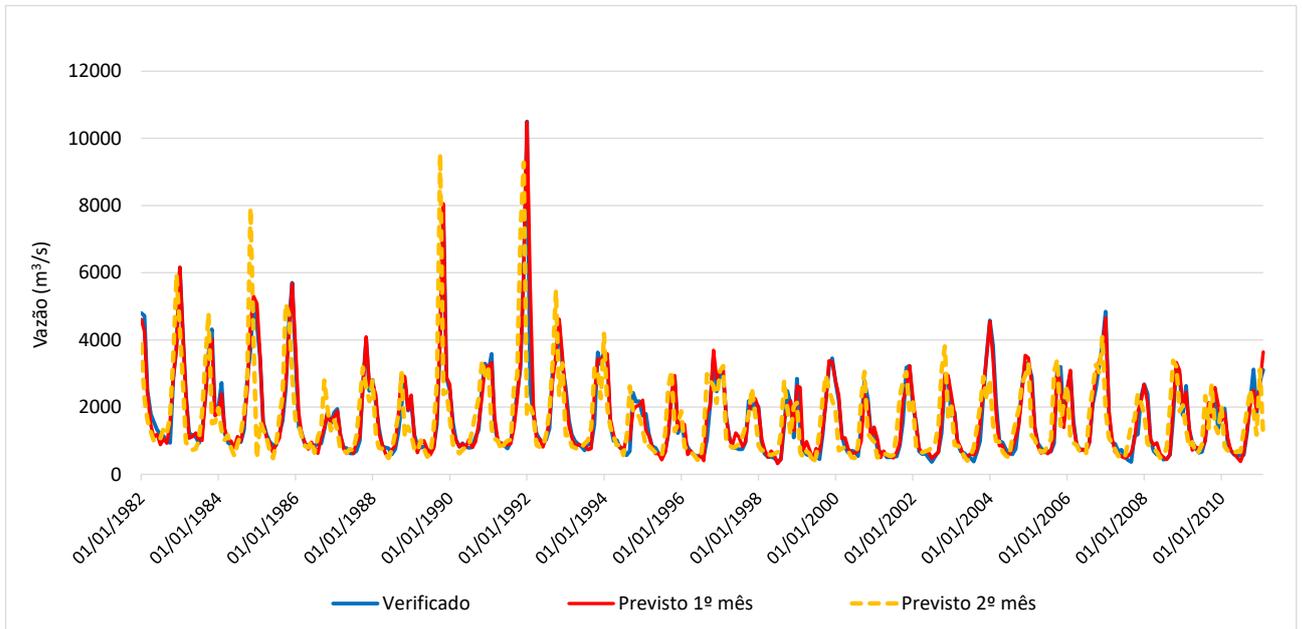
Comparando os resultados das simulações 2 e 6 observa-se claramente a melhora nas previsões, função da incorporação da chuva verificada em $m+1$ nas simulações. A título de exemplo, o Mape passou de 15,6% para 13,9% e o coeficiente de Nash saiu de 0,93 para 0,95. Comparando as Figuras 120 e 121, observa-se uma melhora substancial principalmente na previsão de altas vazões, exemplo para o período úmido de 1992.

Tomando como base a simulação 6, foi calibrada uma rede neural para efetuar previsões para o 2º mês, cujos resultados são apresentados na Figura 122, onde observa-se que em alguns momentos a previsão do 2º mês tende a ser superior às previsões do 1º mês, como pode ser observado nos anos de 1985, 1990, 1991, 1994 e 2003. Salienta-se mais uma vez que nessas calibrações é utilizada a precipitação verificada e apenas para o período de dados de teste, de 2011 a 2016, são utilizadas a precipitação prevista.

Assim como nas simulações a Três Marias, visando melhorar ainda as previsões de vazões, seguindo metodologia para a previsão de vazões diárias mostrado em Gomes (2006), foram ajustadas duas redes neurais: uma para o período úmido (novembro a abril) e outra para

o período seco (maio a outubro). A Tabela 42 e a Figura 123 mostram os resultados dos parâmetros estatísticos para a Simulação 7. Comparando as simulações 6 e 7 destaca-se que esta última, com calibrações para o período úmido e seco separadamente, apresentou uma melhora no EPMA, EMA e no Coeficiente de Nash-Log. Contudo, apresentou uma pequena piora no EP e manteve o coeficiente de Nash. Como os ganhos foram maiores que as perdas, adotar-se-á nesse trabalho os resultados das simulações com rede neural separadamente para o período úmido e seco.

Figura 122 - Vazões verificadas x vazões previstas um e dois meses à frente



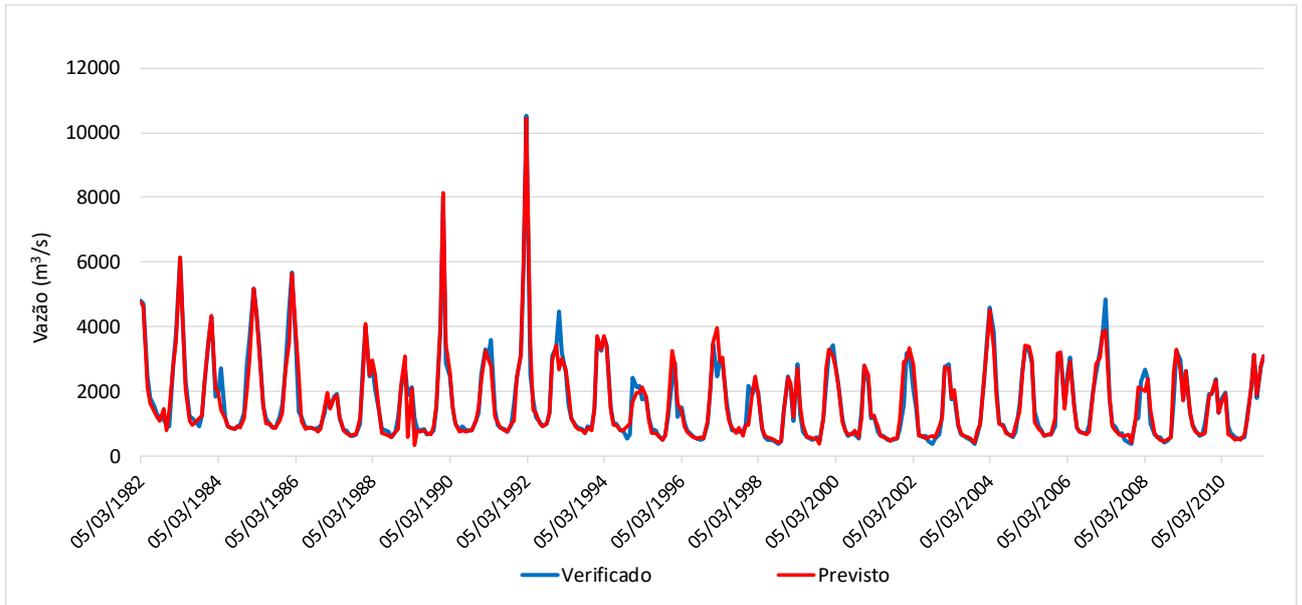
Fonte: A Autora (2020).

Tabela 42 - Resultados dos parâmetros estatísticos da Simulação 7, rede para o período úmido e outra para o seco

Simulação	EPMA (MAPE)	EP	EMA (MAD)	Nash	Nash-Log
Simul7	10,1	293	151	0,95	0,94

Fonte: A Autora (2020).

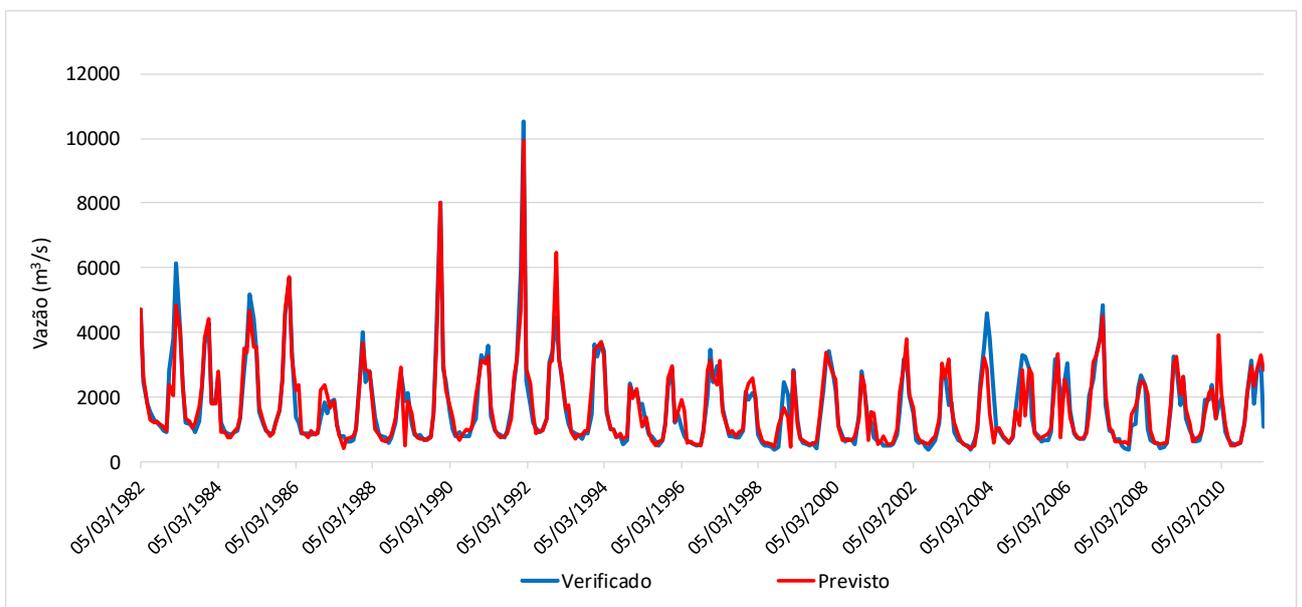
Figura 123 - Vazões verificadas x vazões previstas pela simulação 7 que incorporam a chuva verificada



Fonte: A Autora (2020).

Tomando como base a simulação 7, foi calibrada uma rede neural para efetuar previsões para o 2º mês, cujos resultados são apresentados na Figura 124, onde observa-se que os resultados dessas previsões 2 meses à frente também são muito promissores. Salienta-se mais uma vez que nessas calibrações é utilizada a precipitação verificada e apenas para o período de dados de teste, de 2011 a 2016, são utilizadas a precipitação prevista.

Figura 124 - Vazões verificadas x vazões previstas dois meses à frente.



Fonte: A Autora (2020).

4.6.4.2 Avaliação

Posteriormente, foram avaliados os resultados substituindo os dados de chuva verificada no tempo $m+1$ pelos dados de chuva prevista. Essas simulações foram feitas no período de abril/2011 a dez/2016, período de disponibilidade das previsões do CFS.

Foram comparados os resultados originados de várias metodologias de previsão de chuva, quais sejam:

- a) Simul7A (CFS_PDF): Correção de clima pelo método PDF;
- b) Simul7B (CFS_PDF_PDF): Correção de clima pelo método PDF e correção mensal pelo método PDF;
- c) Simul7C (CFS_Linear): Correção de clima pelo método Linear;
- d) Simul7D (CFS_Linear_PDF): Correção de clima pelo método Linear e correção mensal pelo método PDF;
- e) Simul7V (CFS_verif): Chuva verificada (apenas para comparação com as simulações anteriores na mesma base de dados).

A Tabela 43 e a Figura 125 apresentam os resultados dessas simulações, onde observa-se que as simulações com correção de clima pelo método Linear (Simul7C) tiveram resultados melhores que os outros.

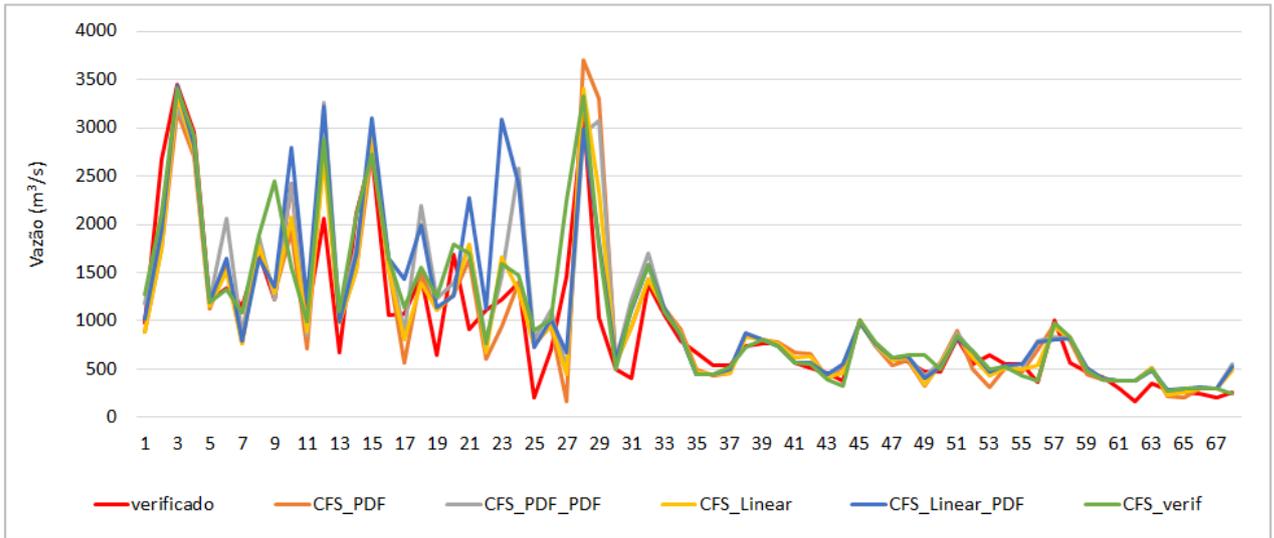
Tabela 43 - Resultados dos parâmetros estatísticos da Simulação 7 incorporando as previsões de chuva do modelo CFS

Simulação	EPMA (MAPE)	EP	EMA (MAD)	Nash	Nash-Log
Simul7A	34,5	432	260	0,66	0,61
Simul7B	36,6	446	270	0,64	0,69
Simul7C	29,9	341	220	0,79	0,75
Simul7D	34,7	440	267	0,65	0,73
Simul7V	28,8	340	202	0,79	0,78

Fonte: A Autora (2020).

Analisando a Figura 125, observa-se que nenhuma das simulações conseguiu fazer uma boa previsão para a Posição 25 que foi uma das mais baixas do período úmido, nem mesmo a simulação com a chuva observada, mostrando a dificuldade que a calibração encontrou em fazer esse tipo de previsão. A rede do período seco também teve dificuldade de fazer a previsão para a vazão mais baixa do período (Posição 62). Esse mesmo gráfico mostra que não há erro de fase nas previsões, ou seja, não há qualquer defasagem temporal nelas.

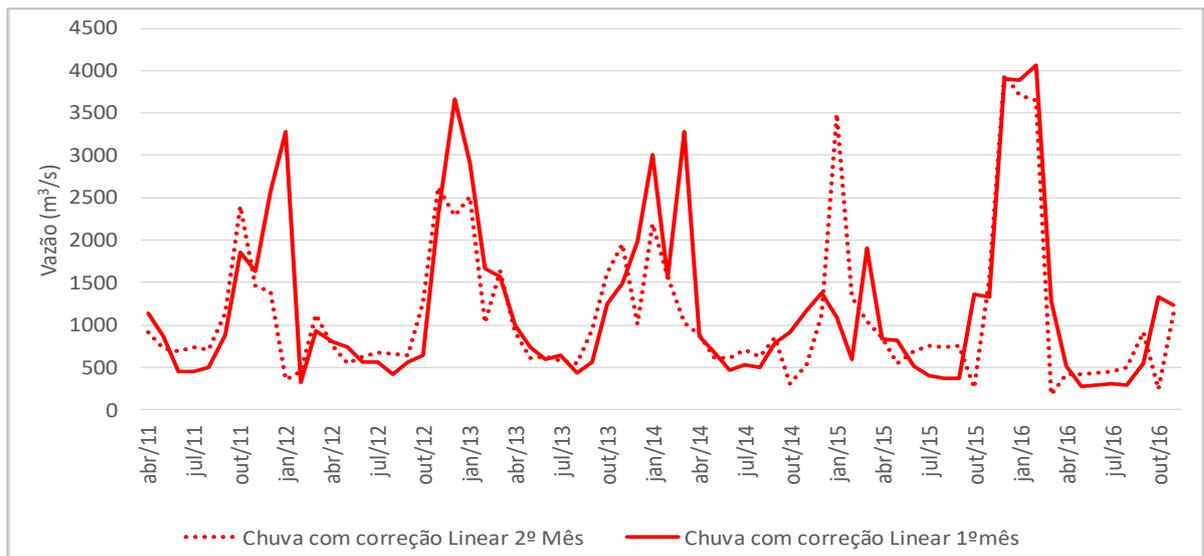
Figura 125 - Resultados da Simulação 7 incorporando as previsões de chuva do modelo CFS



Fonte: A Autora (2020).

