



INCLUSÃO DA PRECIPITAÇÃO NA GERAÇÃO DE CENÁRIOS DE VAZÃO

Pamella Elleng Rosa Sangy

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Djalma Mosqueira Falcão

Rio de Janeiro

Março de 2016

INCLUSÃO DA PRECIPITAÇÃO NA GERAÇÃO DE CENÁRIOS DE VAZÃO

Pamella Elleng Rosa Sangy

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA ELÉTRICA.

Examinada por:

Prof. Djalma Mosqueira Falcão, Ph.D.

Prof. Delberis Araujo Lima, D.Sc.

Dr. Débora Dias Jardim Penna, D.Sc.

Prof. Lúcio Guido Tapia Carpio, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

MARÇO DE 2016

Sangy, Pamella Elleng Rosa

Inclusão da Precipitação na Geração de Cenários de Vazão/ Pamella Elleng Rosa Sangy. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2016.

VII, 114 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Djalma Mosqueira Falcão

Dissertação (mestrado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Elétrica, 2016.

Referências Bibliográficas: p. 111-114.

1. Modelos autorregressivos periódicos. 2. Geração de cenários de vazão. 3. Planejamento da operação. I. Sangy, Pamella Elleng Rosa. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título

AGRADECIMENTOS

À Deus pela vida, saúde, por me guiar em cada momento da minha vida, por me proporcionar a companhia de pessoas muito especiais.

Aos meus pais pelo amor e por me proporcionarem uma educação de qualidade.

Ao meu esposo pelo amor, dedicação e paciência, especialmente durante o desenvolvimento deste trabalho.

Ao CEPEL pela oportunidade, a confiança e a orientação para desenvolver este trabalho, em especial à Débora Penna e a Elvira Maceira. Aos amigos André Quadros, Cesar Luis Villasboa, Luís Fernando Cerqueira, Wanderson Luís, que estiveram ao meu lado dando força e esperança.

Agradeço ao orientador Djalma Mosqueira Falcão por sua orientação e pela confiança depositada.

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

INCLUSÃO DA PRECIPITAÇÃO NA GERAÇÃO DE CENÁRIOS DE VAZÃO

Pamella Elleng Rosa Sangy

Março/2016

Orientador: Djalma Mosqueira Falcão

Programa: Engenharia Elétrica

Este trabalho ajusta modelos PARX para geração de cenários de vazão a serem empregados no planejamento da operação energética de curto prazo, cujas variáveis exógenas são a média das 5 previsões de precipitação do modelo atmosférico ETA com resolução de 40 km. Utilizando as séries históricas de vazão e precipitação, foram estimados os parâmetros do modelo PARX para cada mês e usina. Os cenários obtidos através do modelo PARX foram avaliados em relação aos gerados pelo modelo oficial, que modela a vazão pelo modelo autorregressivo periódico. Verificou-se que a precipitação prevista pode trazer uma informação relevante para geração de cenários de vazão em algumas usinas estudadas, especialmente para o primeiro mês de geração, pois consegue capturar mudanças abruptas no comportamento da vazão, tanto para períodos úmidos como secos.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

INCLUSION OF PRECIPITATION IN STREAMFLOW SCENARIOS GENERATION

Pamella Elleng Rosa Sangy

March/2016

Advisor: Djalma Mosqueira Falcão

Department: Electrical Engineering

This work sets PARX models for generating streamflow scenarios to be used in the planning of short-term energy operation, whose exogenous variables are the average of five precipitation forecasts of atmospheric ETA model with resolution of 40 km. Using the time series of streamflow and precipitation, parameters PARX model for each month and hydropower plants it was estimated. The scenarios obtained by PARX model were evaluated in relation to those generated by the official model, which models the streamflow by autoregressive periodic model. It was found that the predicted rainfall can bring relevant information for generating streamflow scenarios studied in some plants, especially for the first month generation because it can capture abrupt changes in the behavior of the flow, both wet and dry periods.

ÍNDICE

1. INTRODUÇÃO	1
1.1. Objetivos	7
2. REVISÃO DA LITERATURA	9
3. METODOLOGIA.....	13
3.1 Área de estudo.....	13
3.2 Base de dados.....	15
3.3 Séries históricas de vazão e precipitação	18
4. MODELOS	23
4.1 Modelo autorregressivo periódico - PAR.....	23
4.1.1. Identificação da ordem do modelo	24
4.1.2. Estimação dos parâmetros do modelo	26
4.1.3. Verificação	26
4.1.4. Gerações de Séries Sintéticas	27
4.2 Modelo regional ETA.....	29
4.3 Modelo autorregressivo periódico com variáveis exógenas – PARX.....	30
4.4 Etapas para geração de cenários de vazão.....	35
4.5 Verificação da eficiência dos modelos.....	38
5. RESULTADOS	40
5.1 Modelos PAR e PARX.....	40
5.2 Precipitação observada.....	48
5.2.1 Hidrelétrica Furnas.....	49
5.2.2 Hidrelétrica Itá.....	52
5.2.3 Hidrelétrica Três Marias.....	56
5.2.4 Hidrelétrica Sobradinho	59
5.2.5 Hidrelétrica Tucuruí	62
5.3 Precipitação Prevista	67
5.3.1 Hidrelétrica Furnas.....	70
5.3.2 Hidrelétrica Itá.....	77
5.3.3 Hidrelétrica Três Marias.....	85
5.3.4 Hidrelétrica Sobradinho	92
5.3.5 Hidrelétrica Tucuruí	99
6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	109
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	111

1.INTRODUÇÃO

O Brasil é um país que possui dimensões continentais e para produzir energia elétrica conta com diversos tipos de usinas como hidrelétricas, térmicas, eólicas e etc. Atualmente a matriz elétrica brasileira apresenta expressiva participação das usinas hidrelétricas, representada na Figura 1-1.

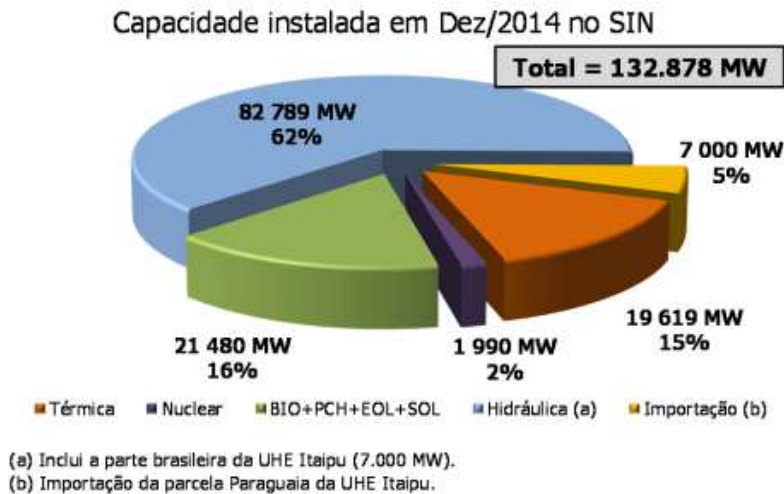


Figura 1-1 Capacidade instalada por fonte em 12/2014 no SIN [30].

No ano de 2014, 62% da capacidade instalada correspondia às hidrelétricas do Brasil e ao consideramos a importação de hidroeletricidade da parte Paraguaia de Itaipu esse valor chega a 67 %. Além das usinas hidrelétricas de grande porte, as pequenas centrais hidrelétricas – PCHs, biomassa, eólica e solar reforçam a matriz para geração de energia elétrica através de fontes renováveis, totalizando 83% da capacidade instalada do parque.

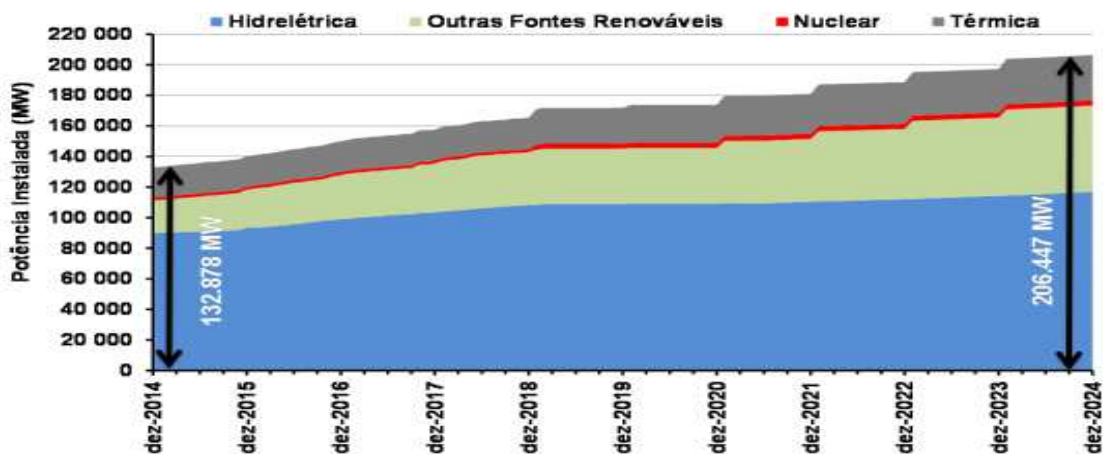


Figura 1-2 Evolução da capacidade instalada no SIN [30].