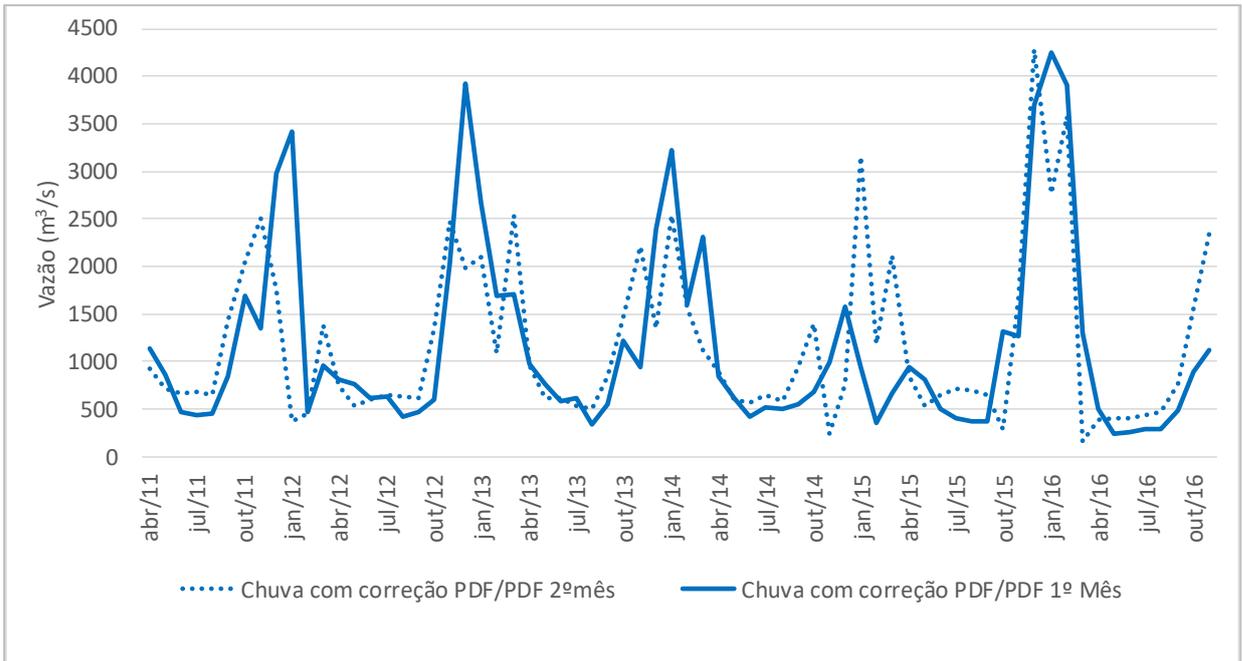
Analisando o período de dados de teste, as Figuras 126 e 127 apresenta uma comparação das vazões previstas 1 e 2 meses à frente, com a correção de chuva pelas metodologias linear e PDF/PDF, onde pode-se observar nos resultados que há diferenças entre as previsões, função da calibração efetuada e da chuva prevista. Contudo, observa-se que para a maior parte do período essas diferenças não são substanciais, também função dos promissores resultados de calibração, apresentados na Figura 97, e por a chuva prevista 1 e 2 meses não ter diferenças significativas, conforme foi apresentado nas Figura 42 e 48.

Figura 126 - Comparação de vazões previstas com um e dois meses à frente – correção de chuva pela metodologia Linear



Fonte: A Autora (2020).

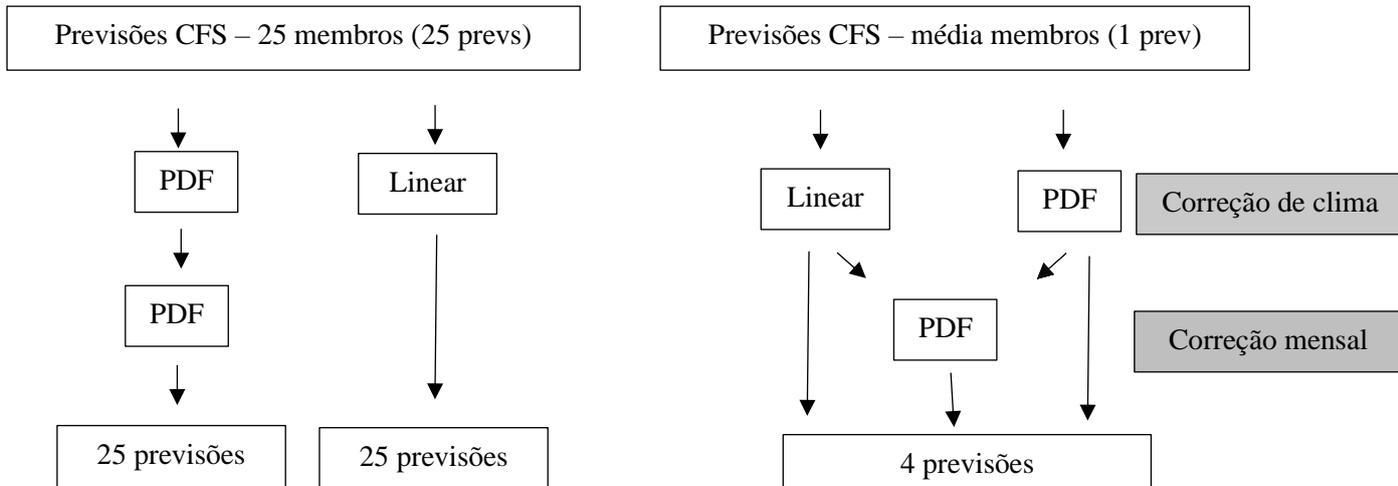
Figura 127 - Comparação de vazões previstas com um e dois meses à frente – correção de chuva pela metodologia PDF/PDF



Fonte: A Autora (2020).

Nas previsões um mês a frente, também foi feita separadamente a simulação para todos os 25 membros do Modelo CFS corrigido o clima e as previsões em si pela metodologia PDF, além de uma outra simulação com apenas o clima corrigido pelo modelo linear, tendo em vista que foi a que apresentou menores desvios, conforme apresentado no Item 4.4. A Figura 128 mostra o fluxograma com esse processo de correção.

Figura 128 - Fluxograma das previsões e correções de chuva do modelo CFS

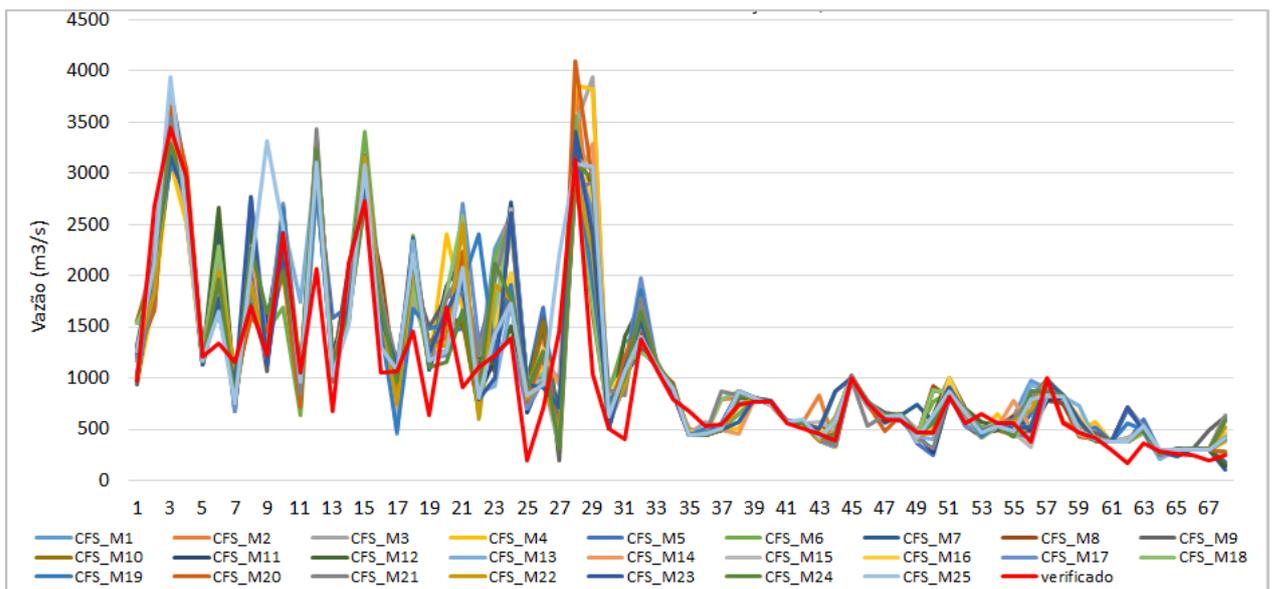


Fonte: A Autora (2020).

As Figuras 129 e 130 mostram as previsões obtidas com a correção de precipitação com a metodologia PDF/PDF e Linear. Nessas figuras, pode-se observar que em alguns momentos o valor gerado é bem diferente, função da chuva prevista, e em outros é bem semelhante, principalmente nos meses com pouca ou nenhuma chuva prevista. A título de exemplo de vazões geradas bem diferentes, cita-se a previsão feita para a posição 9, onde a vazão verificada foi 1220 m³/s e a previsão de vazão foi de 1071 a 2157 m³/s com correção de chuva pela metodologia PDF/PDF, de 1367 a 1736 m³/s usando só correção de clima com a metodologia Linear.

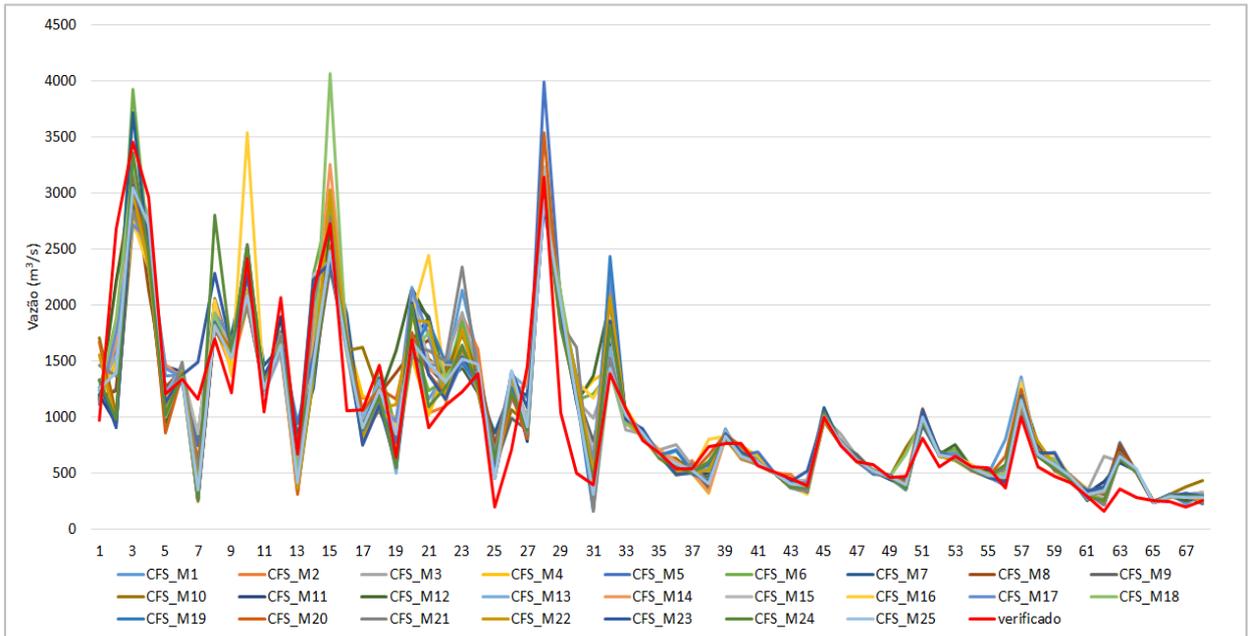
Uma análise adicional foi feita usando a variável perda/ganho na previsão dessas vazões incrementais. Foram incorporadas as perdas/ganhos verificadas e previstas. A Simulação 8 é composta das variáveis da Simulação 7 adicionando as perdas/ganhos verificadas. Já a Simulação 9 é composta da Simulação 8 adicionando as perdas/ganhos do mês em curso (prevista). A Tabela 44 mostra a disposição das variáveis de entrada nessas novas configurações de redes neurais.

Figura 129 - Previsão de vazões com as previsões de chuva do modelo CFS, correção PDF/PDF.



Fonte: A Autora (2020).

Figura 130 - Previsão de vazões com as previsões de chuva do modelo CFS, correção Linear



Fonte: A Autora (2020).

Tabela 44 - Variáveis de entrada das simulações com as perdas/ganhos

Caso	Variáveis		
Simul8	Simul 7	+	Perdas/Ganhos
	T		t
Simul9	Simul 8	+	Perdas/Ganhos
	T		t+1

Fonte: A Autora (2020).

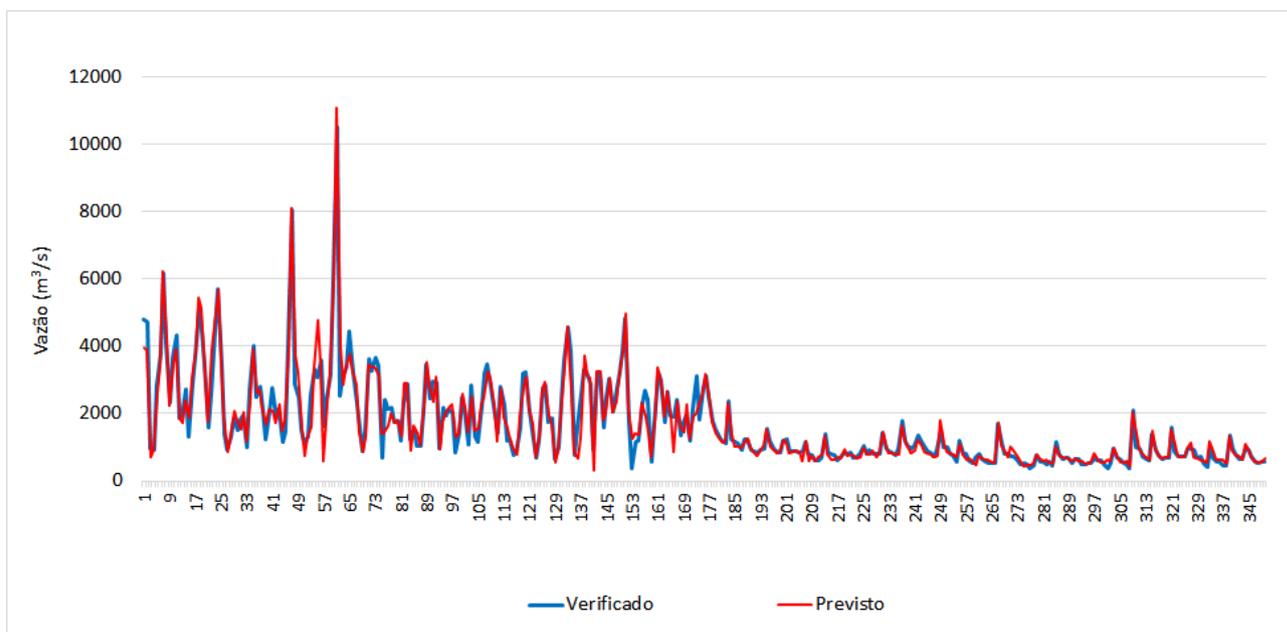
A Tabela 45 e a Figura 131 mostram os resultados dos parâmetros estatísticos e previstos da Simulação 8, respectivamente. Comparando com os resultados obtidos na Simulação 7 (Tabela 45), observa-se que não houve ganho nessa simulação, o que significa dizer que a incorporação da variável perdas/ganhos verificada não traz ganhos para a previsão de vazões incrementais ao reservatório de Sobradinho.

Tabela 45 - Resultados dos parâmetros estatísticos da Simulação 8.

Simulação	EPMA (MAPE)	EP	EMA (MAD)	Nash	Nash-Log
Simul8	12,4	310	181	0,94	0,92

Fonte: A Autora (2020).

Figura 131 - Resultados da Simulação 8.



Fonte: A Autora (2020).

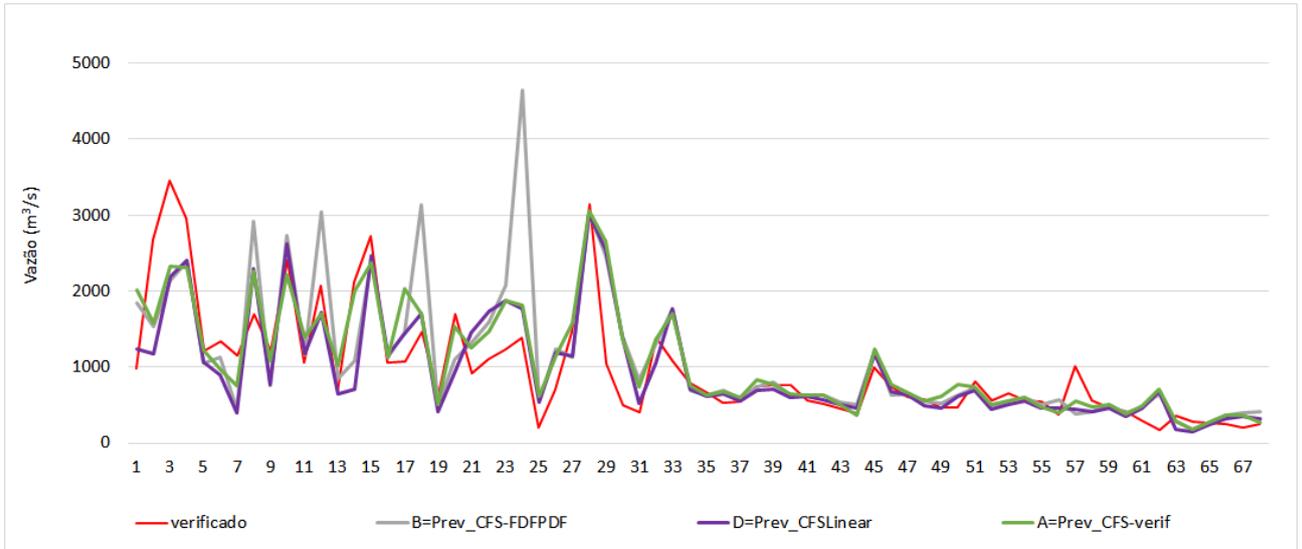
A Tabela 46 e a Figura 132 mostram os resultados dos parâmetros estatísticos dos testes efetuados para a Simulação 8 considerando a chuva prevista, para o abril/2011 a dez/2016, período de disponibilidade das previsões do CFS. Destaca-se a simulação considerando a correção de precipitação com a metodologia Linear (simulação 8D – Prev_CFSLinear) que produziu melhores resultados que as simulação com a previsão de precipitação do CFS com correção de clima pela metodologia PDF e correção mensal também com a desta metodologia (Simulação 8B – Prev CFS-PDFPDF). Ressalta-se que a simulação 8A foi feita considerando os dados de chuva verificada, com o objetivo de avaliar os desvios de previsão função do erro da previsão de chuva.