O plano decenal de expansão de energia elétrica 2024, produzido pela Empresa de Pesquisa Energética, EPE [30], indica expansão da matriz para produção de energia elétrica através de projetos hidrelétricos, Figura 1-2, com acréscimo de aproximadamente 27 GW até 2024.

PRODUÇÃO POR TIPO DE FONTE EM 2014

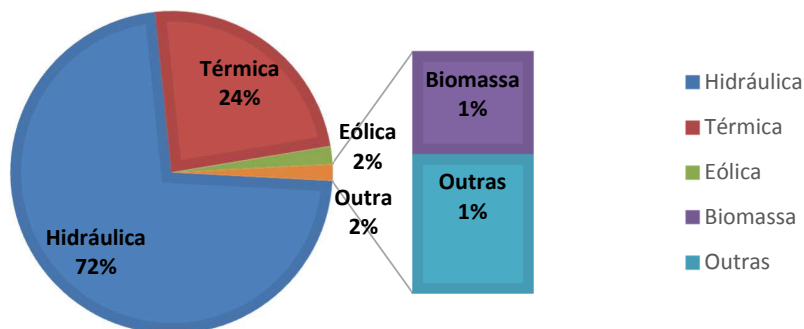


Figura 1-3 Produção de energia elétrica por fonte no ano de 2014 [26].

A Figura 1-3 apresenta a geração de energia elétrica no ano de 2014 por fonte e observa-se que as hidrelétricas tiveram participação expressiva, mesmo em um ano no qual as regiões Sudeste e Nordeste apresentaram vazões significativamente abaixo da média histórica, de forma mais acentuada no período úmido, Figura 1-4.

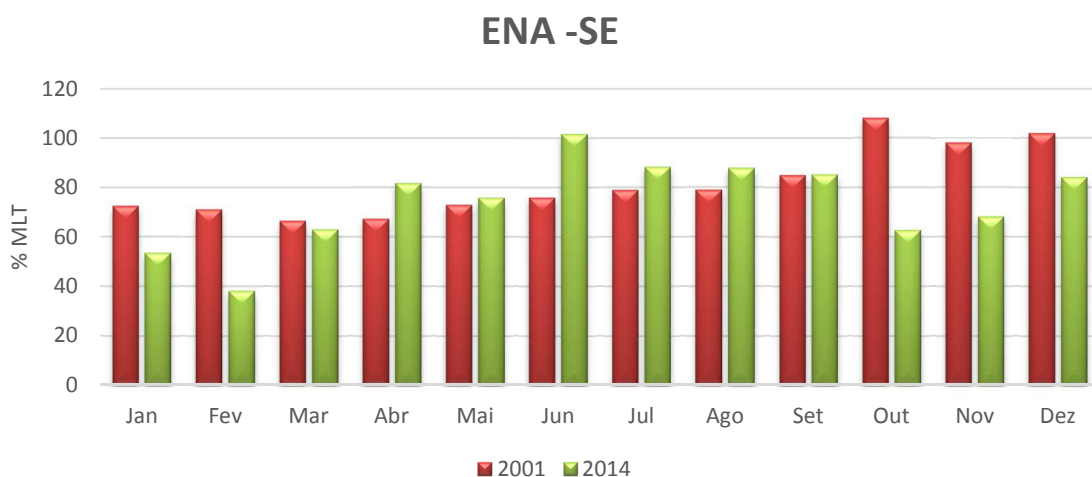


Figura 1-4 Comparação da energia natural afluyente –ENA- dos anos de 2001 e 2014 [26].

Neste período, as termelétricas participaram de forma mais significativa em comparação à anos com comportamento hidrológico com vazões próximas ou maiores que a média de longo termo (MLT) e assim contribuíram para o sistema passar pelo período adverso mantendo o suprimento de energia elétrica. A Figura 1-5 mostra que o subsistema

Sudeste apresentou a maior produção de energia elétrica, mesmo em um ano hidrologicamente desfavorável. Nesse período, além das termelétricas os reservatórios de regularização tiveram relevante participação, através do turbinamento da água armazenada. É importante lembrar que os novos empreendimentos hidrelétricos possuem pouca capacidade de regularizar a vazão, assim a produção de energia depende da variação da vazão do rio, essas usinas são chamadas de fio d'água.

PRODUÇÃO POR SUBSISTEMA EM 2014

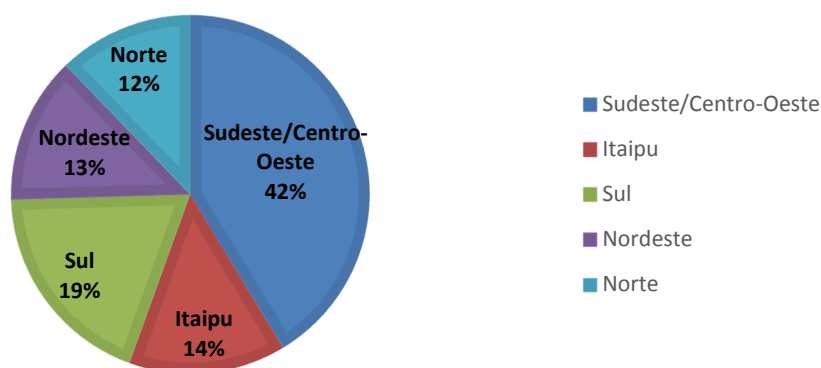


Figura 1-5 Produção de energia elétrica por subsistema em 2014 [26].

O estudo PDE 2024 [30] mostra a relação entre capacidade de armazenamento e o mercado, para diversos cenários de afluências e despacho térmico, Figura 1-6. Devido às questões ambientais relacionadas à construção de reservatórios de regularização, a atual configuração de expansão do parque hidrelétrico é composta por muitas usinas hidrelétricas a fio d'água, levando a redução gradativa da relação estoque/mercado, o que torna necessário a complementação com fontes de energia que atenuem os efeitos dos cenários de afluências baixas, como as eólicas ou termelétricas à biomassa.

Diante desse parque é importante destacar que um sistema de produção de energia elétrica no qual há predominância de usinas hidrelétricas apresenta diversas características que tornam o problema de otimização mais complexo, entre elas destacam-se:

- Acoplamento temporal: os reservatórios das usinas hidrelétricas têm capacidade finita de armazenamento de água, muitos possuem a capacidade de regularização plurianual que permite maior controle sobre o sistema. No entanto, devido às restrições ambientais essa característica é cada vez menos observada nas usinas em construção ou recentemente instaladas;

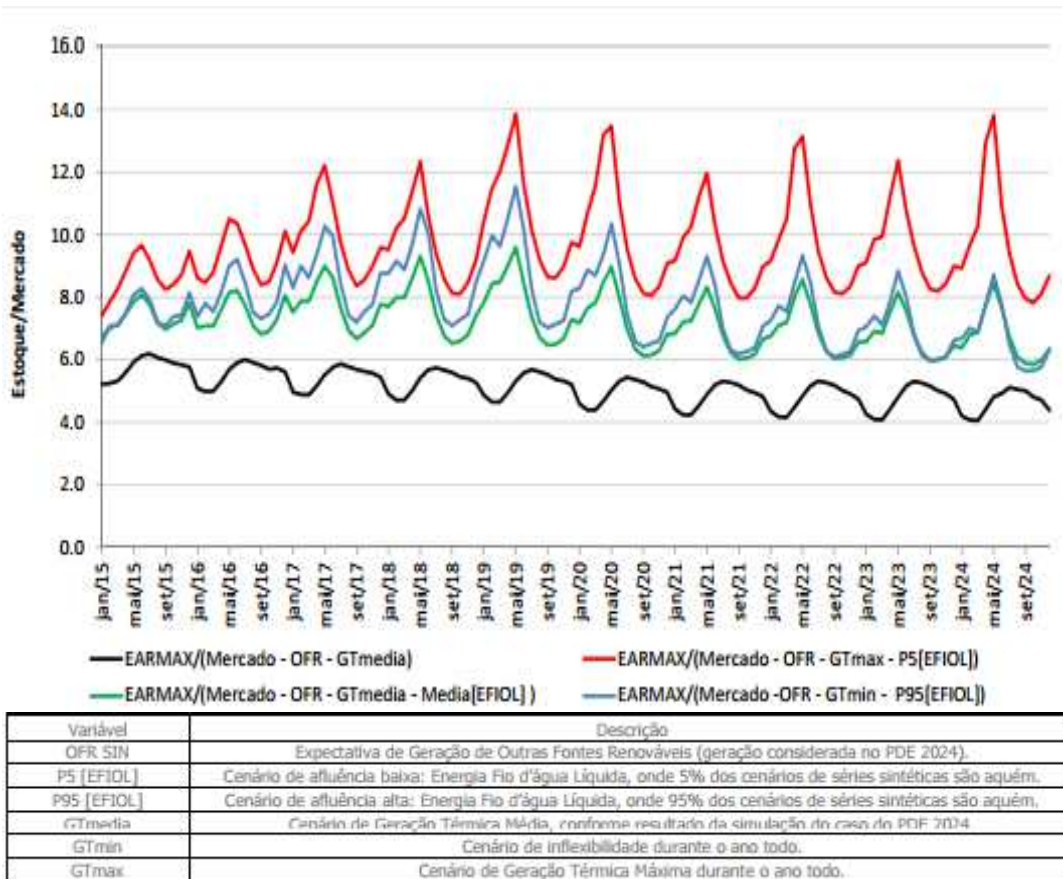


Figura 1-6 Relação entre a capacidade de armazenamento e o mercado [30].