Tabela 46 - Resultados dos parâmetros estatísticos dos testes efetuados com a chuva prevista pelo modelo CFS

Simulação	EPMA (MAPE)	EP	EMA (MAD)	Nash	Nash-Log
Simul8A	36,4	423	275	0,67	0,71
Simul8B	44,2	649	389	0,23	0,60
Simul8D	36,6	468	309	0,60	0,64

Fonte: A Autora (2020).

Figura 132 - Previsão de vazões com as previsões incorporando as perdas/ganhos verificados



Fonte: A Autora (2020).

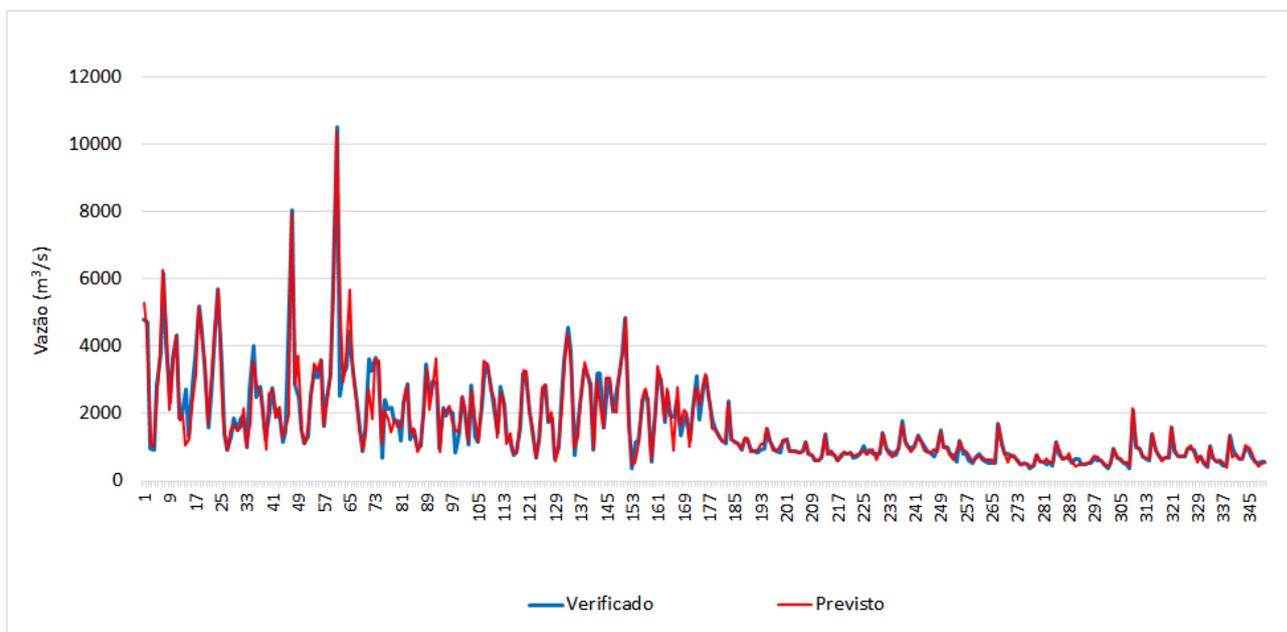
A Tabela 47 e a Figura 133 mostram os resultados dos parâmetros estatísticos e previstos da Simulação 9, respectivamente, que, como mostrado anteriormente, é composta da Simulação 8 adicionando-se a variável Perdas/Ganho no instante $t+1$. Comparando esses resultados com os da Simulação 7, observa-se que houve ganho nessa simulação, com uma melhora no Mape de 1,5%, de 13,2 m³/s no MAD e de 0,02 coeficiente de Nash-Log. Destaca-se que houve uma piora de 3,4 m³/s no EP). Isso significa dizer que a incorporação da variável perdas/ganhos verificada e prevista traz ganhos significativos para a previsão de vazões incrementais ao reservatório de Sobradinho.

Tabela 47 - Resultados dos parâmetros estatísticos da Simulação 9.

Simulação	EPMA (MAPE)	EP	EMA (MAD)	Nash	Nash-Log
Simul9	8,6	297	138	0,95	0,95

Fonte: A Autora (2020).

Figura 133 - Resultados da Simulação 9.



Fonte: A Autora (2020).

A Tabela 48 e a Figura 134 mostram os resultados dos parâmetros estatísticos dos testes efetuados para a Simulação 9 considerando a chuva prevista, para o abril/2011 a dezembro/2016, período de disponibilidade das previsões do CFS. Destaca-se a simulação considerando a correção de precipitação com a metodologia linear (Simulação 9D – Prev_CFSLinear) que produziu bons resultados (Simulação 9A – Prev_CFSVerif, representa a previsão de vazões com a chuva verificada). Ressalta-se que não foram apresentados resultados com as demais metodologias de correção de precipitação porque elas produziram resultados semelhantes a metodologia linear.

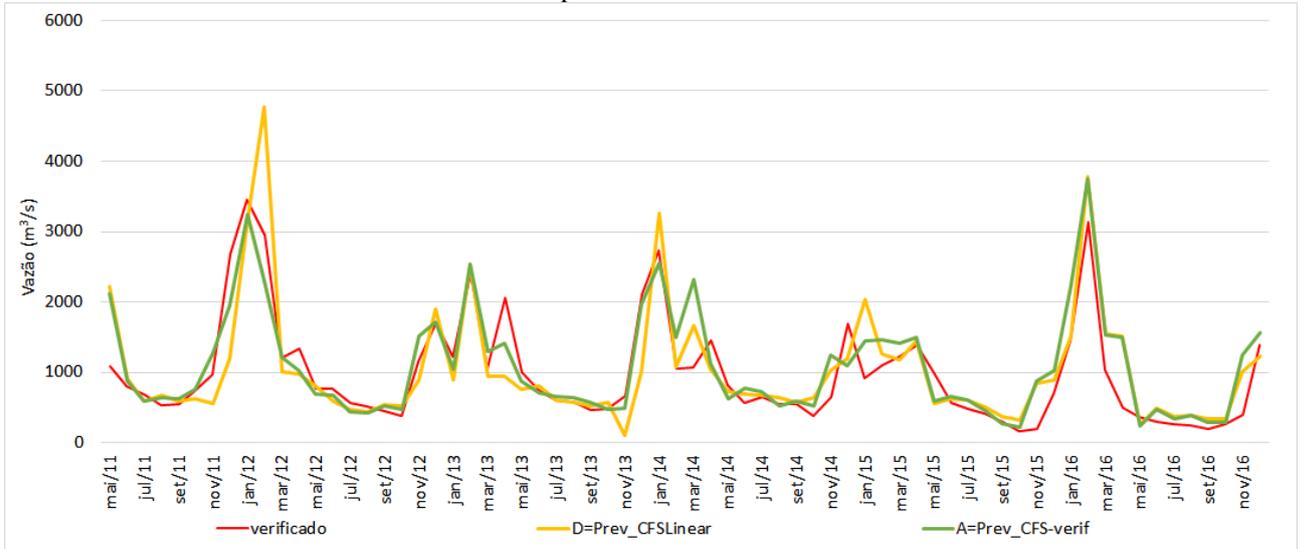
Tabela 48 - Resultados dos parâmetros estatísticos dos testes efetuados com a chuva prevista pelo modelo CFS

Simulação	EPMA (MAPE)	EP	EMA (MAD)	Nash	Nash-Log
Simul9A	35,9	386	266	0,73	0,78
Simul9D	38,6	485	310	0,57	0,58

Fonte: A Autora (2020).

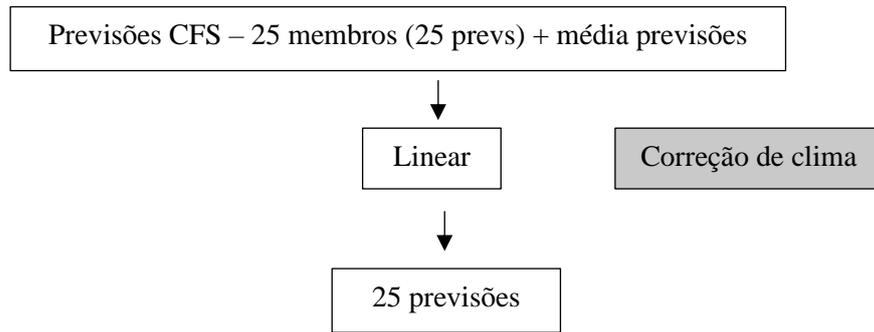
Também foi feita separadamente a simulação para todos os 25 membros do Modelo CFS com apenas o clima corrigido pelo modelo linear, tendo em vista que foi a que apresentou menores desvios, conforme apresentado no item 4.4. A Figura 135 mostra o fluxograma com esse processo de correção.

Figura 134 - Previsão de vazões com as previsões incorporando as perdas/ganhos verificadas e previstas



Fonte: A Autora (2020).

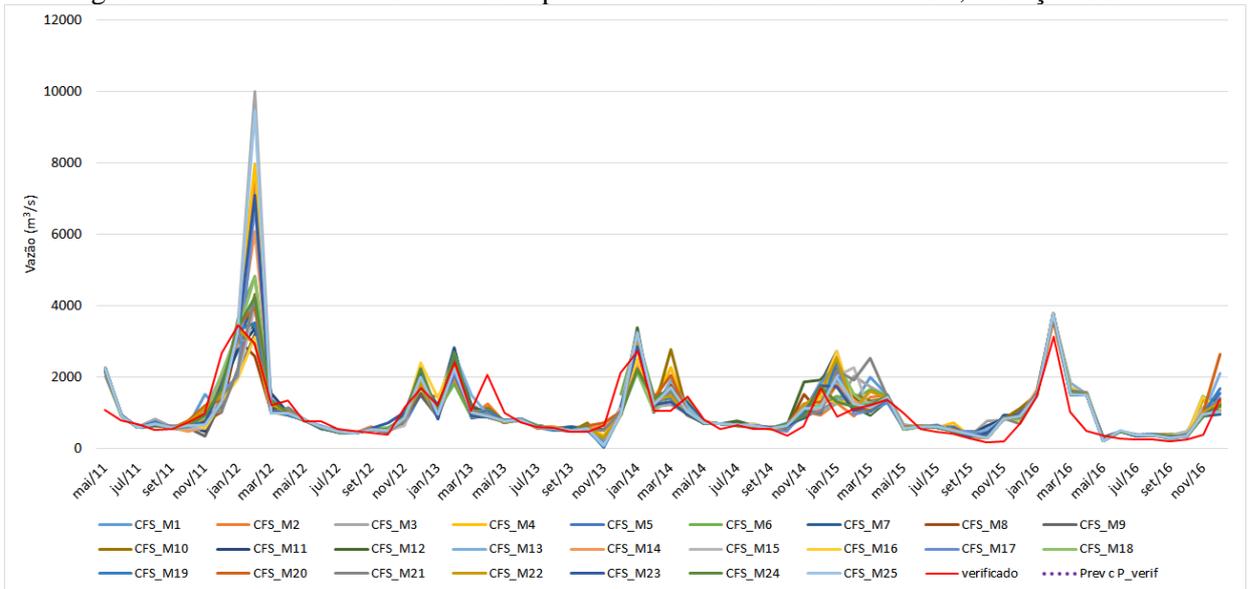
Figura 135 - Fluxograma das previsões e correções de chuva do modelo CFS



Fonte: A Autora (2020).

A Figura 136 mostra as previsões obtidas com a correção de precipitação com a metodologia Linear. Nessa figura, pode-se observar que em alguns momentos o valor gerado é bem diferente, função da chuva prevista, e em outros é bem semelhante, principalmente nos meses com pouca ou nenhuma chuva prevista. A título de exemplo de vazões geradas bem diferentes, cita-se a previsão feita para o mês de março/2016, onde a vazão verificada foi 1207 m³/s e a previsão de vazão foi de 998 a 1555 m³/s com correção de chuva usando só correção de clima com a metodologia Linear.

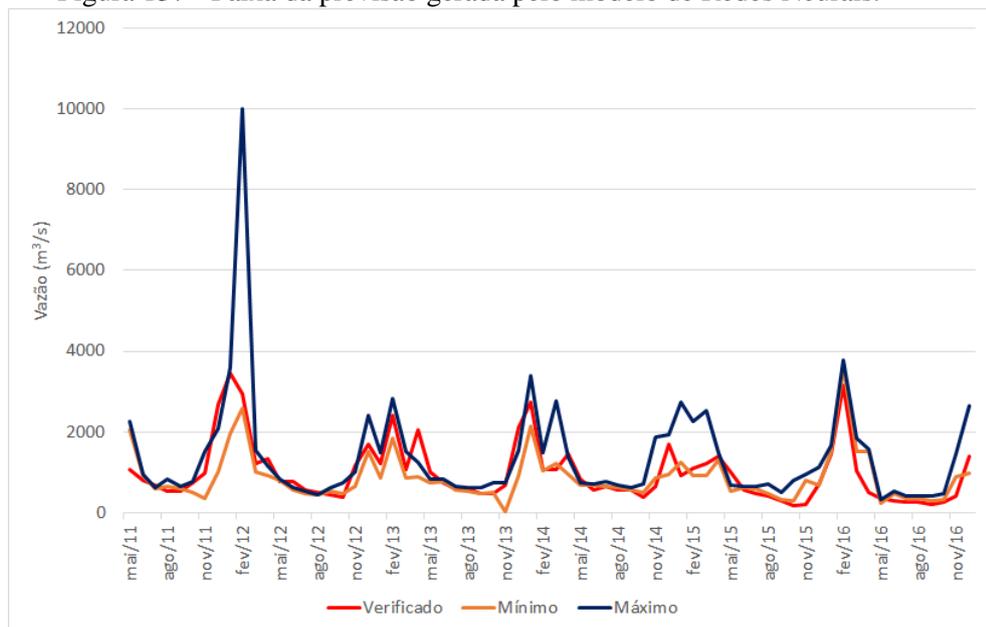
Figura 136 - Previsão de vazões com as previsões de chuva do modelo CFS, correção Linear



Fonte: A Autora (2020).

A Tabela 49 mostra a faixa de vazões geradas pelo modelo de Redes Neurais, comparados com o verificado. Nesta tabela, pode-se observar que as vazões com texto em **negrito em vermelho** representam as vazões verificadas que estão fora da faixa das vazões previstas pelo modelo de Redes Neurais (43 casos, que representam 63%). A Figura 137 mostra essa faixa de vazões geradas, onde observa-se que o modelo de Redes Neurais teve um bom desempenho no acerto dessa faixa de vazão, tendo em vista que mesmo quando ele não acertou a faixa, gerou valores bem próximos a ela.

Figura 137 - Faixa da previsão gerada pelo modelo de Redes Neurais.



Fonte: A Autora (2020).

Tabela 49 - Avaliação da faixa de vazão das previsões de vazões ao reservatório de Sobradinho.