- Acoplamento espacial: as usinas hidrelétricas estão dispostas em cascatas. Assim a operação em uma determinada usina influencia na operação das usinas à jusante;
- Estocasticidade: devido à dependência das afluências futuras que variam sazonalmente e regionalmente. Além disso, pode haver grandes períodos de seca. Também existem outras fontes de incertezas, como por exemplo, relacionadas à demanda de energia elétrica, à geração das usinas eólica e solar e a inserção da geração distribuída no sistema.
- Restrições ambientais: decorrentes dos usos múltiplos da água, por exemplo, existem restrições relacionadas à vazão mínima para irrigação, navegação, à fauna e também restrições de vazão máxima para que não ocorram transbordamentos, danos às estruturas e etc.

Assim, é necessário decidir o momento de usar e de armazenar água levando em conta todas as características expostas anteriormente, uma vez que uma decisão tomada hoje influenciará no futuro podendo até levar ao déficit de energia.

Se hoje a decisão for usar a água o custo no presente será baixo. No entanto, se no futuro chover o custo da energia também será baixo, pois haverá disponibilidade de recursos. Caso contrário, acarretará em um custo futuro elevado ou, até mesmo, em um déficit. Por outro lado, se a decisão for preservar a água armazenada, utiliza-se a geração térmica para complementar a geração hídrica. Associada à geração termelétrica está o preço do combustível, o que eleva o custo de geração de energia elétrica no presente. Se no futuro não chover haverá água armazenada para gerar energia elétrica, levando a um custo futuro baixo. Contudo, se chover poderá ocorrer vertimento da água. Essa dinâmica é exemplificada na Figura 1-7.

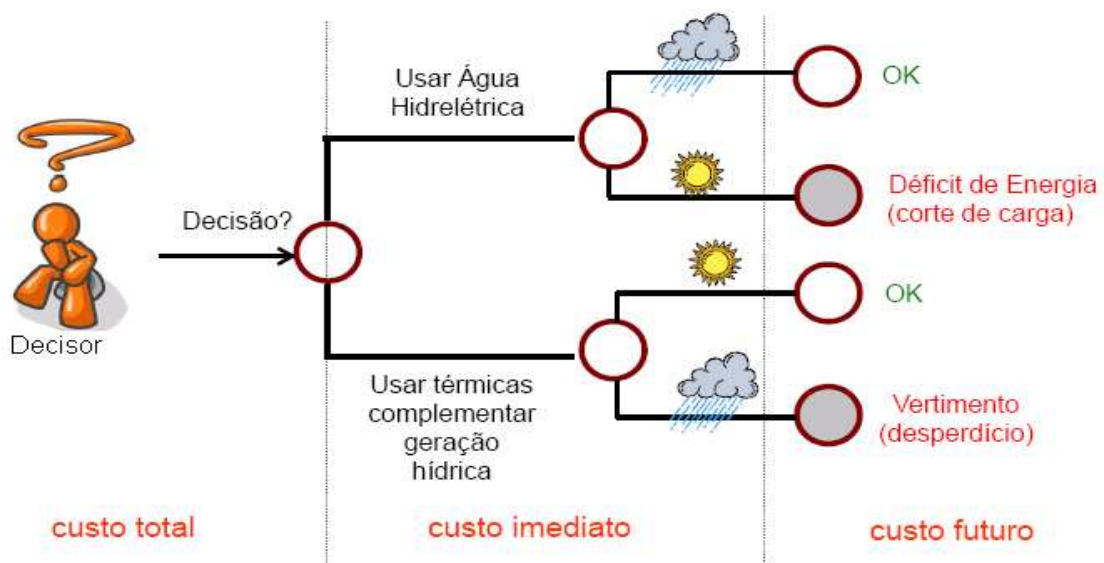


Figura 1-7 Consequências futuras decorrente da decisão atual para o sistema [19].

Neste contexto surge o papel do decisor, cuja função é determinar quando armazenar ou quando utilizar os recursos visando o atendimento da demanda, ao menor preço possível e de forma segura. Para isso é imprescindível determinar a alocação ótima desses recursos.

Considerando as possíveis decisões, observa-se a função de custo total dada a situação atual do reservatório. A Figura 1-8 mostra a função de custo total para um reservatório.

Portanto, é muito importante continuamente aprimorar os modelos computacionais utilizados no setor elétrico para que otimizem a utilização dos recursos na produção de energia elétrica no Brasil, de forma a aumentar a segurança no fornecimento de energia elétrica e minimizar os custos de produção.

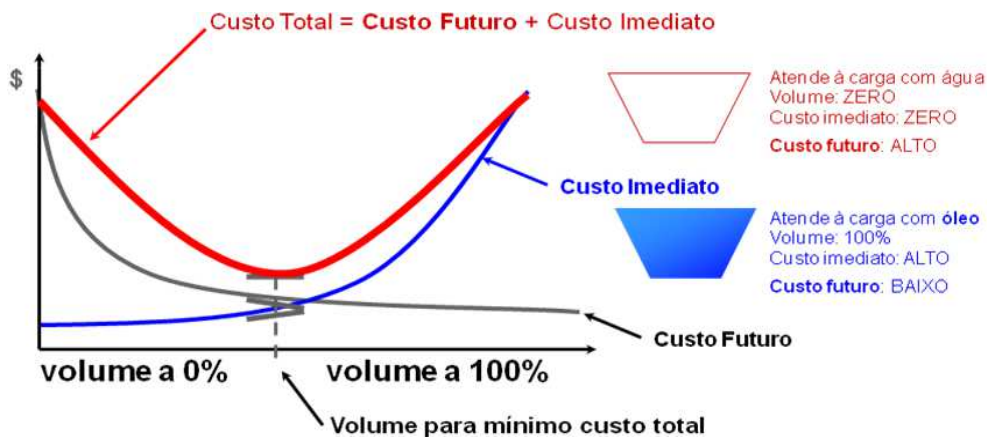


Figura 1-8 Custo total da operação [19].

Devido ao tamanho e complexidade do sistema, a estratégia de operação é determinada com o auxílio da cadeia de programas computacionais desenvolvidos pelo Centro de Pesquisas de Energia Elétrica [15].

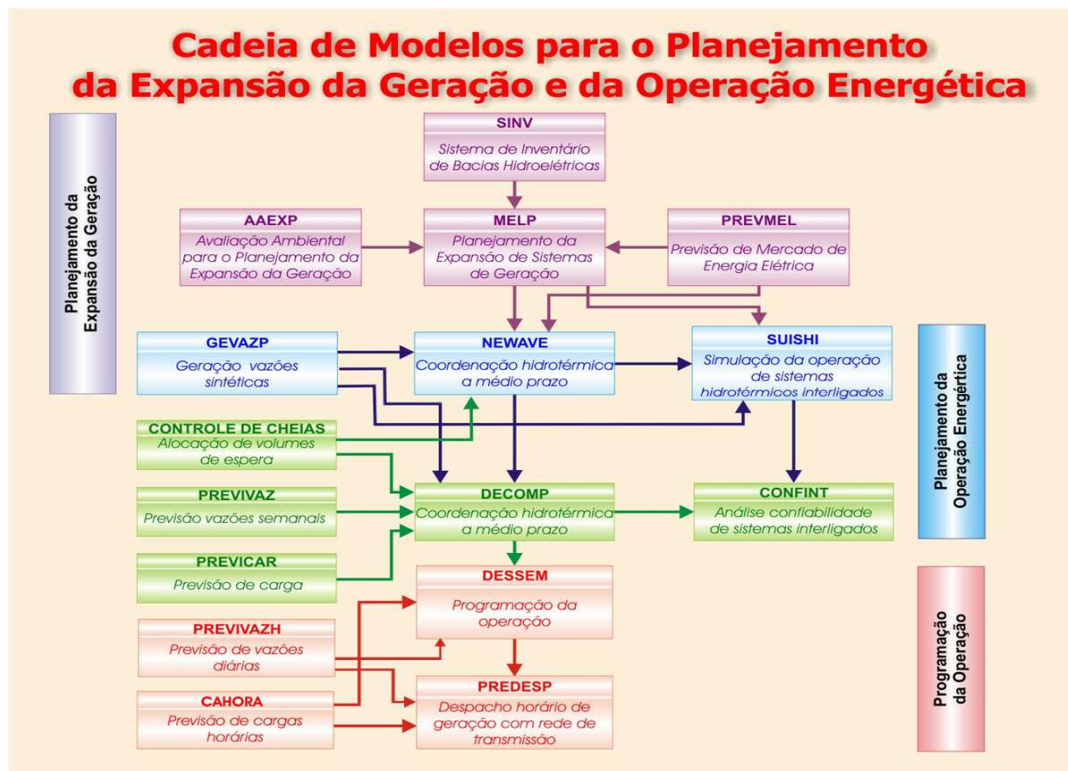


Figura 1-9: Cadeia de modelos computacionais para o planejamento da expansão e operação energética [15].

Na Figura 1-9, observa-se o conjunto de modelos computacionais que são utilizados no planejamento da expansão da geração, no planejamento da operação energética e na programação da operação.

Dentre os modelos utilizados na expansão e na operação do SIN, o programa Geração de Cenários Sintéticos de Vazão e Energia Natural Afluyente, GEVAZP [21], gera séries sintéticas de vazão e energia natural afluyente para representar a incerteza hidrológica nos programas computacionais relacionados abaixo:

- NEWAVE [16] responsável pela coordenação hidrotérmica a médio prazo onde o problema de otimização é resolvido utilizando programação linear estocástica multiestágio, com objetivo de garantir o atendimento à demanda e minimizar os custos da operação de todo sistema de forma segura. Como resultado, são definidas metas de geração para as hidroelétricas e termoeletricas agregadas em subsistemas do Sistema Interligado Nacional, (SIN).
- SUISHI [15] utilizado na simulação da operação de sistemas hidrotérmicos interligados a usinas individualizadas considerando as metas obtidas pelo modelo NEWAVE;
- DECOMP [37] tem por objetivo determinar a política de operação de forma a minimizar o valor esperado do custo de operação do horizonte, cujo máximo são doze meses, no qual o primeiro mês pode ser discretizado em até seis semanas. Nesse modelo as usinas hidrelétricas são representadas de forma individualizada.

1.1. Objetivos

O programa GEVAZP [21] gera cenários de vazão através modelo matemático autorregressivo periódico(PAR), que considera a vazão futura como uma combinação linear das vazões passadas somada a uma componente aleatória. Visando aprimorar o modelo atual, este trabalho empregará o modelo autorregressivo periódico com variáveis exógenas (PARX), no qual as variáveis exógenas são as médias das previsões da precipitação do modelo ETA [17], com horizonte de 1 até 4 meses à frente, ou seja, poderá ser usado no curto prazo para gerações condicionadas. A escolha da variável climática utilizada se deu pela relação física, expressa no ciclo hidrológico.

A relação entre a precipitação e a vazão foi analisada matematicamente em [33] e através desse estudo verificou-se correlações significativas entre a vazão de um mês com a precipitação do próprio mês e também com a precipitação de meses anteriores, especialmente no período úmido, entre dezembro e março. Tal estudo envolveu cinco usinas hidrelétricas com diferentes regimes hidrológicos em diversas regiões do país.

Para calcular a série de precipitação para cada usina hidrelétrica em estudo foi utilizado o método de interpolação inverso do quadrado da distância utilizando os dados dos pluviômetros da respectiva bacia hidrográfica. A interpolação também é empregada para gerar a série de previsão da precipitação, neste caso os dados estão distribuídos regularmente. Após obter a série de precipitação prevista é importante corrigir possíveis erros sistemáticos, este trabalho utilizará um fator de correção linear mensal, desenvolvido por [4] que consiste na razão entre a média da precipitação observada pela média da precipitação prevista

Com o objetivo de verificar se a informação da precipitação é relevante para gerar cenários de vazão, serão gerados cenários de vazão no formato pente para cada um dos 4 meses do horizonte de estudo, cujas vazões entre as usinas são correlacionadas espacialmente. A identificação da ordem do modelo dos termos referentes à vazão para cada mês será realizada por meio da função de autocorrelação parcial, considerando a ordem do modelo o último lag estatisticamente diferente de zero. Já os termos associados à precipitação serão aqueles cuja correlação histórica entre vazão e precipitação é maior que 0,5, por considerar que representa uma correlação média entre as variáveis. Para estimar os parâmetros do modelo autorregressivo periódico serão empregadas as equações de Yule-Walker e ao considerar a precipitação os parâmetros serão calculados pelo método dos mínimos quadrados ordinários. Os ruídos serão sorteados aleatoriamente, com distribuição lognormal 3 parâmetros.

Após a implementação dos modelos autorregressivo periódico e autorregressivo periódico com variáveis exógenas, serão analisados os resultados obtidos com intuito de verificar se a informação da precipitação é relevante na geração de cenários de vazão de forma condicionada no curto prazo.

2. REVISÃO DA LITERATURA

Diante de um sistema de geração de energia elétrica preponderantemente hidrelétrico, é importante conhecer o comportamento do seu principal recurso, a água, que possui natureza aleatória, tornando necessária a utilização de modelos estocásticos. Atualmente o modelo utilizado oficialmente no sistema elétrico brasileiro para a geração de cenários sintéticos de vazões para o horizonte de médio/longo prazo é o modelo autorregressivo periódico, que será discutido detalhadamente no capítulo 4. Ainda nesse tema, serão abordados estudos que incluem informações climáticas em modelos de geração de cenários e previsão de vazões. Finalmente, serão apresentadas aplicações do modelo autorregressivo com variáveis exógenas em diversas áreas de pesquisa.

Existem modelos de previsão de vazões que consideram variáveis climáticas, especialmente na Colômbia devido aos fenômenos El Niño e La Niña. As variáveis preditoras são anomalias da temperatura (oscilações em torno da média), vento zonal em regiões determinadas do oceano Pacífico entre outras.

Os estudos de [7] consideram a oscilação decadal do pacífico e gera previsões de vazão através de uma reamostragem dos dados históricos de acordo com seis categorias predefinidas da oscilação decadal do pacífico (PDO) – oscilação Sul El Niño (ENSO).

Já o artigo [23] mostra que os modelos lineares probabilísticos como AR(p) e ARMA(p,q), não são adequados para representar as interações não lineares dos fenômenos físicos com a hidrologia colombiana, que é fortemente determinada pela ocorrência do fenômeno El Niño. Nesse artigo apresenta modelos não lineares, como splines, métodos espectrais, redes neurais. Também mostra métodos estatísticos, como regressões modelos geofísicos.

Em [12] apresenta-se uma metodologia para gerar cenários de vazão natural afluente para regiões afetadas pelo El Niño e La Niña através de previsões do Índice de Oscilação Sul através de um algoritmo classificado como do tipo mudança de nível. Pelo qual os anos da série histórica mais parecidos com as vazões do ano corrente terão um peso maior em relação aos de menor similitude levando a uma mudança nos parâmetros do modelo autorregressivo periódico.

O artigo [2] faz uma aproximação usando uma regressão múltipla, no qual inclui os estados antigos da vazão e da precipitação, em vez do modelo Markoviano de regressão simples que utiliza apenas as vazões históricas. Pode ocorrer de certos meses dependerem da precipitação e da vazão do mês anterior, outros dependerem apenas da vazão do mês anterior e ainda outros dependerem apenas da precipitação do mês anterior. Para determinar a combinação ótima das variáveis para cada mês são usados testes de significância dos coeficientes de regressão múltipla, menor variância do erro padrão estimado da população e maior coeficiente de determinação.

Já em [6], prevê-se vazões naturais médias semanais considerando a precipitação, através de uma regressão múltipla da chuva e da vazão para a usina Foz do Areia.

Em [18] foi ajustado um modelo autorregressivo exógeno (ARX) para averiguar a qualidade de dispositivos Micro Eletro Mecânicos, MENS, que são sensores eletromecânicos miniaturizados que estão presentes em *airbags* de veículos, em acelerômetros e giroscópios de dispositivos móveis, como os smartphones e tablets. Para definir a ordem do modelo ARX foi utilizado o critério da função de autocorrelação parcial (PACF) e para estimar os parâmetros foi empregado o método dos mínimos quadrados. O artigo concluiu que a técnica apresentou boa precisão dos resultados e se mostrou eficaz para verificar o desempenho dos MENS a um custo mais baixo que a verificação através do processo físico e ainda com o benefício de ser um método não invasivo.

O estudo apresentado em [13] utiliza o modelo periódico autorregressivo exógeno (PARX) para previsão de aflúências para até seis meses à frente para o reservatório de Sobradinho que está localizado na Bacia do São Francisco. Uma das variáveis explanatórias utilizadas no modelo é a própria vazão, devido à sua persistência que por sua vez depende das características da bacia hidrográfica. Em períodos secos a persistência é maior, pois a vazão é mantida pelo fluxo subterrâneo. Variáveis exógenas também podem explicar a variabilidade das vazões, como a chuva de forma direta ou indiretamente como os ventos, que podem aumentar o transporte de vapor d'água para a região e então elevar a precipitação.