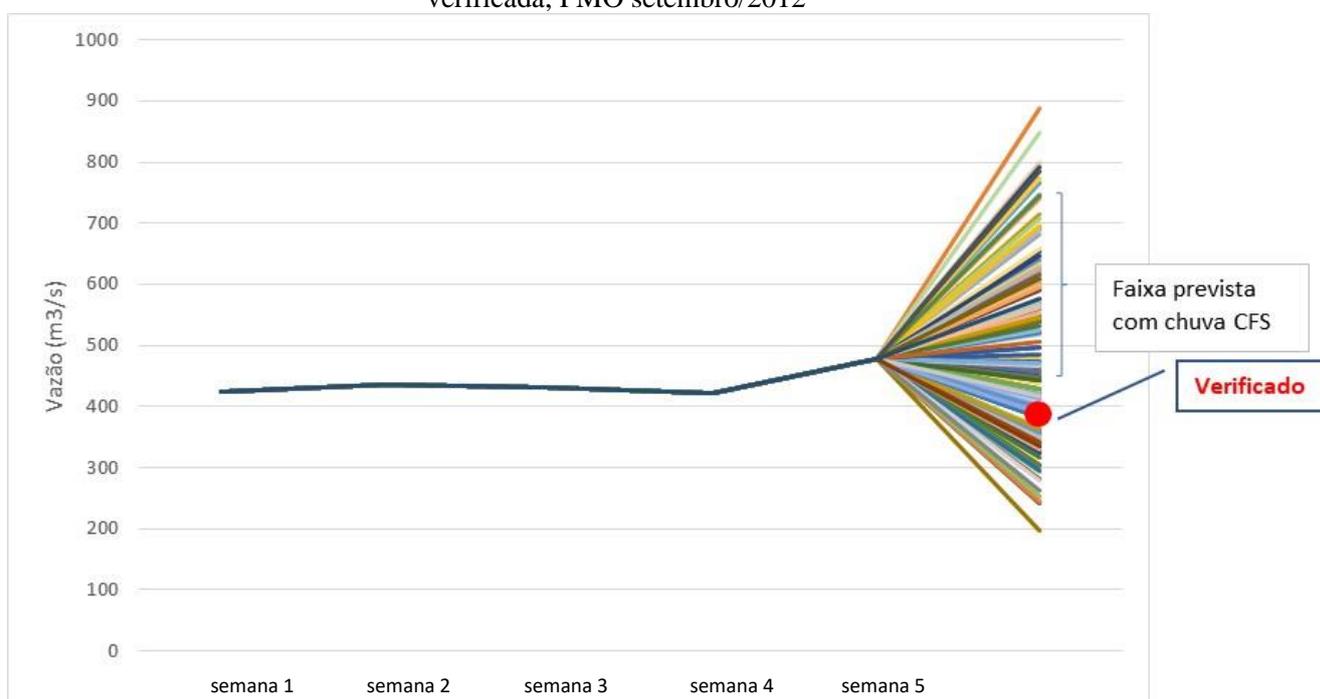
Data	Verificado	Mínimo	Máximo
nov/11	975	359	1517
mai/11	1078	2039	2271
jun/11	797	906	933
jul/11	677	585	613
ago/11	537	648	824
set/11	544	577	647
out/11	741	492	773
dez/11	2680	1008	2081
jan/12	3448	1961	3598
fev/12	2957	2588	9996
mar/12	1207	998	1555
abr/12	1340	927	1149
mai/12	764	792	816
jun/12	766	564	634
jul/12	564	465	533
ago/12	510	432	432
set/12	454	528	632
out/12	385	469	738
nov/12	1159	657	1017
dez/12	1702	1502	2413
jan/13	1220	844	1478
fev/13	2417	1832	2819
mar/13	1053	861	1501
abr/13	2063	889	1249
mai/13	1004	732	819
jun/13	749	769	842
jul/13	604	573	650
ago/13	580	525	624
set/13	467	482	625
out/13	473	501	738
nov/13	671	33	730
dez/13	2115	927	1534
jan/14	2730	2138	3397
fev/14	1057	1024	1488
mar/14	1069	1222	2778
abr/14	1459	947	1374
mai/14	816	693	745
jun/14	557	691	696
jul/14	653	647	766
ago/14	555	612	692
set/14	553	551	612
out/14	371	493	721
nov/14	640	866	1876
dez/14	1692	947	1919
jan/15	912	1246	2735
fev/15	1108	911	2266
mar/15	1224	933	2533
abr/15	1389	1292	1491
mai/15	1006	536	669
jun/15	562	611	652
jul/15	473	593	662
ago/15	415	475	714
set/15	299	332	491
out/15	167	291	785
nov/15	200	805	944
dez/15	706	688	1115
jan/16	1458	1503	1669
fev/16	3138	3592	3787
mar/16	1037	1511	1841
abr/16	503	1503	1573
mai/16	358	220	324
jun/16	287	485	526
jul/16	258	356	398
ago/16	251	364	401
set/16	201	280	397
out/16	253	322	482
nov/16	401	895	1461
dez/16	1384	964	2637

Fonte: A Autora (2020).

4.6.5 Comparação das previsões de vazões – Sobradinho Incremental

A Figura 138 mostra a comparação das vazões geradas pelo Gevazp e pelo modelo de Redes Neurais, em comparação com a vazão verificada, para o PMO de setembro/2012, onde observa-se que na faixa gerada pelo modelo Gevazp já estão as vazões geradas pelo modelo de Redes Neurais. Utilizando todos os 25 membros do modelo CFS, a Simulação 9 gerou uma previsão de 517 m³/s para a média das previsões do CFS e uma faixa de 469 a 738 m³/s para os 25 membros, enquanto a vazão verificada foi 385 m³/s.

Figura 138 - Cenários previstos pelo Gevazp, juntamente com a faixa do modelo CFS e a vazão verificada, PMO setembro/2012



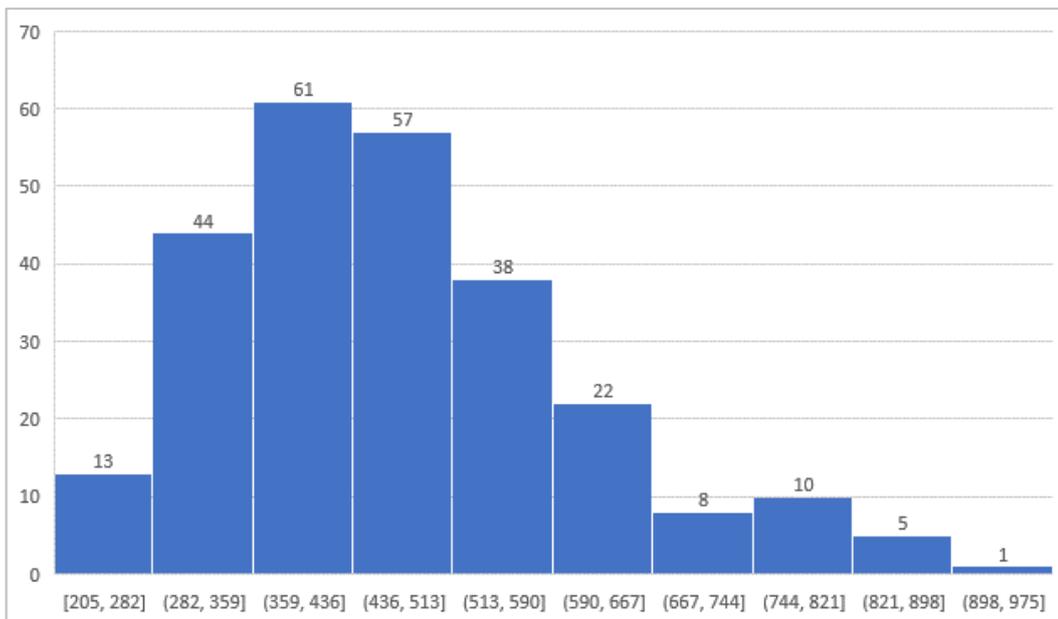
Fonte: A Autora (2020).

A Figura 139 mostra a distribuição das vazões geradas pelo Gevazp para o mês de setembro de 2012, onde observa-se que 61 casos foram gerados na faixa de 359 a 436 m³/s, grupo este que está a vazão verificada (385 m³/s).

A Figura 140 mostra a comparação das vazões geradas pelo Gevazp e pelo modelo de Redes Neurais, em comparação com a vazão verificada, para o PMO de janeiro/2013, onde observa-se que na faixa gerada pelo modelo Gevazp já estão as vazões geradas pelo modelo de Redes Neurais. Utilizando todos os 25 membros do modelo CFS, a Simulação 9 gerou uma previsão de 2528 m³/s para a média das previsões do CFS e uma faixa de 1832 a 2819 m³/s para os 25 membros, enquanto a vazão verificada foi 2417 m³/s. Observa-se que a faixa prevista pelo

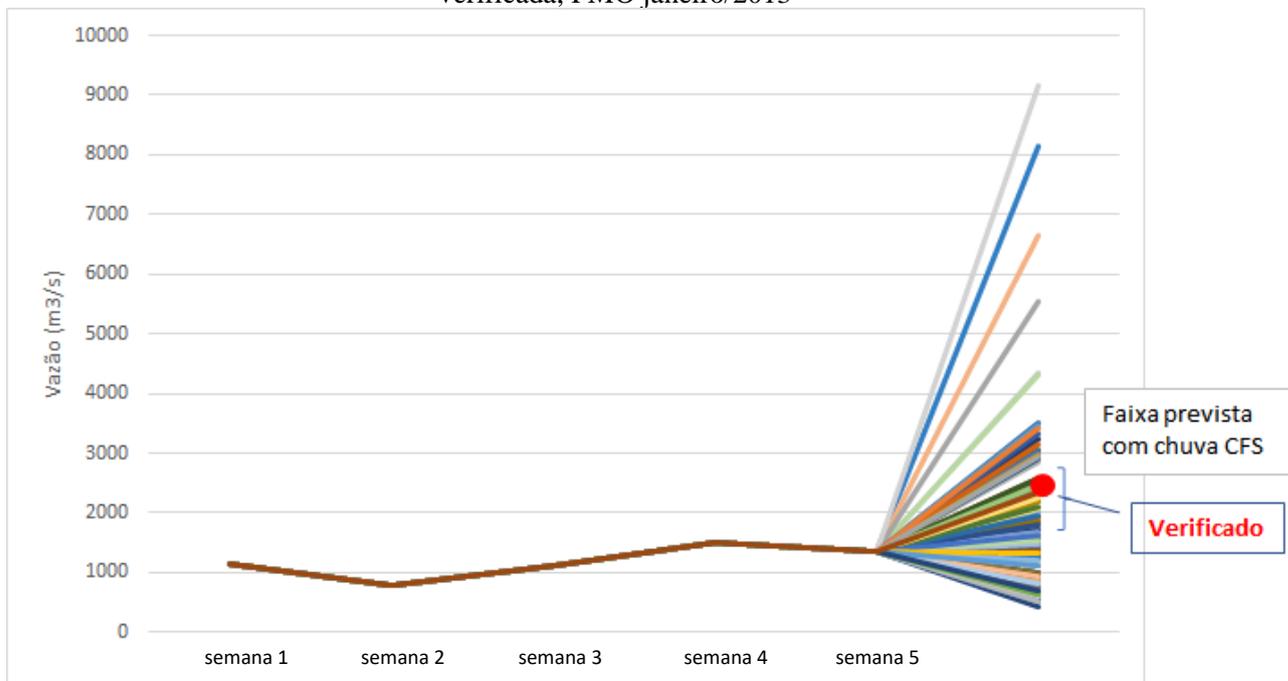
modelo de redes neurais foi pequena, função da pouca variabilidade de chuva prevista pelo Modelo CFS.

Figura 139 - Cenários previstos pelo Gevazp, PMO setembro/2012.



Fonte: A Autora (2020).

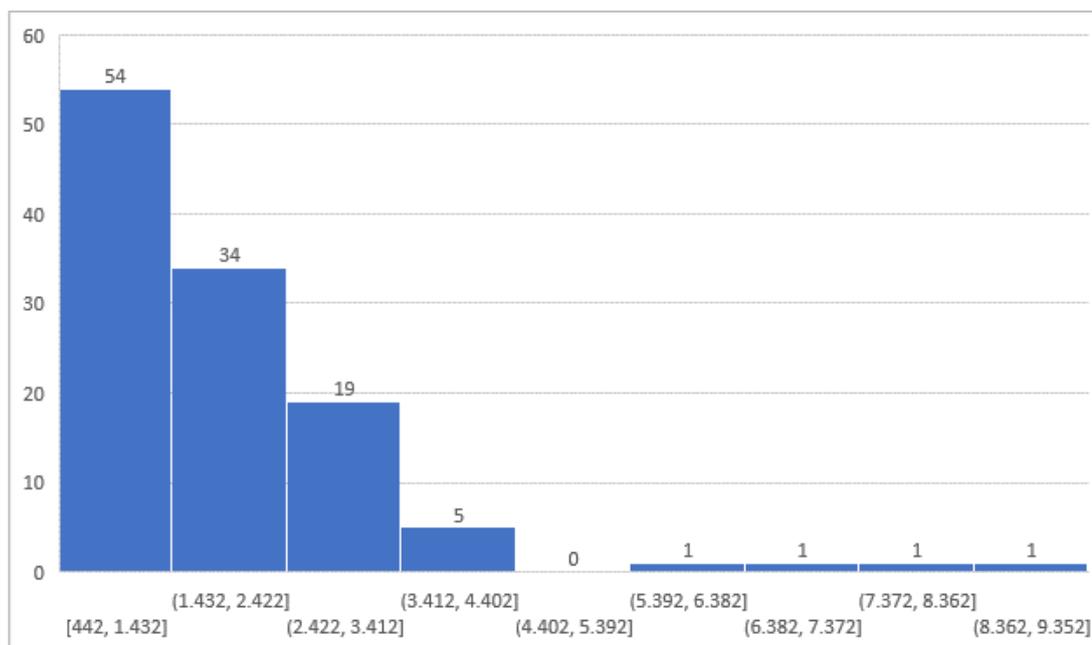
Figura 140 - Cenários previstos pelo Gevazp, juntamente com a faixa do modelo CFS e a vazão verificada, PMO janeiro/2013



Fonte: A Autora (2020).

A Figura 141 mostra a distribuição das vazões geradas pelo Gevazp para o PMO de janeiro de 2013, onde observa-se que 34 casos foram gerados na faixa de 1432 a 2422 m³/s, grupo este que está a vazão verificada (2417 m³/s).

Figura 141 - Cenários previstos pelo Gevazp, PMO janeiro/2013

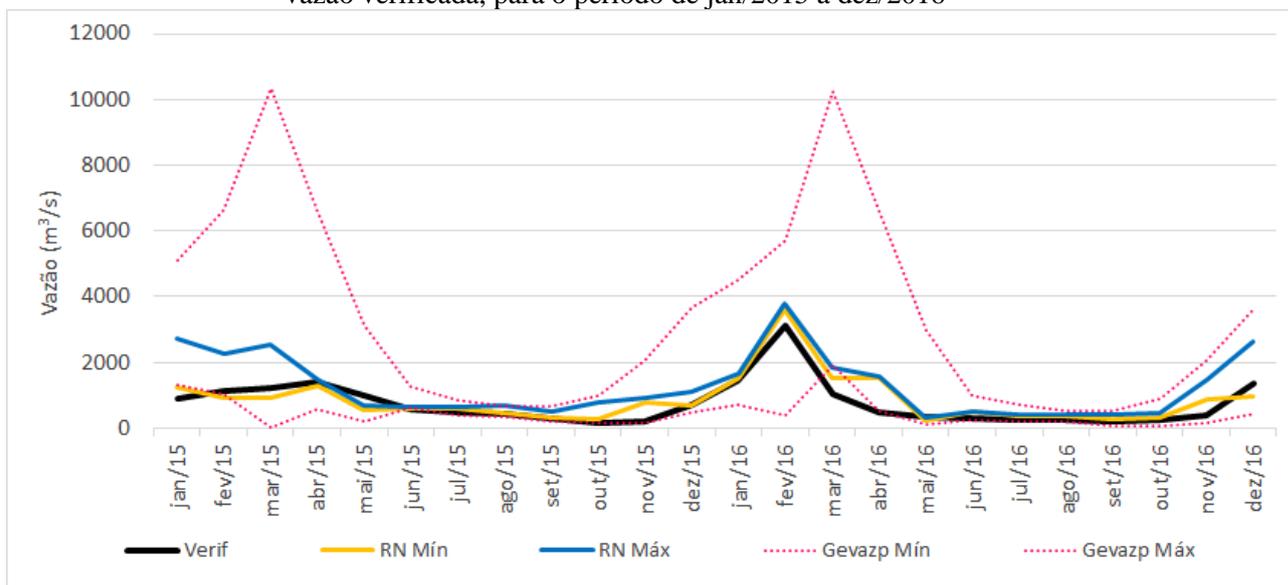


Fonte: A Autora (2020).

Adicionalmente, foram comparadas as vazões geradas pelo modelo de Redes Neurais e verificados com as vazões geradas pelo Gevazp, para os anos de 2015 e 2016, conforme pode ser observado na Figura 142.

Mais uma vez, observa-se na Figura 142 que os cenários de vazões previstas pelo Gevazp contêm vazões bem acima das vazões verificadas e das previstas pelos diversos cenários de chuvas do CFS, principalmente nas vazões previstas no período úmido. Como discutido anteriormente, a Figura 142 mostra que o Gevazp gera diversas séries fora da faixa provável de acontecer. As rodadas do NEWAVE, na determinação do custo futuro, visitam todas essas séries geradas pelo Gevazp. Reduzindo essa faixa do Gevazp far-se-á com que a função de custo futuro do NEWAVE não atinja essas séries fora do prazo, isso faz com que se possa lidar com a incerteza de uma forma melhor (CATALDI, 2012). Essa menor abertura do cenário diminui a chance de a função de custo futuro ir para algum lugar que não tem chance de ocorrer.

Figura 142 - Cenários previstos pelo Gevazp, juntamente com a faixa do modelo de Redes Neurais e a vazão verificada, para o período de jan/2015 a dez/2016



Fonte: A Autora (2020).

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

O presente trabalho teve o objetivo final de mostrar o impacto da previsão de precipitação na previsão de vazões. Para isso, fez-se uma avaliação e posteriormente correção da chuva prevista pelo Modelo CFS - Climate Forecast System. Também se fez uma análise das variáveis climáticas para serem usadas na calibração de modelos para a previsão de vazões. Essas vazões previstas foram comparadas com as vazões geradas pelo Gevazp.

Segue abaixo as principais constatações:

- a) As previsões climáticas do CFS tendem a superestimar a chuva prevista em todos os 4 trechos analisados da bacia, principalmente nos meses de pouca ou nenhuma chuva.
- b) Em relação às correções feitas pelo modelo CFS para a média dos membros, para todos os 4 trechos analisados, a correção apenas de clima levou a resultados superiores à correção de clima com a correção mensal pela metodologia PDF. Apenas para a área a montante de Três Marias o clima corrigido com a metodologia PDF produziu melhores resultados, nos demais três trechos o clima corrigido com a metodologia Linear produziu melhores resultados. Destaca-se que, em alguns momentos, os resultados de previsão de vazão obtidos variam bastante em função da metodologia adotada para a correção da previsão de precipitação.
- c) As variáveis NATL, SATL, TROP, NINO1+2, NINO3, NINO4 e NO3,4 apresentaram uma boa relação com as vazões e com as chuvas. Contudo, as variáveis SOI e PDO não tinham uma boa correlação com as vazões e chuva de Três Marias e Sobradinho. Em termos absolutos, observou-se que as vazões naturais a Três Marias e a vazão Incremental a Sobradinho têm maior correlação com as variáveis relacionadas ao oceano Atlântico que as variáveis relacionadas ao oceano Pacífico.
- d) Na disposição histórica dos dados de vazão natural a Três Marias e da vazão incremental a Sobradinho com as principais variáveis correlacionadas, que são a temperatura na área NINO1+2 e no Atlântico Sul, observou-se que os ciclos de descida e subida dessas três variáveis são semelhantes. Também se observa que a amplitude da temperatura na região NINO1+2 é bem maior que a SATL. A vazão natural a Três Marias e a vazão incremental a Sobradinho mostram a crise hídrica que a bacia do São Francisco vem passando desde o ano de 2012. Contudo, aparentemente não se observa qualquer grande variação histórica nos dados do NINO1+2 e SATL.
- e) Observou-se a estreita relação da variável perdas/ganhos ao reservatório de Sobradinho com a chuva média no lago. Contudo, não se observou uma relação direta com a vazão dos postos fluviométricos a montante do reservatório, que são Morpará + Boqueirão.

Essa variável tem uma variabilidade difícil de explicar, mas é de importante impacto na operação e previsão de vazões da bacia. Na tentativa de previsão dessa variável utilizando a técnica de redes neurais, verificou-se a contribuição da chuva tanto a verificada (chuva perfeita), como a prevista pelo CFS para a previsão da variável em análise. Os resultados obtidos para essa previsão de vazão foram promissores.

- f) O modelo de Redes Neurais teve um bom desempenho no acerto da faixa da vazão, tendo em vista que mesmo quando ele não acertou a faixa, gerou valores bem próximos a esta. Embora o objetivo principal desse trabalho não seja o acerto de uma previsão e sim a faixa provável de ocorrência da mesma, destaca-se que o modelo SMAP teve um melhor desempenho que o modelo de Redes Neurais, quando comparada a faixa média das vazões previstas em relação a vazão verificada.
- g) Observou-se claramente a melhora nas previsões de vazões com a incorporação da chuva verificada um mês a frente nas simulações, principalmente na previsão de altas vazões, exemplo para o período úmido de 1992.
- h) Nas simulações com Redes Neurais para o reservatório de Sobradinho, observou-se que praticamente não houve ganho nessa simulação, quando se incorporou a variável perdas/ganhos verificada. Contudo, observou-se que a incorporação da variável perdas/ganhos verificada + prevista traz ganhos para a previsão de vazões incrementais ao reservatório de Sobradinho.
- i) É possível reduzir com segurança a faixa prevista pelo Modelo Gevazp, o que impede que os modelos energéticos DECOMP e NEWAVE alcancem esses cenários com baixíssima ou nenhuma probabilidade de ocorrência. Isso faz com que o CMO – Custo Marginal da Operação seja mais realístico, interferindo nos despachos das usinas térmicas e, conseqüentemente, no custo de operação do SIN – Sistema Interligado Nacional. Ressalta-se que os cenários de vazões previstas pelo Gevazp contêm vazões bem acima das vazões verificadas e das previstas pelos diversos cenários de chuvas do CFS, principalmente nas vazões previstas no período úmido.

Destaca-se que nos cenários de vazões com muita água o CMO tende a cair, tendo em vista que os modelos energéticos usam ao máximo esse recurso barato que é a água. Por outro lado, nos cenários de vazões com pouca água o CMO tende a aumentar, tendo em vista que os modelos energéticos não têm a água para utilizar e lançam mão de cursos mais caros para atender ao seu mercado (geração térmica, p. ex).

Ressalta-se também que o objetivo principal desse trabalho não é acertar a vazão precisa e sim uma faixa possível, função da previsão de chuva. As previsões com dois e um mês de antecedência mostraram que é possível fazer isso com segurança.

Para recomendações de futuros trabalhos, sugere-se a avaliação do impacto energético causado pela redução de faixa das vazões previstas, função da utilização da chuva prevista pelo modelo CFS. Função da probabilidade condicionada utilizada no Gevazp, essa avaliação só é possível de ser feita se essa calibração de modelo de previsão de vazões em conjunto com a previsão climática for feita para todos os aproveitamentos do SIN.

REFERÊNCIAS

- AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUA **Hidroweb**. Brasília: ANA, 2016. Disponível em: <http://hidroweb.ana.gov.br/>. Acesso em: 01 nov. 2016.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUA. **Plano de recursos hídricos da bacia do São Francisco**. Resumo Executivo. Brasília: ANA, 2004.
- ANDRADE, M. G.; REIS, R. L.; SOARES, S.; SILVA FILHO, D. (2012). Análise do erro de previsão de vazões mensais com diferentes horizontes de previsão. **Revista Controle & Automação**, 2012, v.23, n.3.
- ANDREOLI, R. V.; KAYANO, M. T.. A importância relativa do Atlântico Tropical Sul e Pacífico Leste na variabilidade de precipitação do Nordeste do Brasil. **Revista Brasileira de Meteorologia**, 2007, v. 22, n. 1, p. 63-74.
- AQUIL, M.; KITA, I.; YANO, A.; NISHIYAMA, S.. A comparative study of artificial neural networks and neuro-fuzzy in continuous modeling of the daily and hourly behavior of runoff. **Journal of Hydrology**, 2007, v.337, p.22-34.
- ASSIS, J. M. O.; SOUZA, W. M. S.; KOCH, H.; SOBRAL, M. C. M.. Influência dos oceanos pacífico e atlântico tropicais sobre os índices climáticos da precipitação na Bacia do Submedio São Francisco. **Revista Brasileira de Climatologia**, 2018, Ano 14, v.23.
- ASSOCIAÇÃO EXECUTIVA DE APOIO À GESTÃO DE BACIAS HIDROGRÁFICAS PEIXE VIVO. **Plano de Recursos Hídricos da Bacia do Rio São Francisco**. RP2 – Diagnóstico Consolidado da Bacia do Rio São Francisco. Volume I – Relatório de Diagnóstico. Belo Horizonte: AGB PEIXE VIVO, 2015.
- BAKER, S.A.; WOOD, A.W.; RAJAGOPALAN, B. Developing subseasonal to seasonal climate forecast products for hydrology and water management. **Journal of the American Water Resources Association**, 2019, 1–14. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/1752-1688.12746>. Acesso em: 20 ago. 2018.
- BÁRDOSSY, A.; PEGRAM, G. Downscaling precipitation using regional climate models and circulation patterns toward hydrology. **Water Resources Research**, 2011, v.47, n.4, p.1-18.
- BAZARTSEREN, B.; HILDEBRANDT, G.; HOLZ, K.P. Short-term water level prediction using neural networks and neuro-fuzzy approach. **Neurocomputing**, 2003, v. 55, n. 2, p. 439-450.
- BEALE, M.H.; HAGAN, M.T.; DEMUTH, H.B. **Neural Network Toolbox – User’s Guide**. Natick, MA: The MathWorks, 2016. 416 p.
- BLOCK, P. J.; SOUZA FILHO, F. A.; SUN, L.; KWON, H.-H. A streamflow forecasting framework using multiple climate and hydrological models. **Journal of the American Water Resources Association**, 2009, v. 45, n. 4, p. 828-843.
- BOÉ, J.; TERRAY, L.; HABETS, F.; MARTIN, E.. Statistical and dynamical downscaling of the Seine basin climate for hydro-meteorological studies. **International Journal of Climatology**, 2007, v.27, n.12, p.1643-1655.

BOX, G.E.P; JENKINS, G.M. **Time series analysis, forecasting and control**. San Francisco, CA: Holden Day, 1976.

BOU, A.S.F.; DE SÁ, R.V.; CATALDI, M.. Flood forecasting in the upper Uruguay River basin. **Natural Hazards**, 2015, v.79, n.2, p.1239-1256.

BOUGEAULT, P.; TOTH, Z.; BISHOP, C.; BROWN, B., BURRIDGE, D.; CHEN, D.; EBERT, E.; FUENTES, M.; HAMILL, T.; MYLNE, K.; NICOLAU, J.; PACCAGNELLA, T.; PARK, Y.-Y.; PARSONS, D.; RAOULT, B.; SCHUSTER, D.; SILVA DIAS, P.; SWINBANK, R.; TAKEUCHI, Y.; TENNANT, W.; WILSON, L.; WORLEY, S.. The THORPEX Interactive Grand Global Ensemble (TIGGE). *Bull. Am. Met. Soc.* , 2010, v.91, p.1059-1072.

BRAGA, R.S; CATALDI, M.; OLIVEIRA, H.C.. Metodologia para previsão de vazões na bacia do rio Rio Grande. *In: Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos*, 18., 2009, Campo Grande, MS. **Anais [...]**. Campo Grande: SBRH, 2009.

BROWN, S.J.; GOETZMANN, W.N.; KUMAR, A.. The Dow Theory: William Peter Hamilton's Track Record ReConsidered., 23 janeiro 1998. Acesso em: 08 fev. 2013.

BUIZZA, R.. **EPS skill improvements between 1994 and 2005**. ECMWF Newsletter n.104, ECMWF, Shinfield Park, Reading RG2-9 AX, UK, 2005, p.10-14.

CAPOZZOLI, C. R.; CARDOSO, A. de O.; FERRAZ, S. E. T.. Padrões de variabilidade de vazão de rios nas principais bacias brasileiras e associação com índices climáticos. **Rev. Bras. Meteorol.**, , 2017, v. 32, n. 2, São Paulo, Apr./Jun..

CARMO, V.. **Correlação linear de Pearson**. In: Material da disciplina de Estatística, Universidade Federal de Santa Catarina. Disponível em: <http://www.inf.ufsc.br/~vera.carmo/Correlacao/Correlacao_Pearson_Spearman_Kendall.pdf>. Acessado em: 10 março de 2017.

CATALDI, M.; BRAGA, R.S.; DIAS, T.L.; SÁ, R.V.; ROCHA, V.F.; SOUZA FILHO, F.A.. Assessment of precipitation climate forecasting of models ECHAM 4.5, CFS, COLA/IRI and CCM3 for hydro basins in southwest Brazil. **Anais...** In: CLIVAR VAMOS Workshop on Modeling and Predicting Climate in the Americas. Petropolis, RJ. 2012.

CCEE - CÂMARA DE COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA. **O SIN e os modelos NEWAVE e DECOMP utilizados no planejamento da operação energética e no cálculo do PLD**. Material do curso para planejamento da operação energética. Brasília, DF: ONS, 2016.

CEPEL - Centro de Pesquisa de Energia Elétrica. **Modelo de geração de séries sintéticas de energias e vazões - MODELO GEVAZP**. Manual de referência. Rio de Janeiro / RJ. 2002.

CEPEL - Centro de Pesquisa de Energia Elétrica. **Modelo estratégico de geração hidrotérmica a Subsistemas Equivalentes - PROJETO NEWAVE**. Manual do Usuário. Rio de Janeiro / RJ. 2013.

CHESF– Companhia Hidroelétrica do rio São Francisco. **Análise do Balanço Hídrico do reservatório de Sobradinho – RT – CHESF -DME/GTH.** 1985.

CHIANG, J.; KUSHNIR, Y.; GIANNINI, A.. Reconstructing Atlantic Intertropical Convergence Zone variability: Influence of the local cross-equatorial sea surface temperature gradient and remote forcing from the eastern equatorial Pacific. **Journal of Geophysical Research**, v. 107, n. D1, ACL3, 2002.

CLARKE, R. T.. Hydrological prediction in a non-stationary world. **Hydrology and Earth System Sciences** 2007, v.11, n.1, p.408-414.

COELHO, C.A.S.; UVO, C.B.; AMBRIZZI, T.. Exploring the impacts of the tropical Pacific SST on the precipitation patterns over South America during ENSO periods. **Theoretical and Applied Climatology**, 2002, v. 71, p. 185-197.

COLLISCHONN, W.; TUCCI, C. E. M.; CLARKE, R. T..Previsão Sazonal de Vazão na Bacia do Rio Uruguai 2: Previsão Climática-Hidrológica. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, 2003, v. 10, n. 4, p. 61-72.

COSSICH, W.; CATALDI, M; ROTUNNO FILHO, O. C.. Avaliação do desempenho da geração de cenários de afluências em reservatórios utilizando previsões de precipitação por conjunto. **Ciência e Natura**, 2015, v. 37, Ed. Especial SIC, p. 55-62.

DEMUTH, H.; BEALE, M.H.. **Neural Network Toolbox – for use with MATLAB, User’s Guide.** The MathWorks, Natick, MA, United States of American. 840p. 2002.

DIAS, T. L.. **Estudo da influência do degelo do ártico no clima global.** Dissertação de Mestrado - Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2014, 127 p.

EL-SHAFLE, A.; TAHA, M. R.; NOURELDIN, A.. A neuro-fuzzy model for inflow forecasting of the Nile river at Aswan high dam. **Water Resources Management**, 2007, v. 21, n. 3, p. 533-556.

EVSUKOFF, A. G.; CATALDI, M.; LIMA, B. S. L. P.de. A multi-model approach for long-term runoff modeling using rainfall forecasts. **Expert Systems with Applications**, 2012, v.39, p.4938-4946.

FERREIRA, P. G. C.; SOUZA, R. C.; MARCATO, A. L. M.. The PAR(p) Interconfigurations model used by the Brazilian Electric Sector. **Electrical Power and Energy Systems**, 2015, v. 73, p. 45-55.

FONSECA, P. C.. **Uma alternativa aos modelos NEWAVE e DECOMP por meio da aplicação de técnicas de inteligência artificial.** 2013. 78 f. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica – Universidade Federal de Itajubá, Itajubá.

GRIMM, A. M.; TEDESCHI, R. G.. ENSO and extreme rainfall events in South America. **Journal of Climate**, 2009, v. 22, p. 1589-1609.

GODDARD, L.; AITCHELLOUCHEB, Y.; BAETHGENA, W.; DETTINGER, M.; GRAHAM, R.; HAYMANE, P.; KADIF, M.; MARTÍNEZ, R.; MEINKEH, H.; CONRADA, E.. Providing seasonal –to–interannual climate information for risk management and decision-making. **Procedia Environmental Sciences**, 2010, v.1, p.81-101.

GODDARD, L.; MASON, S. J.; ZEBIAK, S. E.; ROPELEWSKI, C. F.; BASHER, R.; CANE, M. A.. Current approaches to seasonal-to-interannual climate predictions. **International Journal of Climatology**, 2001, v.21, p.1111-1152.

GOMES, L. F. C.. **Previsão de vazões naturais diárias ao reservatório de Três Marias usando a técnica de redes neurais**. 2006. Dissertação de Mestrado - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal de Pernambuco, 114p.

GRAHAM, L. P.. **Large-scale hydrological modeling in the Baltic basin**. Division of Hydraulic Engineering, Department of Civil and Environmental Engineering, Royal Institute of Technology, Report TRITA-AMI PHD 1033, Stockholm. 2000.

GRIMM, A. M.. The El Niño impact on the summer monsoon in Brazil: Regional processes vs. remote influences. **Journal of Climate**, 2003, v. 16, n. 2, p. 263-280.

GRIMM, A. M.; FERREZ, S. E. T.; BARROS, V.R.; DORELO, M. B.. Intraseasonal variations of the South American Summer Rainfall. **CLIVAR Exchanges**, 2000, v. 5, p. 13-14.

GUETTER, A. K.; KRAUSKOPF NETO, R.. Previsão hidrológica com estimador de estado integrado ao modelo chuva-vazão aplicado a uma bacia da Região Sul. **Anais...** In: XIV Congresso Brasileiro de Meteorologia, Florianópolis, SC. 2006.

GUILHON, L. G. F.; ROCHA, V. F.; MOREIRA, J. C.. Comparação de métodos de previsão de vazões naturais afluentes a aproveitamentos hidroelétricos. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, 2007, v. 12, n. 3, p. 13-20.

GURJÃO, C. D. S.; CORREIA, M. F.; CHAVES FILHO, J. B.; ARAGÃO, M. R. S.. Influência do Enos (El Niño-Oscilação Sul) no regime hidrológico do Rio São Francisco: uma análise em regiões com fortes pressões antrópicas. **Revista Brasileira de Geografia Física**, 2012, v. 4, p. 774-790.

HABETS, F.; LEMOIGNE, P.; NOILHAN, J.. On the utility of operational precipitation forecasts to served as input for streamflow forecasting. **Journal of Hydrology**, 2004, v. 293, p. 270-288.

HONORATO, A. G. S. M.; SILVA, G. B. L.; SANTOS, C. A. G.. Monthly streamflow forecasting using neuro-wavelet techniques and input analysis, **Hydrological Sciences Journal**, 2018, v. 63, p. 15-16, 2060-2075, DOI:10.1080/02626667.2018.1552788.

INES, A. V. M.; HANSEN, J. W.. Bias correction of daily GCM rainfall for crop simulation studies. **Agricultural and Forest Meteorology**, 2006, v. 138, p. 44-53.

JARDIM, D. L. D. D., MACEIRA, M. E. P.; FALCÃO, D. M.. Stochastic Streamflow Model for Hydroelectric Systems Using Clustering Techniques. **Anais...** IEEE Porto Power Tech Conference, vol.3, Porto, Portugal. 2001.

KAYANO, M. T.; ANDREOLI, R. V.. Clima da Região Nordeste do Brasil. *In*: I. F. A. Cavalcanti, N. J. Ferreira, M. G. A. J. Silva, A. F. da Silva Dias. **Tempo e Clima no Brasil**. 1 ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2009a, v. 1, p. 213-233.