Embasados pelos mapas de correlação entre a aflúência à Sobradinho e diversos índices climáticos e também na literatura, os autores selecionaram a

temperatura da superfície do mar em 2 regiões do Oceano Pacífico e em outra do Oceano Atlântico e também o vento zonal sobre a América do Sul. Neste estudo não foi incluído nenhum preditor relacionado à precipitação, pois em análises anteriores os autores concluíram que sua inclusão não trazia benefícios para o modelo de previsão de afluências.

Para modelar as afluências ao reservatório em estudo os autores utilizaram o modelo periódico autorregressivo exógeno (PARX), o modelo periódico autorregressivo exógeno - gama (PARX-G), o periódico autorregressivo (PAR) e o periódico autorregressivo (AR). Visando selecionar a ordem do modelo foi utilizada a função de autocorrelação parcial (PACF) e também o critério de informação bayesiano (BIC), porém o último apresentou ordem de 5-7 para os meses secos, o que é pouco provável fisicamente e por isso não foi utilizado.

Com a finalidade de verificar a performance dos modelos de previsão os autores utilizaram como critérios a inspeção visual, o coeficiente de determinação R^2 , o erro absoluto médio e o bias. Entre os modelos estudados, o PARX apresentou melhor desempenho, indicando que os índices climáticos utilizados no modelo aumentaram a acurácia das previsões de afluências ao reservatório de Sobradinho, especialmente no período chuvoso, já que no período seco há forte persistência da variável endógena.

Visando aperfeiçoar a geração de cenários sintéticos de vazões através da incorporação de informações climáticas, [5] estudou diversos indicadores climáticos como o Índice de Oscilação Sul (SOI), Índice de Niño Oceânico (ONI), anomalias da temperatura da superfície do mar (TSM) em diferentes regiões dos Oceanos Pacífico Equatorial e Atlântico Sul, além da própria precipitação. Após o cálculo da correlação de Pearson entre cada índice e a energia natural afluyente em cada subsistema, a região de estudo escolhida foi a bacia hidrográfica da Usina Hidrelétrica (UHE) de Furnas, localizada na sub-bacia do Rio Grande, na bacia do Rio Paraná. Verificou-se que entre as variáveis analisadas, aquela que apresentou a maior correlação linear com a vazão foi a precipitação, alcançando aproximadamente 0,75, enquanto que outras variáveis apresentaram valores entre -0,25 e 0,35.

O autor aplicou o modelo estocástico autorregressivo com variável exógena (ARX). As previsões de precipitação foram geradas pelo modelo de circulação geral da atmosfera (MCGA) ECHAN 4.5, que possui uma resolução horizontal de $2,8^\circ$ entre os

pontos de grade, o que equivale a uma grade de aproximadamente 300 km x 300 km. No entanto, a bacia hidrográfica à montante da UHE Furnas possui uma área de drenagem em torno de 52.000 km², portanto este trabalho empregou poucas previsões de precipitação para representar toda a região, somente um ponto de grade. É importante ressaltar que o modelo atmosférico em questão possui uma resolução global, logo não é parametrizado de acordo com características regionais, como pormenores da topografia, da vegetação, entre outros.

Para corrigir o viés das previsões de chuva, o autor [5] aplicou a metodologia baseada no fator de correção linear desenvolvida em [4].

Para a estimação dos parâmetros, o trabalho [5] aplicou o método dos mínimos quadrados e de Yule-Walker utilizando os dados históricos de vazão e de precipitação entre os anos de 1950 a 1975. Assim, foram gerados cenários sintéticos de vazão no formato pente com horizonte de até 3 meses, enquanto que para o formato árvore foram produzidos cenários para 2 meses à frente. A partir de 24 modelos autorregressivos, resultantes de diferentes ordens e dois métodos de estimação dos parâmetros foram gerados os 24 cenários de previsão de aflúncias. Tais cenários foram comparados com os 24 cenários produzidos pelo modelo autorregressivo periódico com variável exógena, onde cada cenário era proveniente de uma previsão de precipitação do modelo ECHAN 4.5.

No presente trabalho será utilizado o modelo ETA [10, 17], especificamente parametrizado para o nosso país, pois considera as características de cada região, como relevo, vegetação, tipo de solo e etc. Além disso, o modelo utilizado para gerar previsões de precipitação possui resolução de 40 km, ou seja, a grade horizontal é um quadrado cujo lado possui 40 km e cada grade apresenta um valor de previsão, logo a bacia hidrográfica é melhor representada.

3.METODOLOGIA

3.1 Área de estudo

O Brasil possui grande extensão territorial, com vários tipos de relevos, altitudes, coberturas vegetais, no qual atuam várias massas de ar resultando em grande diversidade climática.

Todas essas condições podem favorecer o Sistema Interligado Nacional (SIN), pois uma região pode passar por um período com menos recursos e outra apresentar uma situação favorável para a produção de energia elétrica, assim uma região pode ser alimentada por outra, através dos intercâmbios de energia

Visando estudar regiões com diferentes regimes hidrológicos e climas, foram escolhidas as usinas hidrelétricas Furnas, Três Marias, Sobradinho, Tucuruí e Itá, apresentadas na Figura 3-1, já a Figura 3-2 apresenta os diversos climas do Brasil.



Figura 3-1 Áreas de drenagem das usinas hidrográficas em estudo

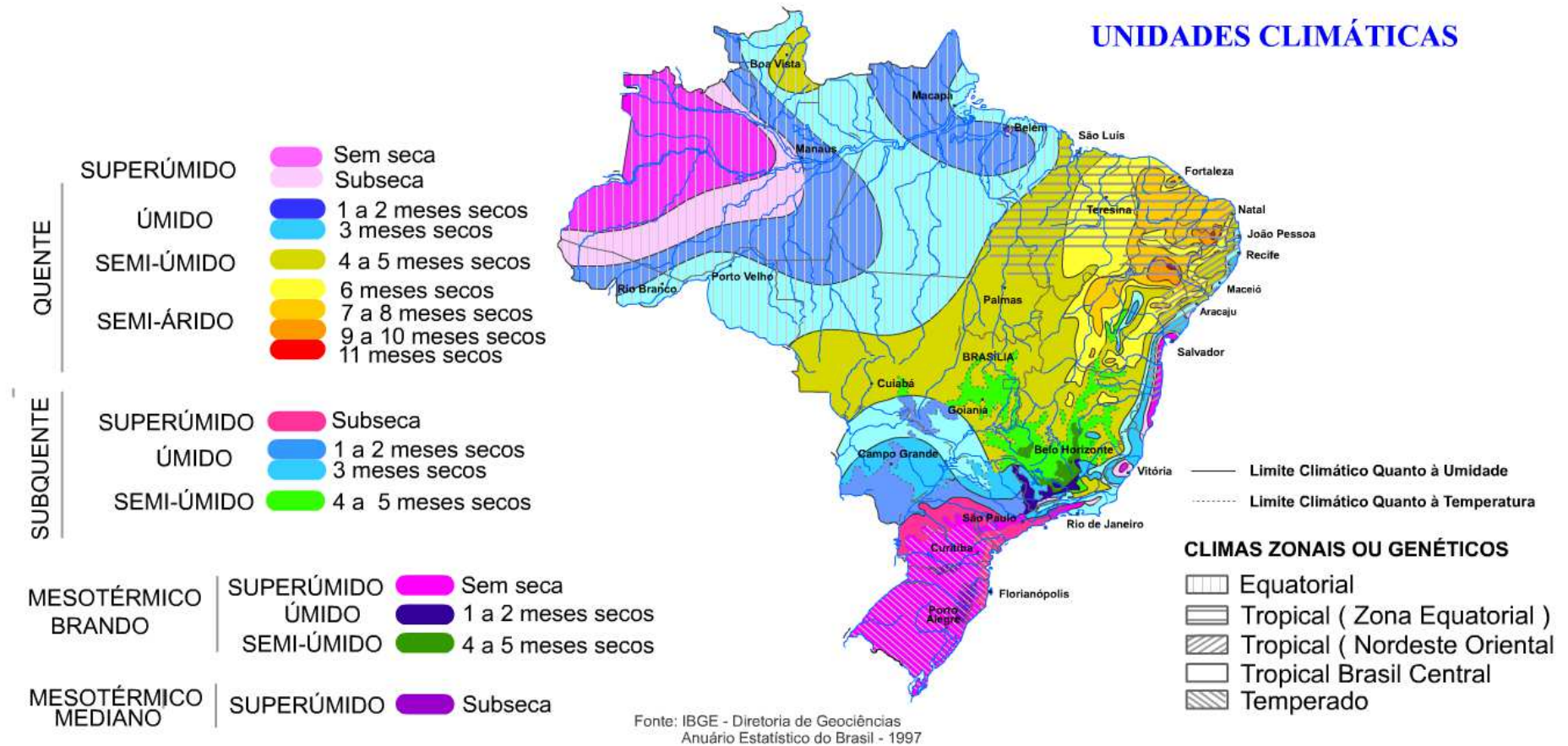


Figura 3-2: Climatologia do Brasil. Fonte [28]

3.2 Base de dados

Os dados utilizados na dissertação são a série histórica mensal de vazão natural afluente às usinas hidrelétricas em estudo, bem com a série histórica mensal de precipitação observada e a previsão da precipitação mensal na bacia hidrográfica para cada um dos empreendimentos.