KAYANO, M. T.; ANDREOLI, R. V. Variabilidade Decenal a Multidecenal. *In*: I. F. A. Cavalcanti, N. J. Ferreira, M. G. A. J. Silva, A. F. da Silva Dias. **Tempo e Clima no Brasil**. 1ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2009b, v. 1, p. 375-383.

KOUSKY, V. E.; GAN, M. A.. Upper tropospheric cyclones vortices in the tropical south atlantic. **Tellus**, 1981, v. 33, p. 538-551. DOI: 10.1111/j.2153-3490.1981.tb01780.x

KOUSKY, V. E.; CAVALCANTI, I. F. A. Eventos Oscilação Sul - El Niño: características, evolução e anomalias de precipitação. **Ciência e Cultura**, 1984, v. 36, n. 11, p. 1888-1889.

KOUSKY, V. E. Pentad outgoing longwave radiation climatology for the South American sector. **Revista Brasileira de Meteorologia**, 1988, v. 3, n. 1, p. 217-231.

KODAMA, Y. M. Large-scale common features of sub-tropical precipitation zones (the Baiu Frontal Zone, the SPCZ, and the SACZ). Part I: characteristics of subtropical frontal zones. **Journal of the Meteorological Society of Japan**, 1992, v. 70, p. 813-835.

KOUADIO, Y. K.; SERVAIN, J.; MACHADO, L. A. T.; LENTINI, C. A. D. Heavy Rainfall Episodes in the Eastern Northeast Brazil Linked to Large-Scale Ocean-Atmosphere Conditions in the Tropical Atlantic. **Advances in Meteorology**, 2012, v. 2012, p. 1-16.

KUMAR, A.; HOERLING, M. P.; JI, M.; LEETMAA, A.; SARDESCHMUKH, P.. Assessing a GCM's suitability for making seasonal predictions. **Journal of Climate**, 1996, v. 9, p. 115-129.

LEANDER, R.; BUIHAND, T. A.. Resampling of regional climate model output for the simulation of extreme river flows. **Journal of Hydrology**, 2007, v. 332, p. 487-496.

LENDERINK, G.; BUIHAND, A.; DEURSEN, W. van. Estimates of future discharges of the river Rhine using two scenario methodologies: direct versus delta approach. **Hydrology and Earth System Science**, 2007, v. 11, n. 3, p. 1145-1159.

LOPES, H. L.; RIBEIRO NETO, A.; CIRILO, J. A.. Modelagem batimétrica no reservatório de Sobradinho: I – Geração e avaliação de superfícies batimétricas utilizando interpoladores espaciais. **Revista Brasileira de Cartografia**, 2013, v. 65, n. 5, p. 907-922.

LOPES, H. L.; RIBEIRO NETO, A.; CIRILO, J. A.. Modelagem batimétrica no reservatório de Sobradinho: II – Avaliação do volume atual e da taxa de sedimentação no espaço de tempo entre 1978 e 2009. **Revista Brasileira de Cartografia**, 2015, v. 67, n. 6, p. 1265-1277.

LOPES, J. E. G.; BRAGA, B. P. F.; CONEJO, J. G. L.. SMAP – A simplified hydrological model. In: **Applied Modeling in Catchment Hydrology**, V.P. Singh (Editor). Water Resources Publications, Littleton, Colorado, 1982, p.167-176.

MACEIRA, M.E.P.; MERCIO, C.M.V.B. (1997). Stochastic Streamflow Model for Hydroelectric Systems. **Anais...** V International Conference PMAPS - Probabilistic Methods Applied to Power Systems, Vancouver, Canada.

MOURA, A. D.; SHUKLA, J.. On the dynamics of droughts in northeast Brazil: observations, theory and numerical experiments with a general circulation model. **Journal of the Atmospheric Sciences**, 1981, v. 38, p. 2653-2675.

MAIER, H. R.; DANDY, G. C.. Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications. **Environmental Modelling & Software**, 2000, v. 15, n. 1, p. 101-124.

MATHWORKS. **Neural Network Toolbox, User Guide - Matlab**, Inc. Matlab 7.1.0.246 (R14). 2005.

MARENGO, J. A.; NOBRE, C. A.. Clima da Região Amazônica. In: I.F.A. Cavalcanti, N.J. Ferreira, M.G.A.J. Silva, A.F. da Silva Dias. **Tempo e Clima no Brasil**. 1 ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2009, v. 1, p. 197-212.

MARENGO J. A.; TOMSASELLA, J.; SOARES, W.; ALVES, L. M.; NOBRE, C.. Extreme climatic events in the Amazon basin: climatological and hydrological context of previous floods. **Theoretical and Applied Climatology**, 2011, v. 85, p. 1-13.

MAURER, E. P.; HIDALGO, H. G.. Utility of daily vs. monthly large-scale climate data: an intercomparison of two statistical downscaling methods. **Hydrology and Earth System Sciences**, 2008, v. 12, n. 2, p. 551-563.

MOLION, L. C. B.. Climatologia dinâmica da Região Amazônica: mecanismos de precipitação. **Revista Brasileira de Meteorologia**, 1987, v. 2, p. 107-117.

MOLION, L. C. B.; BERNARDO, S. O.. Uma revisão das chuvas no Nordeste brasileiro. **Revista Brasileira de Meteorologia**, 2002, v.17, n.1, p.1-10.

MORID, S.; SMAKHTIN, V.; BAGHERZADEH, K.. Drought forecasting using artificial neural networks and time series of drought indices. **International Journal of Climatology**, 2007, v. 27, p. 2103-2111.

NOAA/NCEI - National Oceanic and Atmospheric Administration/National Centers for Environmental Information. Equatorial Pacific Sea Surface Temperatures. Disponível em: <https://www.ncdc.noaa.gov/teleconnections/enso/indicators/sst/>. Acesso em: 1 dez. 2018.

OLIVEIRA, F. L. C.; SOUZA, R. C.; MARCATO, A. L. M.. A time series model for building scenarios trees applied to stochastic optimisation. **Electrical Power and Energy Systems**, 2015, v.67, p.315-323.

OLIVEIRA, G. G. de; PEDROLLO, O. C.; CASTRO, N. M. dos. As incertezas associadas às condições climáticas obtidas pelo modelo ETA CPTEC/HADCM3: Avaliação comparativa entre os dados simulados e observados de precipitação, evapotranspiração e vazão na bacia hidrográfica do rio Ijuí, Brasil. **Revista Brasileira de Meteorologia**, 2015, v. 30, n. 1, p. 101-121.

ONS - Operador Nacional do Sistema Elétrico. RT 3/245/2004 – **Balço Hídrico do Reservatório de Sobradinho** – Ações desenvolvidas pelo ONS. 2004.

ONS - Operador Nacional do Sistema Elétrico. **Sistema Interligado Nacional**. 2017a. Disponível em: <www.ons.org.br>. Acessado em: 1 mar. 2017.

ONS - Operador Nacional do Sistema Elétrico. **Plano anual de prevenção de cheias**. 2017b. Disponível em: <www.ons.org.br>. Acessado em: 1 mar. 2017.

PAIVA, R.C.D.; COLLISCHONN, W.; BONNET, M.-P.; DE GONÇALVES, L. G. G., CALMANT, S.; GETIRANA, A.; SANTOS DA SILVA, J.. Assimilating in situ and radar altimetry data into a large-scale hydrologic–hydrodynamic model for streamflow forecast in the Amazon. **Hydrology Earth System Sciences**, 2013, v. 10, p. 2879-2925, Discussions (Online).

PANOFSKY, H. A.; BRIER, G. W.. **Some applications of statistics to meteorology**. The Pennsylvania State University, University Park. 1968, 224 p.

PEIXOTO, J. P.; OORT, A. H.. **Physics of climate**. American Institute of Physics. Springer-Verlag. New York, USA. 1992. 520 p.

PIANI, C.; WEEDON, G. P.; BEST, M.; GOMES, S. M.; VITERBO, P.; HAGEMANN, S.; HAERTER, J. O.. Statistical bias correction of global simulated daily precipitation and temperature for the application of hydrological models. **Journal of Hydrology**, 2010, v. 395, n. 3, p. 199-215.

PINTO, E. J. A.. **Estudo de indicadores climáticos para a previsão de longo termo de vazões na bacia do Alto São Francisco**. 2005. Tese de Doutorado. Programa de Pós-Graduação em Saneamento, Meio Ambiente e Recursos Hídricos. Universidade Federal de Minas Gerais. 269 p.

PINTO, E. J. A.; NAGHETTINI, M.; ABREU, M. L.. Metodologia para Previsão Sazonal de Vazões na Bacia do Alto Rio São Francisco, Incorporando as Estimativas das Prováveis Trajetórias Temporais de Precipitação Associadas às Condições de Indicadores Climáticos. **RBRH –Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, 2006, p. 121-135, v. 11, n.4, out/dez.

QUADRO, M. F. L.; MACHADO, L. H. L.; CALBETE, S.; BATISTA, N.N.M., OLIVEIRA, G. S.. Climatologia de Precipitação e Temperatura no período de 1986 a 1996. **Climanálise Especial**, 1996, Edição Comemorativa de 10 anos.

REBOITA, M. S.; GAN, M. A.; ROCHA, R. P. da; AMBRIZZ, T. Regimes de precipitação na América do Sul: uma revisão bibliográfica. **Revista Brasileira de Meteorologia**, 2010, v. 25, n. 2, p. 185-204.

ROCHA, V. F.; BRAGA, R. G. S.; FRANÇA, E. H. F.; CATALDI, M.. O uso de informação meteorológica no planejamento da operação do sistema interligado nacional. Grupo de estudos de operação de sistemas elétricos – GOP. **Anais... XXIII Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica**. Foz do Iguaçu, PR. 18 a 21 de out. 2015.

ROECKNER, E.; ARPE, K.; BENGTSSON, L.; CHRISTOPH, M.; CLAUSSEN, M.; DUEMENIL, L.; ESCH, M.; GIORGETTA, M.; SCHLESE, U.; SCHULZWEIDA, U.. **The atmospheric general circulation model Echam4: Model description and simulation of present-day climate**. Max-Planck-Institut für Meteorologie Max-Planck-Institut für Meteorologie Rep. 218, Hamburg, Germany. 1996.

ROPELEWSKI, C. F.; HALPERT, M. S. Global and regional scale precipitation patterns associated with the El Niño / Southern Oscillation, **Monthly Weather Review**, 1987, v. 115, n. 11, p. 1606-1626.

SAHA, S.; *et al.*. **The NCEP Climate Forecast System Reanalysis**. Submitted to the Bulletin of the American Meteorological Society. Revisado em: 25 mar. 2010.

SAHA, S.; MOORTHY, S.; WU, X.; WANG, J.; NADIGA, S.; TRIP, P.; BEHRINGER, D.; HOU, Y.-T.; CHUANG, H.-Y.; IREDELL, M.; EK, M.; MENG, J.; YANG, R.; van den DOOL, H.; ZHANG, Q.; WANG, W.; CHEN, M.. The NCEP climate forecast system, Version 2. **Journal of Climate**, 2014, v. 27, n. 6, p. 2185-2208.

SAHA, S.; NADIGA, S.; THIAW, C.; WANG, J.; WANG, W.; ZHANG, Q.; VAN DEN DOOL, H. M.; PAN, H.-L.; MOORTHY, S.; BEHRINGER, D.; STOKES, D.; PENA, M.; LORD, S.; WHITE, G.; EBISUZAKI, W.; PENG, P.; XIE, P.. The NCEP Climate Forecast System. **Journal of Climate**, 2006, v. 19, n. 15, p. 3483-3517.

SALDANHA, C. B.; TUCCI, C. E. M.; WOOD, E. F.; LI, H.. Previsão de longo prazo da umidade do solo no rio Uruguai. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, 2012, v. 17, n. 4, p. 39-47.

SANKARASUBRAMANIAN, A.; LALL, U.; ESPINUEVA, S.. Role of retrospective of GCMs forced with persisted SST anomalies in operational streamflow forecast development. **Journal of Hydrometeorology**, 2008, v. 9, p. 212-227.

SEDKI, A.; QUAZAR, D.; EL MAZOUZI, E.. Evolving neural network using real coded generic algorithm for daily rainfall-runoff forecasting. **Expert Systems with Applications**, 2009, v. 36, p. 4523-4527.

SILVA, B. C. da. **Previsão hidroclimática de vazão para a bacia do rio São Francisco**. 2005. Tese de Doutorado. Programa de Pós-Graduação em Recursos Hídricos e Saneamento Ambiental. UFRGS. Porto Alegre. 282p.

SILVA, T. G. de S.; SILVA, J. D. S. da. Projeto água viva: um estudo para aplicação de redes neurais artificiais na de consumo de água das cidades do litoral norte do estado de São Paulo. **Anais... XVI Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos**, João Pessoa / PB. 2005.

SILVA, F. N. R.; ALVES, J. L. D.; CATALDI, M.. Climate downscaling over South America for 1971-2000: application in SMAP rainfall-runoff model for Grande River Basin. **Climate Dynamics**, 2019, v. 52, p. 681-696.

SOUZA, R. C.; CAMARGO, M. E.. **Análise e previsão de séries temporais: os modelos ARIMA**. 2. Edição. Gráfica e Editora Regional. Rio de Janeiro, RJ. 2004.

PINHEIRO, E.; RÜTHER, R.; LOVATO, A.. Estudo de aplicabilidade do algoritmo Levenbergmarquardt de RNA para avaliação de geração de energia de um sistema FV instalado no centro oeste brasileiro. **Revista Brasileira de Energia Solar**, 2017, Ano 8, v.8, n. 2, p. 140-149.

THEMEßL, M. J.; GOBIET, A.; LEUPRECHT, A.. Empirical-statistical downscaling and error correction of daily precipitation from regional climate models. **International Journal of Climatology**, 2011, v. 31, n. 10, p. 1531-1544.

THODE JR., H. C.. **Testing for Normality**. Marcel Dekker, New York. 2002.

THOMAS, H. A.. **Improved methods for national water assessment**. Report, contract WR 15249270. U.S. Water Resources Council, Washington, D.C. 1981.

TRENBERTH, K. E.. Signal versus noise in the Southern Oscillation. **Mon. Wea. Rev.**, 1984, v. 112, p. 326-332.

TUCCI, C. E. M.; COLLISCHONN, W.; FAN, F. M.. Hydropower Forecasting in Brazil. **Handbook of Hydrometeorological Ensemble Forecasting**. 2015. DOI 10.1007/978-3-642-40457-3_55-1.

VALENÇA, M. J. S.. **Aplicando redes neurais: um guia completo**. Editora Livro rápido. Olinda / PE. Ed. do Autor, 2005, 284 p.

VALENÇA, I. C. B.. **Modelos híbridos baseados em redes neurais, lógica Fuzzy e busca para previsão de séries temporais**. 2010. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Pernambuco.

VALIPOUR, M.; BANIHABIB, M. E.; BEHBAHANI, S. M. R.. Comparasion of the ARMA, ARIMA, and the autoregressive artificial neural network models in forecasting the monthly inflow of Dez dam reservoir. **Journal of Hydrology**, 2013, v. 476, p. 433-441.

VITART, F.; ARDILOUZE, C.; BONET, A.; BROOKSHAW, A.; CHEN, M.; CODOREAN, C.; DEQUE, M.; FERRANTI, L.; FUCILE, E.; FUENTES, M.; HENDON, H.; HODGSON, J.; KANG, H.-S.; KUMAR, A.; LIN, H.; LIU, G.; LIU, X.; MALGUZZI, P.; MALLAS, I.; MANOUSSAKIS, M.; MASTRANGELO, D.; MACLACHLAN, C.; MCLEAN, P.; MINAMI, A.; MLADEK, R.; NAKAZAWA, T.; NAJM, S.; NIE, Y.; RIXEN, M.; ROBERTSON, A. W.; RUTI, P.; SUN, C.; TAKAYA, Y.; TOLSTYKH, M.; VENUTI, F.; WALISER, D.; WOOLNOUGH S.; WU, T.; WON, D.-J., XIAO, H.; ZARIPOV, R.; ZHANG, L.. The Subseasonal to seasonal (S2S) prediction project database. **American Meteorological Society**. 2017,

VENABLES, W. N.; SMITH, D. M.. **An introduction to R Notes on R: A Programming Environment for Data Analysis and Graphics**. Version 3.3.3. 2017, 105 p.

WHITE, C. J.; CARLSEN, H.; ROBERTSON, A. W.; KLEIN, R. J. T.; LAZO, J. K.; KUMAR, A., VITART F.; PEREZ, E. C. DE; RAY, A. J.; J MURRAY, V.; BHARWANI, S.; MACLEOD, D.; JAMES, R.; FLEMING, L.; MORSE, A. P.; EGGEN, B.; GRAHAM, R.; KJELLSTRÖM, E.; BECKER, E.; PEGION K. V.; HOLBROOK, N. J.; MCEVOY, D.; DEPLEDGE, M.; KIRKPATRICK, S. P.; BROWN, T. J.; STREET, R.; JONES, L.; REMENYI, T. A.; JOHNSTON, I. H.; BUONTEMPO, C.; LAMB, R.; MEINKE, H.; ARHEIMERS, B.; ZEBIAKD, S. E.. Review Potential applications of subseasonal-to-seasonal (S2S) predictions. **Meteorological Applications**, 2017, v. 24, p. 315-325.

VERA, C.; HIGGINS, W.; AMADOR, J.; AMBRIZZI, T.; GARREAUD, R. *et al.*. Toward a Unified View of the American Monsoon Systems. **Journal of Climate**, 2006, v. 19, n. 20, p. 4977-5000.