A série histórica mensal informa a vazão natural afluente a todas as usinas hidrelétricas em operação, através de postos fluviométricos, e é disponibilizada no site do Operador Nacional do Sistema, órgão responsável pela coordenação e controle das instalações de geração e transmissão de energia elétrica no SIN. Atualmente, esta série possui dados consistidos a partir de janeiro de 1931 até o ano de 2014.

Já a informação de precipitação observada, foi obtida de [27], que a obteve da Agência Nacional de Águas, ANA, por meio do Sistema de Informações Hidrológicas, HidroWeb. Através dessa base de dados é possível selecionar as estações que pertencem à área de drenagem da usina hidrelétrica e obter os dados consistidos, que passaram por tratamento visando remover possíveis erros, como erros de leitura, digitação, equipamentos avariados, erros de transcrição dentre outros. A seguir é apresentada na Tabela 3-1 com os períodos de cada série histórica e o número de pluviômetros na área de drenagem para cada uma das hidrelétricas em estudo. Além dos dados da ANA foi utilizada a série de precipitação do produto MERGE, elaborado pelo CPTEC [29] para completar a série histórica de precipitação até 2013, no período em que as duas bases possuíam dados em comum verificou-se altas correlações e por isso foram considerados compatíveis.

Tabela 3-1 Informações sobre os dados de precipitação observada para as hidrelétricas em estudo.

Usina	Ano Inicial	Ano final	Número de pluviômetros	Área de drenagem (Km²)
Furnas	1941	2013	142	51.772
Itá	1960	2013	50	44.199
Três Marias	1942	2013	85	51.489
Sobradinho	1942	2013	334	507.021
Tucuruí	1974	2013	205	754.330

Na Figura 3-3 são apresentadas a distribuição espacial das estações pluviométricas utilizadas na construção das séries históricas mensais para cada um dos aproveitamentos hidrelétricos analisados.

Visando gerar a série histórica de precipitação mensal observada para cada uma das usinas hidrelétricas, [34] utilizou o Método do Inverso do Quadrado da Distância [36] devido ao baixo esforço computacional, a precisão obtida e uma modelagem de fácil implementação.

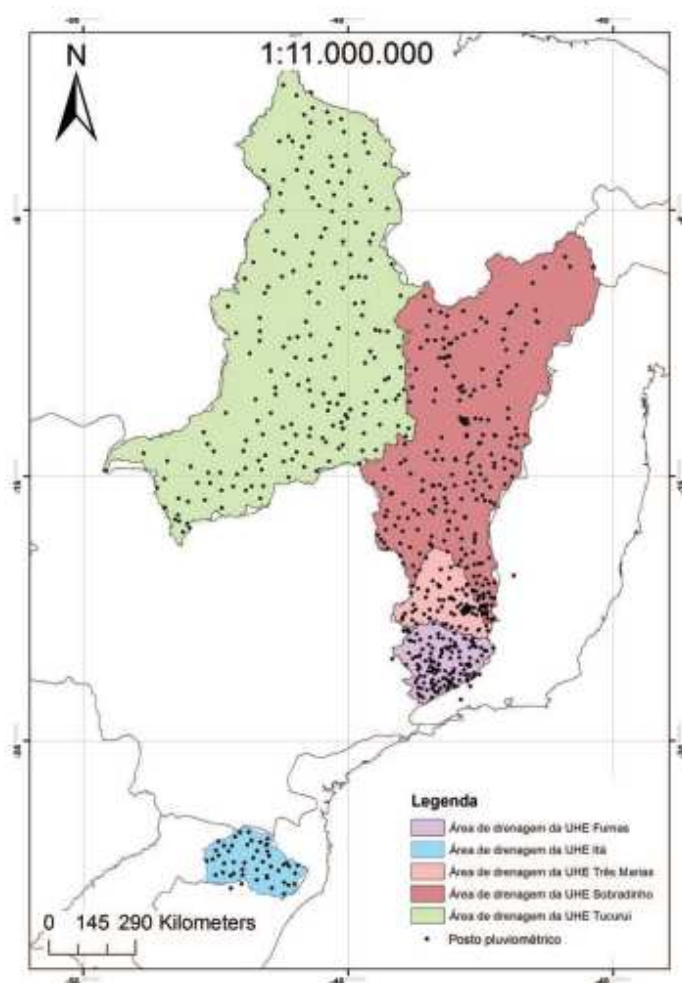


Figura 3-3 Distribuição espacial das estações pluviométricas na área de drenagem de cada usina [33].

Tal método cria uma malha inscrita na área de drenagem e calcula a precipitação para cada ponto por meio da média ponderada pelo inverso do quadrado da distância. Assim quando mais perto o posto pluviométrico, maior o peso e quanto mais distante menor é sua participação para compor a precipitação do ponto da malha em questão. O processo de determinar a malha inscrita na área de drenagem não foi completamente

automatizado até a elaboração deste trabalho, por isso não serão gerados resultados para todas as usinas hidrelétricas do SIN.

A previsão da precipitação é proveniente do modelo ETA regional com resolução de 40 Km com horizonte de até 4 meses à frente e discretização mensal, obtidos do banco de dados do CEPTEL. Este modelo gera cinco membros de previsões provenientes da mudança da condição inicial do modelo, por simplificação, neste estudo foi utilizada a média das previsões dos membros, embora o mais adequado seja verificar para cada bacia hidrográfica qual cenário é mais aderente.

Com o objetivo de verificar se a informação da precipitação é relevante para gerar cenários de vazão, serão gerados 200 cenários de vazão no formato pente para cada um dos 4 meses do horizonte de estudo, cujas vazões entre as usinas serão correlacionadas espacialmente. A identificação da ordem do modelo dos termos referentes à vazão para cada mês será feita através da função de autocorrelação parcial, considerando a ordem do modelo o último lag estatisticamente diferente de zero. Já os termos associados à precipitação serão aqueles cuja correlação histórica entre vazão e precipitação é maior que 0,5, por considerar que representa uma correlação média entre as variáveis. Para estimar os parâmetros do modelo autorregressivo periódico serão empregadas as equações de Yule-Walker e ao considerar a precipitação os parâmetros serão calculados pelo método dos mínimos quadrados ordinários. Os ruídos serão sorteados aleatoriamente, com distribuição lognormal 3 parâmetros.

Para gerar a série de previsão de precipitação para cada usina hidrelétrica em estudo, assim como feito para precipitação observada, foi utilizado o método de interpolação inverso do quadrado da distância utilizando os dados dos pluviômetros da respectiva bacia hidrográfica. Após obter a série de precipitação prevista é importante corrigir possíveis erros sistemáticos, este trabalho utilizará um fator de correção linear mensal, desenvolvido por [4] que consiste na razão entre a média da precipitação observada pela média da precipitação prevista. Considere m o mês para o qual as precipitações previstas serão corrigidas. A partir dos históricos de precipitação observada e prevista calcula-se as respectivas médias $\overline{prec_{observada}^m}$ e $\overline{prec_{prevista}^m}$ e finalmente o fator de correção da previsão da precipitação:

$$fator_m = \frac{\overline{prec_{observada}^m}}{\overline{prec_{prevista}^m}}$$

3.3 Séries históricas de vazão e precipitação

Com o objetivo de observar a relação entre a vazão e a precipitação observada ao longo do tempo, foram gerados gráficos de vazão e precipitação para cada uma das usinas em estudo.

Observa-se que a vazão e a precipitação possuem comportamentos semelhantes, geralmente os picos e os vales das duas séries históricas ocorrem na mesma época do ano. A exceção é Itá, localizada na região sul do país, onde não se observa uma sazonalidade bem definida entre os meses do ano.

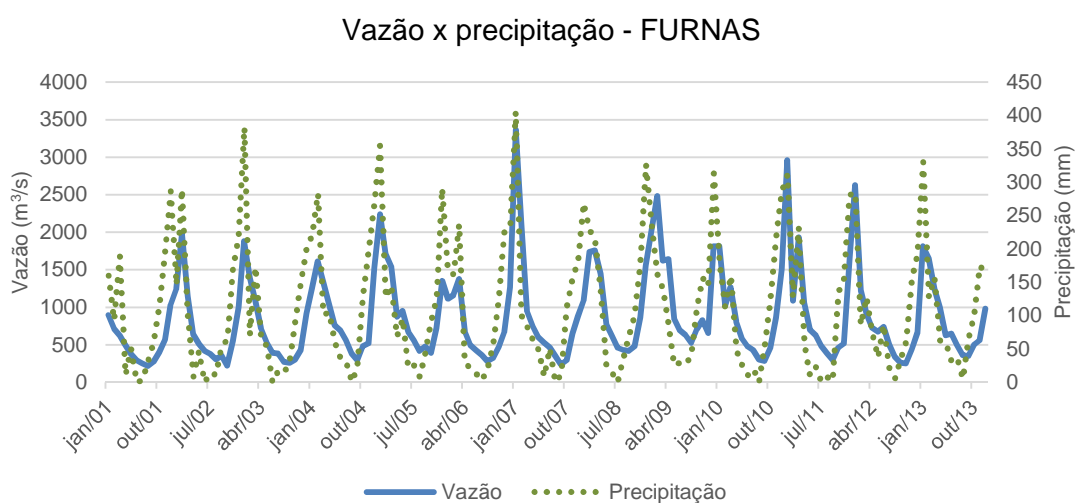


Figura 3-4 Série histórica de vazão e precipitação entre 2001 e 2013 da UHE Furnas.

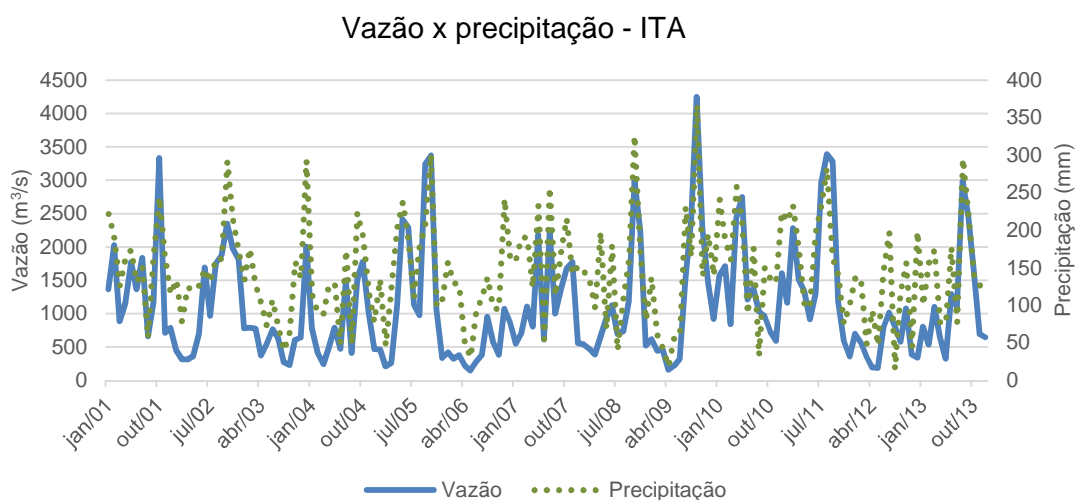


Figura 3-5 Série histórica de vazão e precipitação entre 2001 e 2013 da UHE Itá.

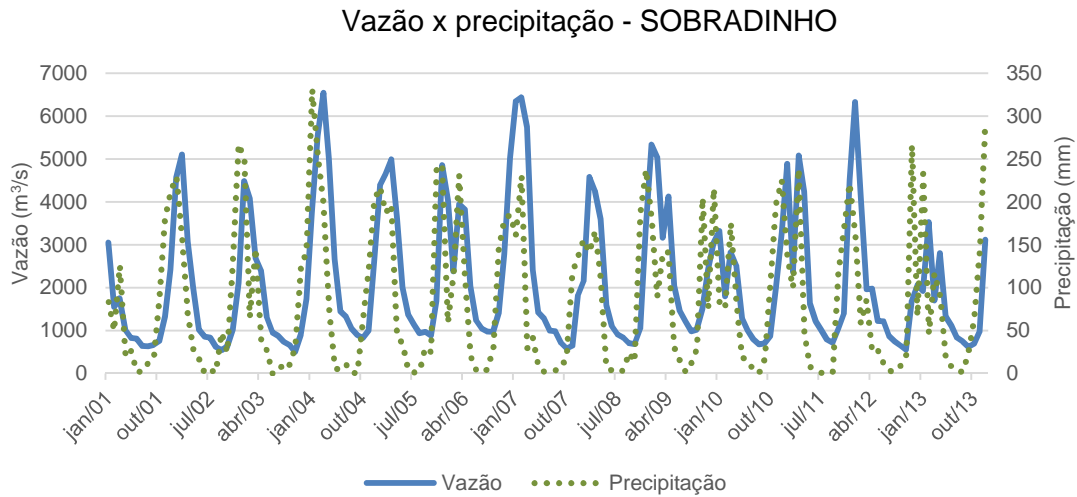


Figura 3-6 Série histórica de vazão e precipitação entre 2001 e 2013 da UHE Sobradinho.

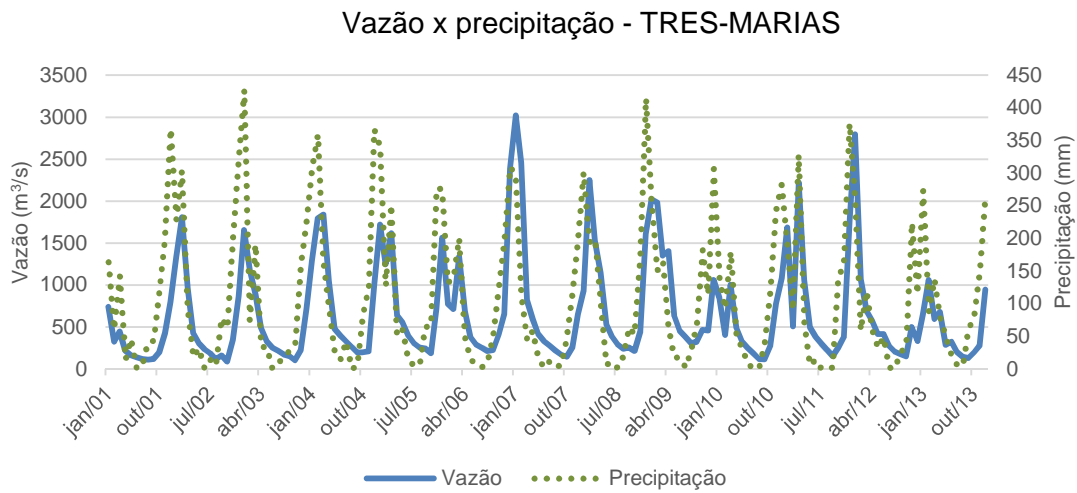


Figura 3-7 Série histórica de vazão e precipitação entre 2001 e 2013 da UHE Três Marias.

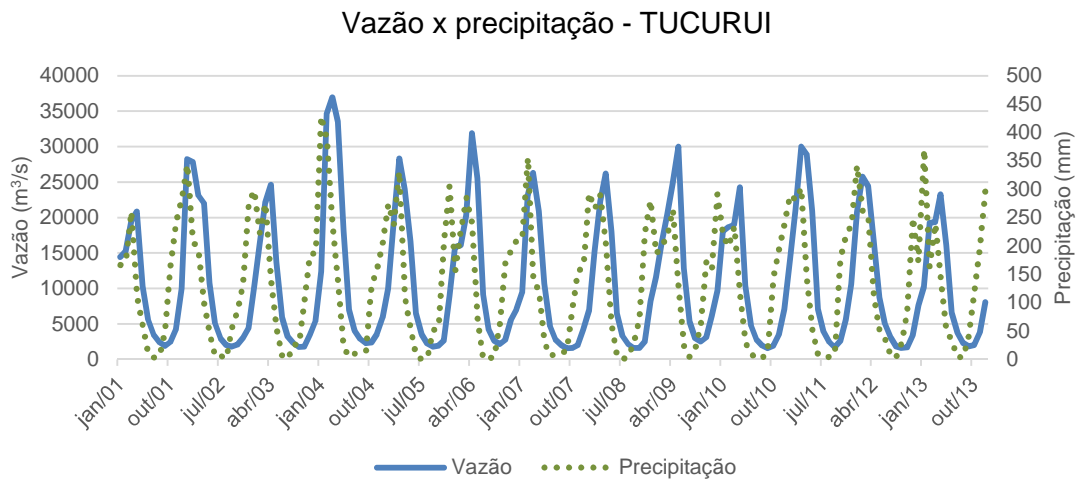


Figura 3-8 Série histórica de vazão e precipitação entre 2001 e 2013 da UHE Tucuruí.

O comportamento observado visualmente através das séries históricas pode ser descrito matematicamente através da correlação linear cruzada entre a vazão e a precipitação, conforme [33] verificou e é apresentado nas figuras reproduzidas abaixo. Abaixo é apresentada a fórmula da correlação cruzada a vazão V e a precipitação P , para o mês m com defasagem k , considerando um histórico de N anos:

$$\rho_k^m = \frac{1}{N} \frac{\sum_{i=1}^N (V_m^i - \bar{V}_m) (P_{m-k}^i - \bar{P}_{m-k})}{\sqrt{\sigma_v} \sqrt{\sigma_p}}$$

Para todas as usinas hidrelétricas em estudo, entre os meses de dezembro a abril, chamado de período úmido e caracterizado pelo aumento da vazão devido às chuvas mais intensas, verifica-se correlações maiores entre a precipitação e vazão. Tal relação já era esperada devido ao conhecimento do processo físico: devido ao escoamento superficial uma parcela da precipitação se transforma em vazão, já no período seco, entre os meses de maio a novembro, são os lençóis freáticos que alimentam os rios, tais reservas são abastecidas por meio da infiltração e percolação no período úmido.