WEISHEIMER, A.; DOBLAS-REYES, F. J.; PALMER, T. N.; ALESSANDRI, A.; ARRIBAS, A.; DÉQUÉ, M.; KEENLYSIDE, N.; MACVEAN, M.; NAVARRA, A.; ROGEL, P.. ENSEMBLES: A new multi-model ensemble for seasonal-to-annual predictions - Skill and progress beyond DEMETER in forecasting tropical Pacific SSTs. **Geophysical Research Letters**, 2009, v. 36, L21711, p. 1-6, DOI:10.1029/2009GL040896.

WILBY, R. L.; WEDGBROW, C. S.; FOX, H. R.. Seasonal predictability of the summer hydrometeorology of the River Thames, UK. **Journal of Hydrology**, 2004, v. 295, p.1-16.

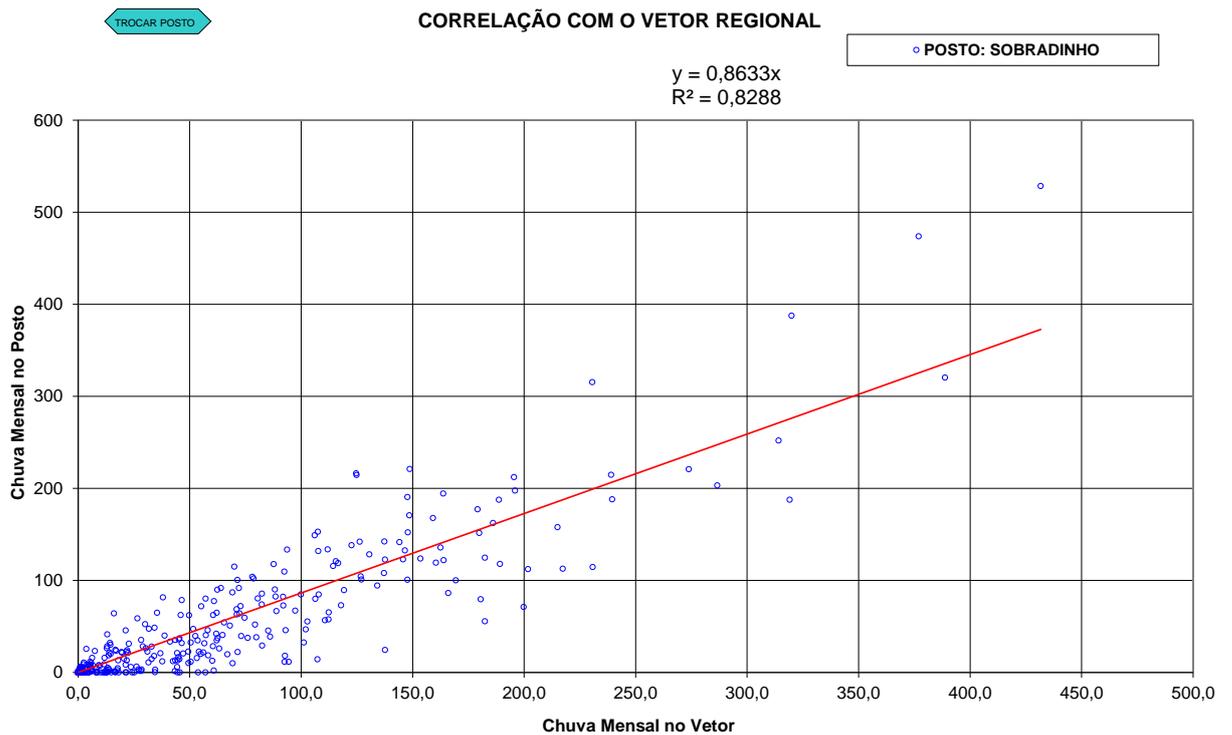
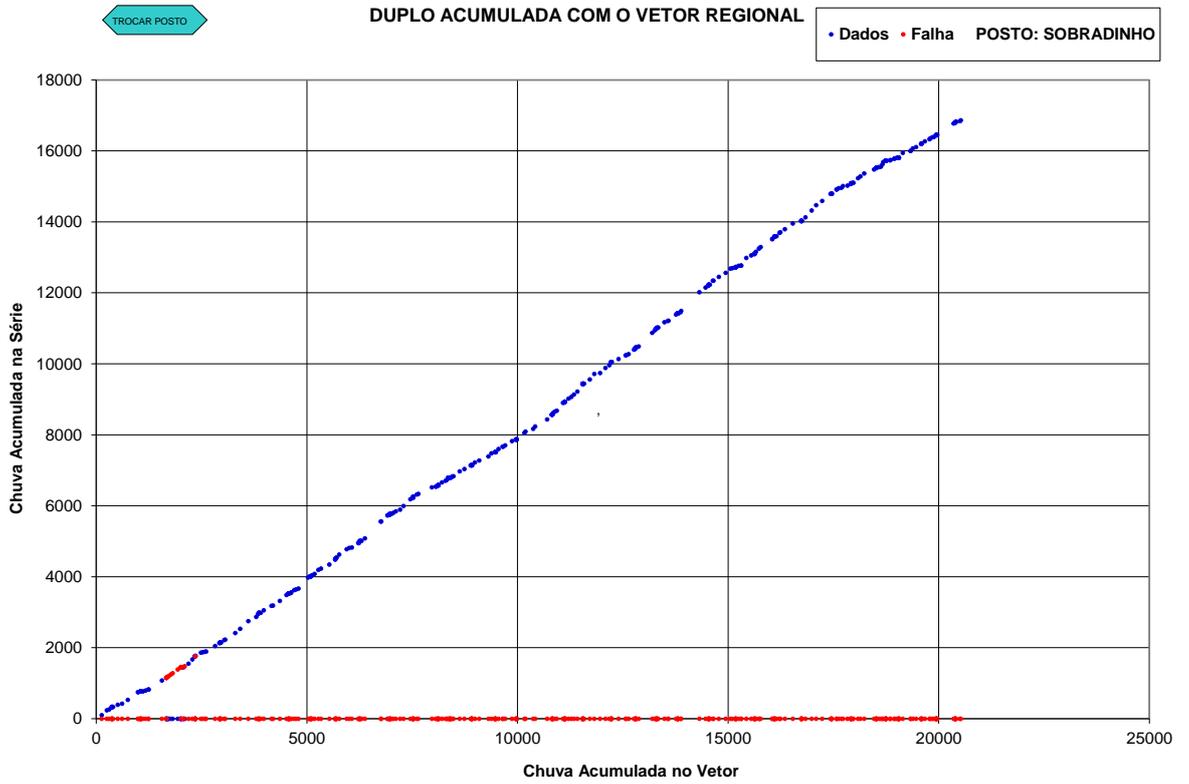
WOOD, A. W.; LEUNG, L. R.; SRIDHAR, V.; LETTENMAIER, D. P.. Hydrologic implications of dynamical and statistical approaches to downscale climate model outputs. **Climatic Change**, 2004, v. 62, p. 189-216.

WOOD, A. W.; MAURER, E. P.; KUMAR, A.; LETTENMAIER, D. P.. Long-range experimental hydrologic forecasting for the eastern United States. **Journal of Geophysical Research**, 2002, v. 107, n. 20, p. 1-15.

ZAMBELLI, M.; TOSCANO, A.; SOARES FILHO, S.; DOS SANTOS, E.; NOGUEIRA, L.. NEWAVE versus ODIN comparação entre modelo estocástico e determinístico no planejamento da operação energética do sistema interligado nacional. **Anais... XVIII Congresso Brasileiro de Automática**. Bonito-MS. 2010.

APÊNDICE A - ANÁLISE DOS DADOS PLUVIOMÉTRICOS DO POSTO DE SOBRADINHO

Exemplos de análise do vetor regional para postos de Sobradinho (Fonte: base de dados da CHESF)

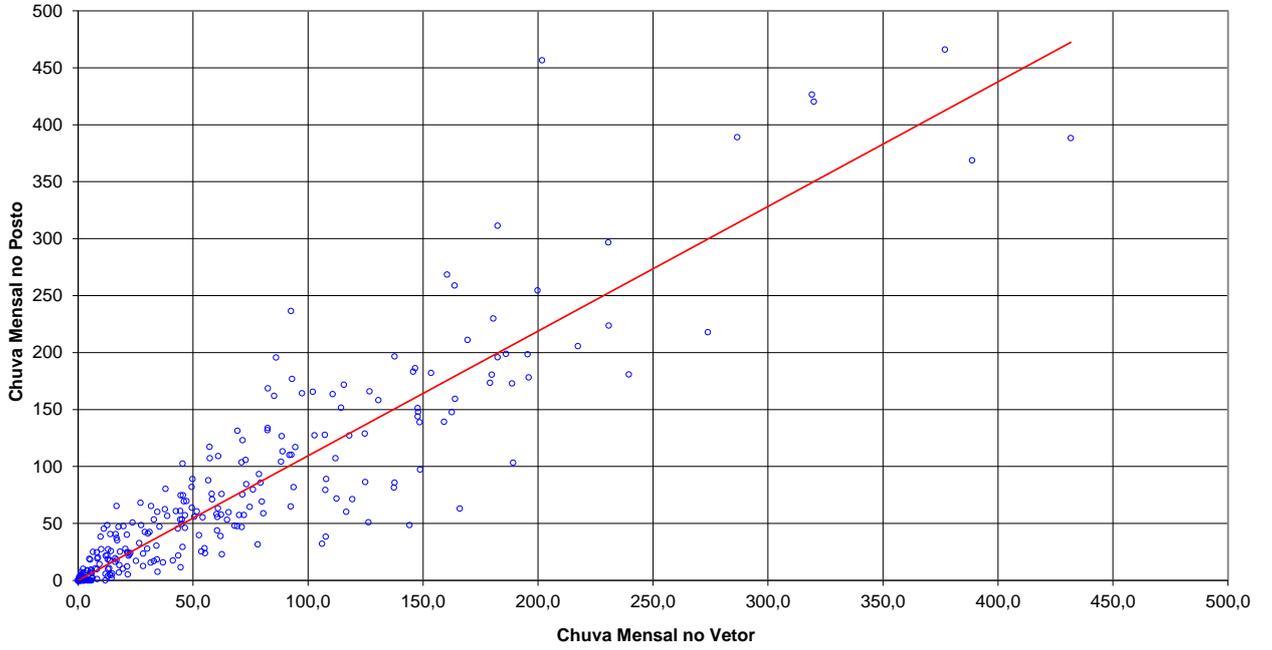


TROCAR POSTO

CORRELAÇÃO COM O VETOR REGIONAL

$$y = 1,0943x$$
$$R^2 = 0,853$$

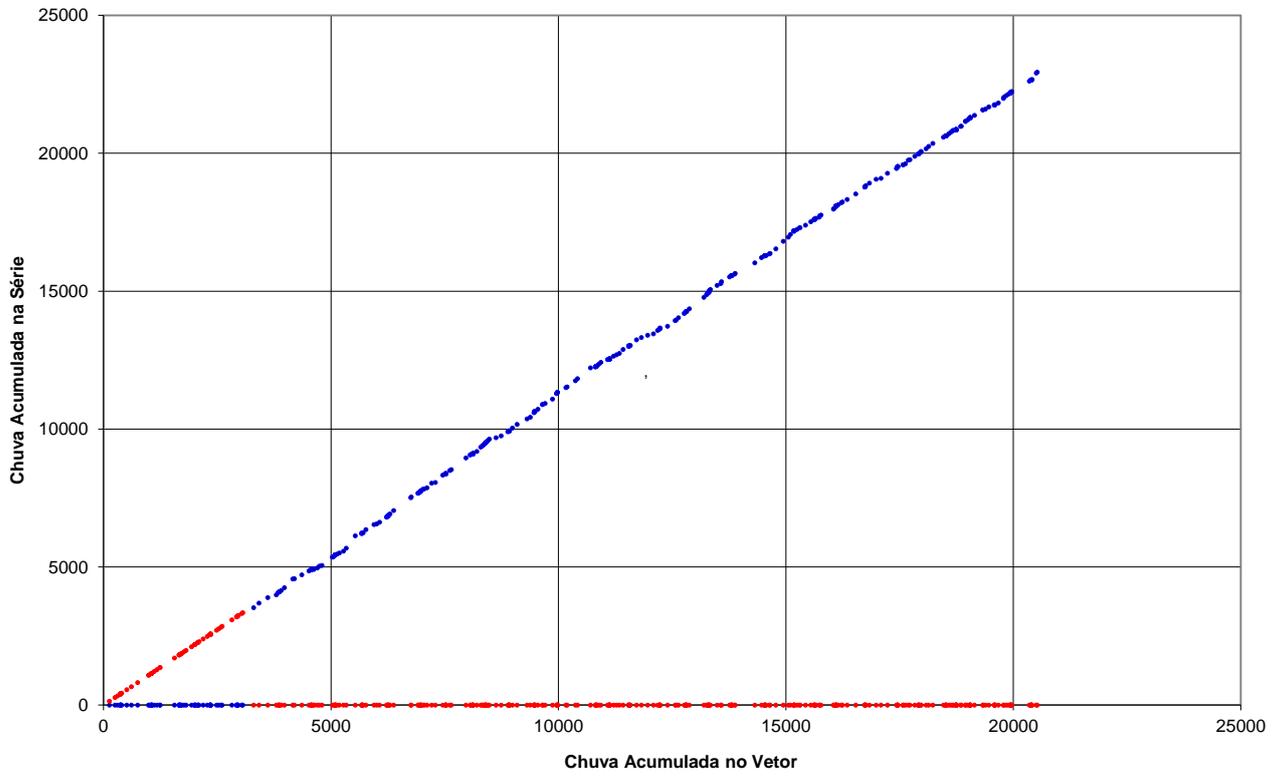
POSTO: PILÃO ARCADO



TROCAR POSTO

DUPLO ACUMULADA COM O VETOR REGIONAL

Dados Falha POSTO: PILÃO ARCADO

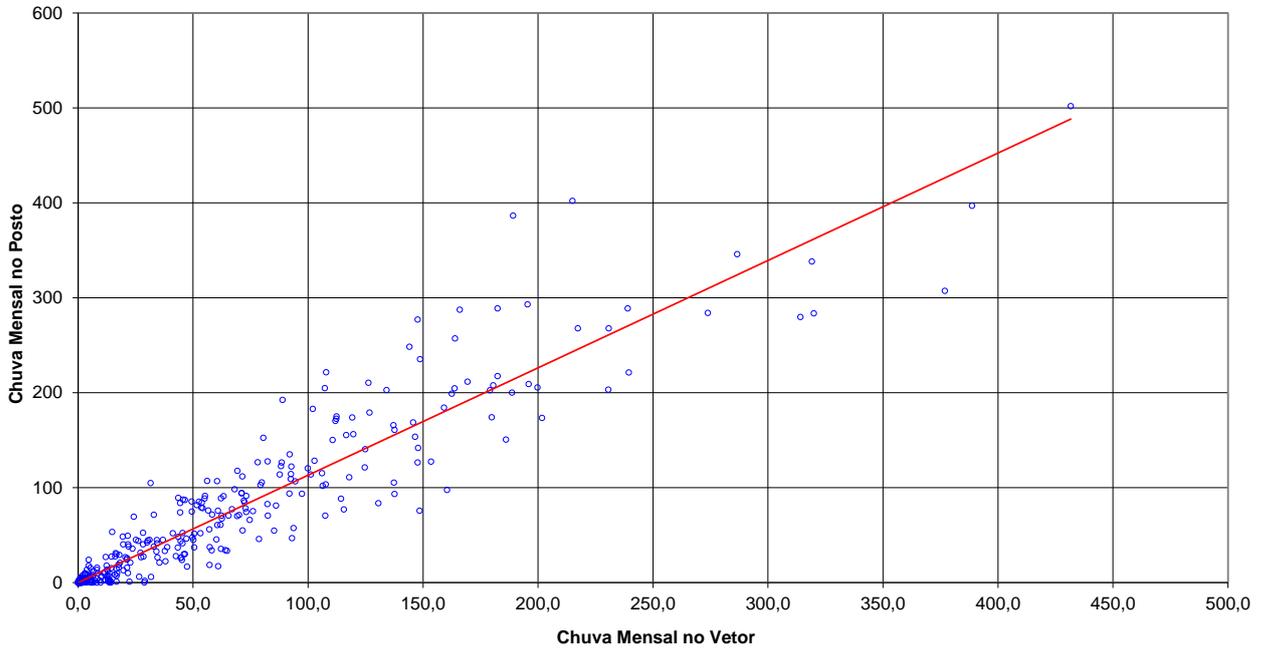


TROCAR POSTO

CORRELAÇÃO COM O VETOR REGIONAL

$$y = 1,1314x$$
$$R^2 = 0,8887$$

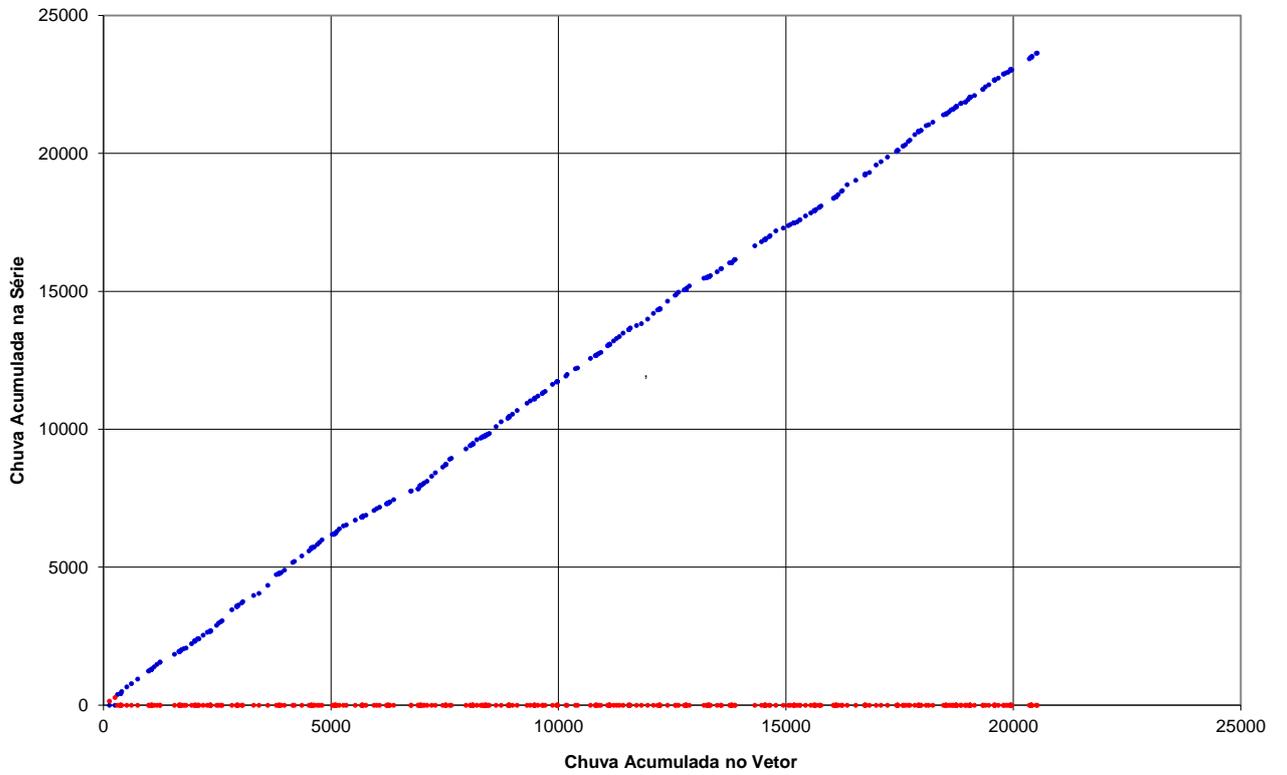
POSTO: REMANSO



TROCAR POSTO

DUPLO ACUMULADA COM O VETOR REGIONAL

Dados Falha POSTO: REMANSO

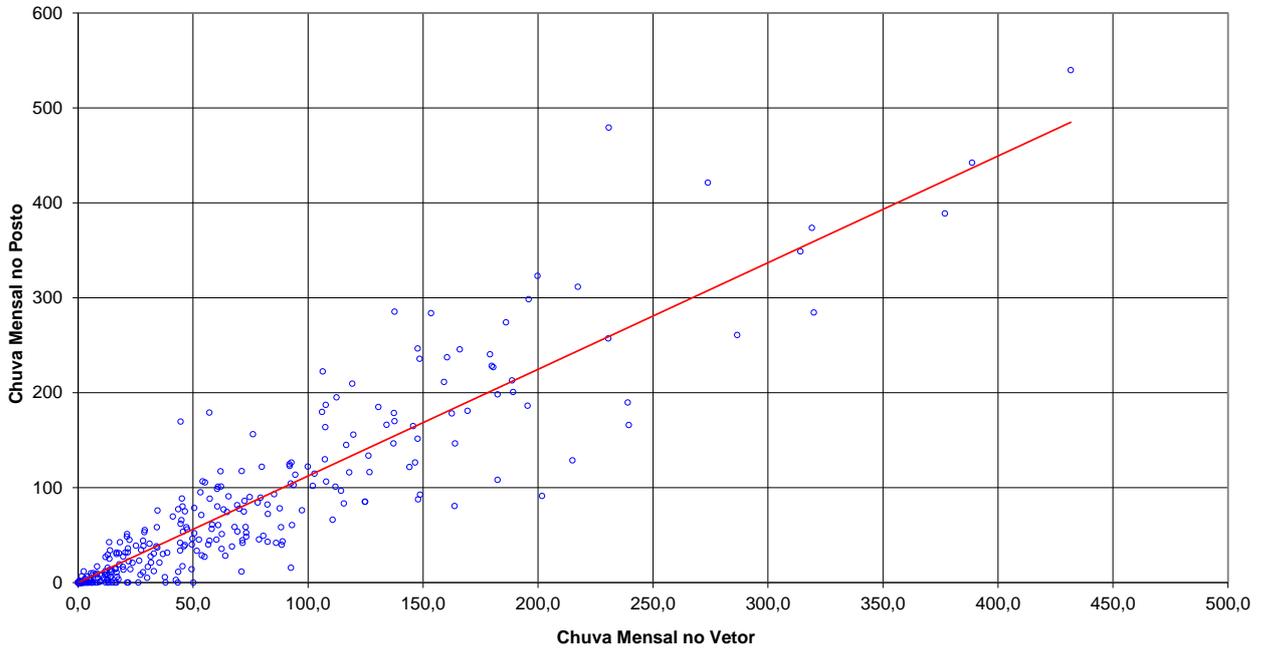


TROCAR POSTO

CORRELAÇÃO COM O VETOR REGIONAL

$$y = 1,1231x$$
$$R^2 = 0,8599$$

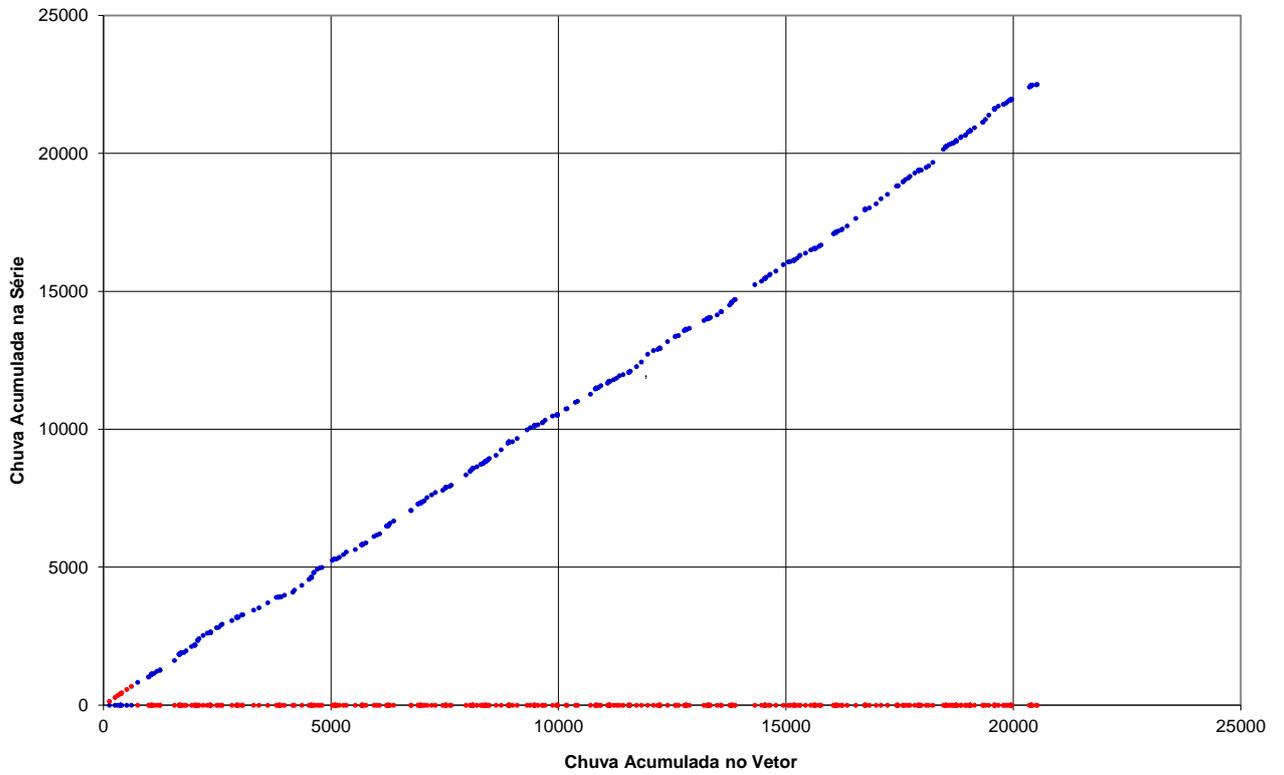
POSTO: SENTO SÉ



TROCAR POSTO

DUPLO ACUMULADA COM O VETOR REGIONAL

Dados Falha POSTO: SENTO SÉ

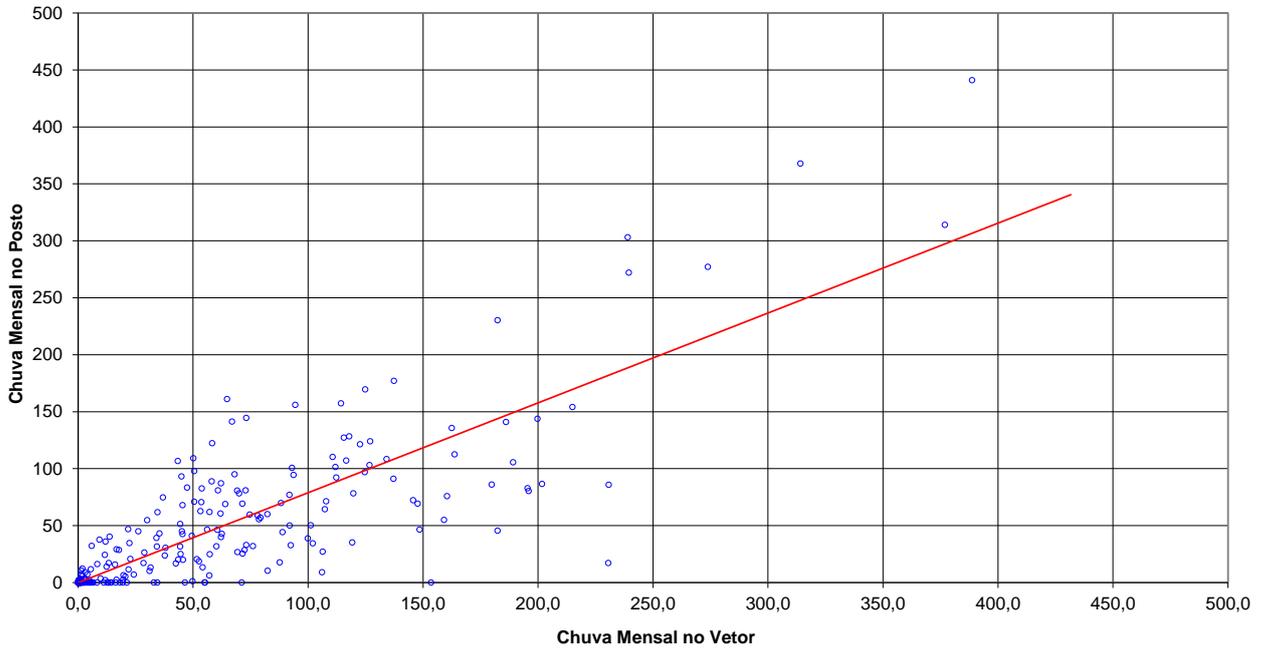


TROCAR POSTO

CORRELAÇÃO COM O VETOR REGIONAL

$$y = 0,7889x$$
$$R^2 = 0,7137$$

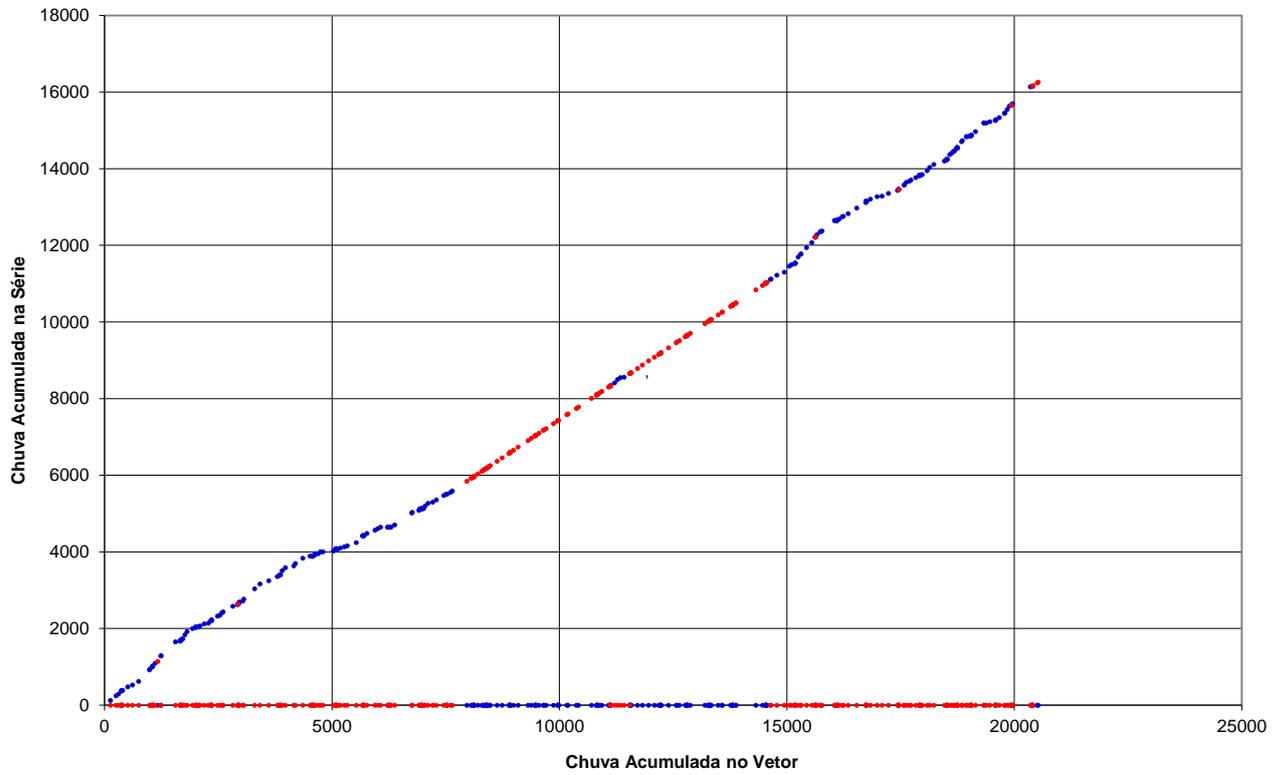
POSTO: POVOADO LIMOEIRO



TROCAR POSTO

DUPLO ACUMULADA COM O VETOR REGIONAL

Dados
Falha
POSTO: POVOADO LIMOEIRO

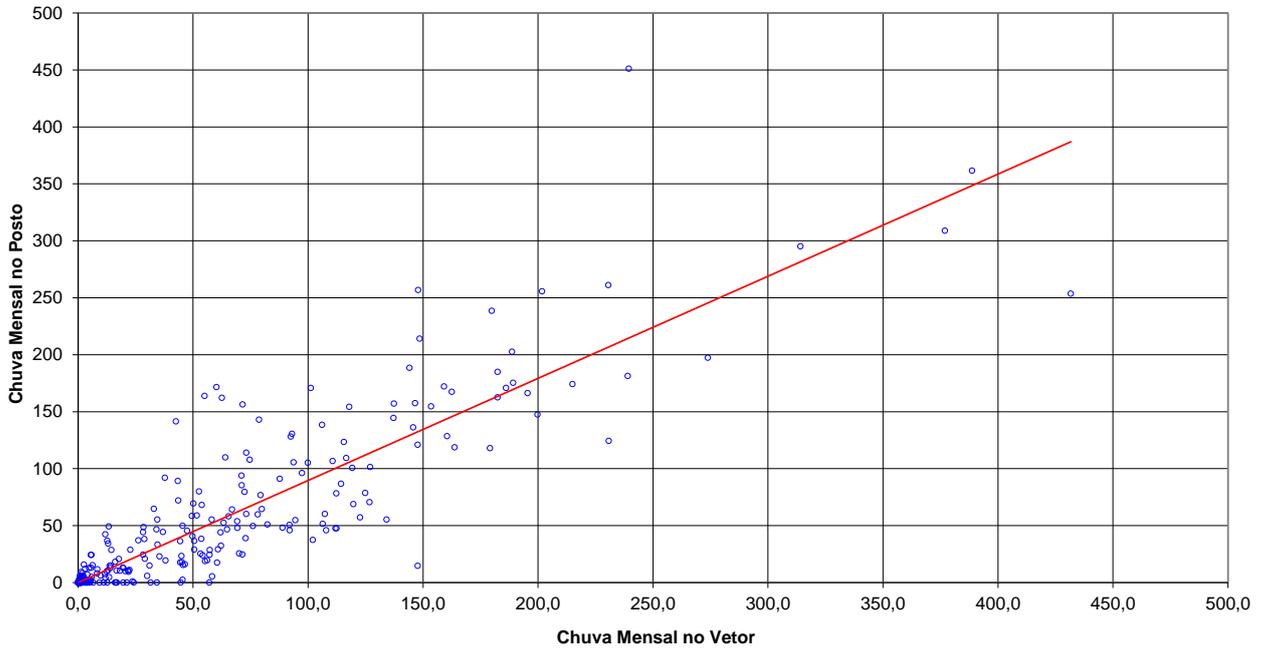


TROCAR POSTO

CORRELAÇÃO COM O VETOR REGIONAL

$$y = 0,8965x$$
$$R^2 = 0,7909$$

POSTO: BAIXA GRANDE



TROCAR POSTO

DUPLO ACUMULADA COM O VETOR REGIONAL

Dados Falha POSTO: BAIXA GRANDE