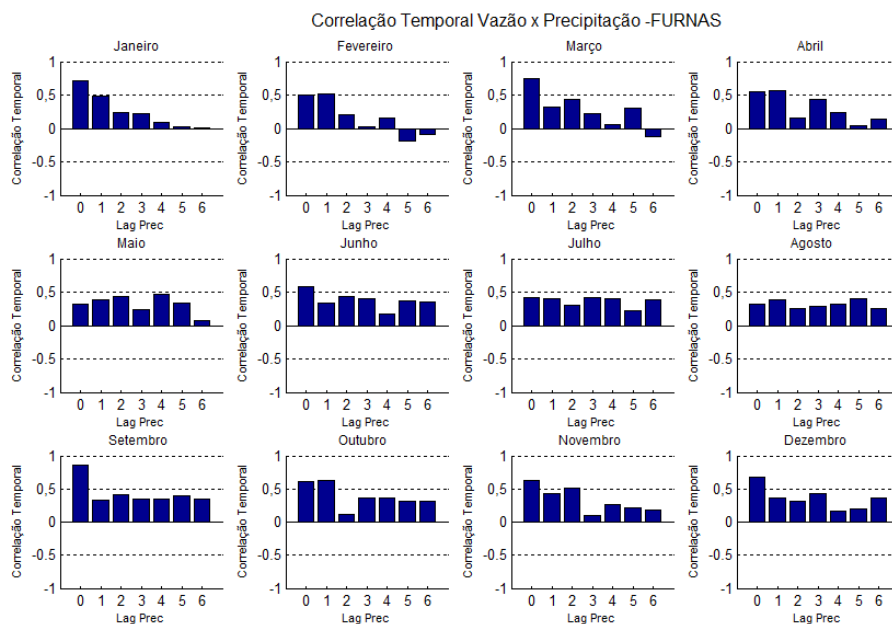


Figura 3-9 Correlações cruzadas entre vazão e precipitação para Furnas.

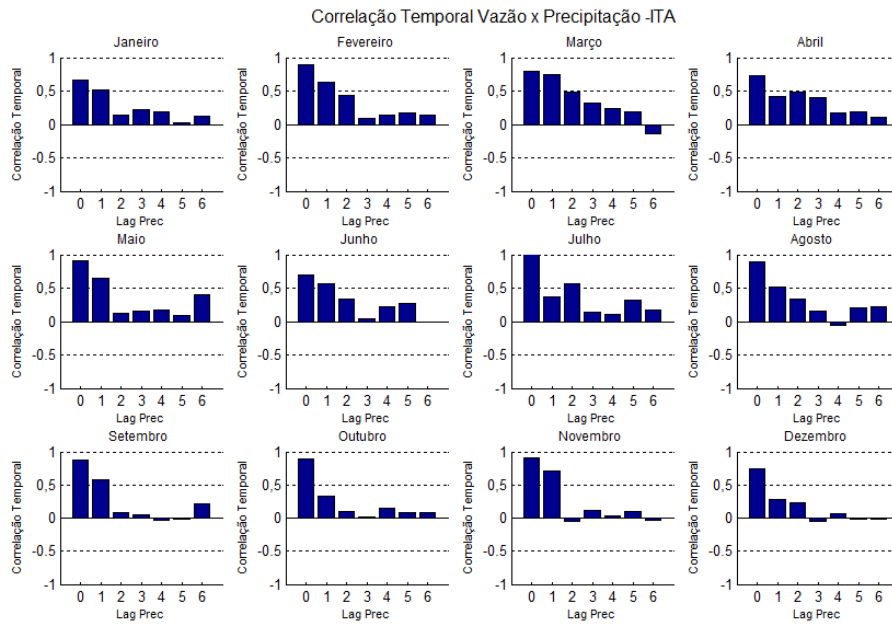


Figura 3-10 Correlações cruzadas entre vazão e precipitação para Itá.

Na região sul do país chove de forma regular durante todo o ano, assim o solo está mais próximo da saturação, tal fato favorece o escoamento superficial rapidamente alimenta os cursos de água, matematicamente observado pelas altas correlações lag 0 entre vazão e precipitação para todos os meses do ano.

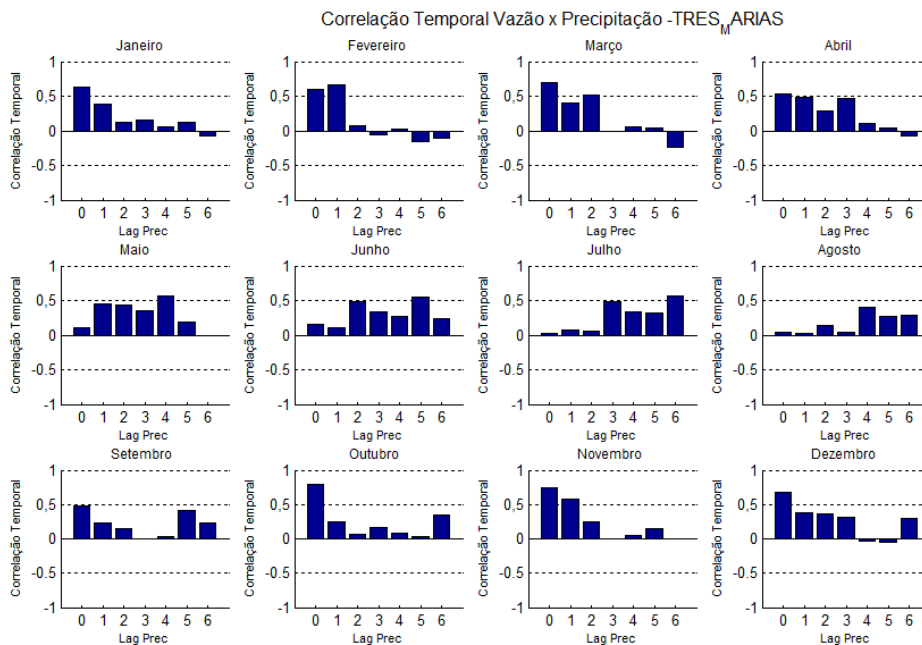


Figura 3-11 Correlações cruzadas entre vazão e precipitação para Três Marias.

As usinas Três Marias e Sobradinho estão localizadas no rio São Francisco, a água que passa em Três Marias demora 360 horas para chegar na usina de Sobradinho,

15 dias. Por isso, nota-se comportamento semelhante entre as correlações de lag 0 de Três Marias e lag 1 de Sobradinho, nos meses de novembro, dezembro, janeiro, março.

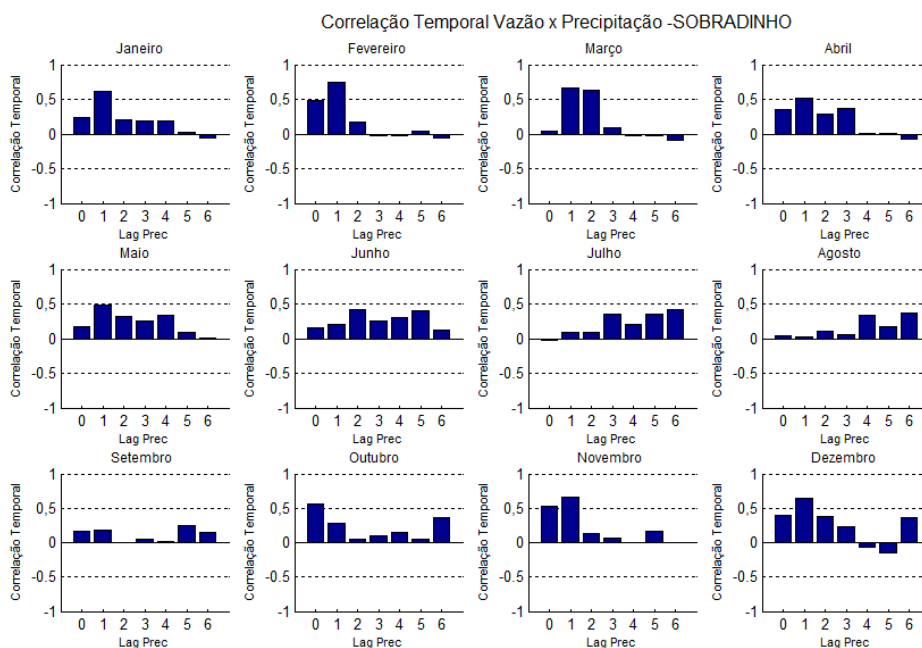


Figura 3-12 Correlações cruzadas entre vazão e precipitação para Sobradinho.

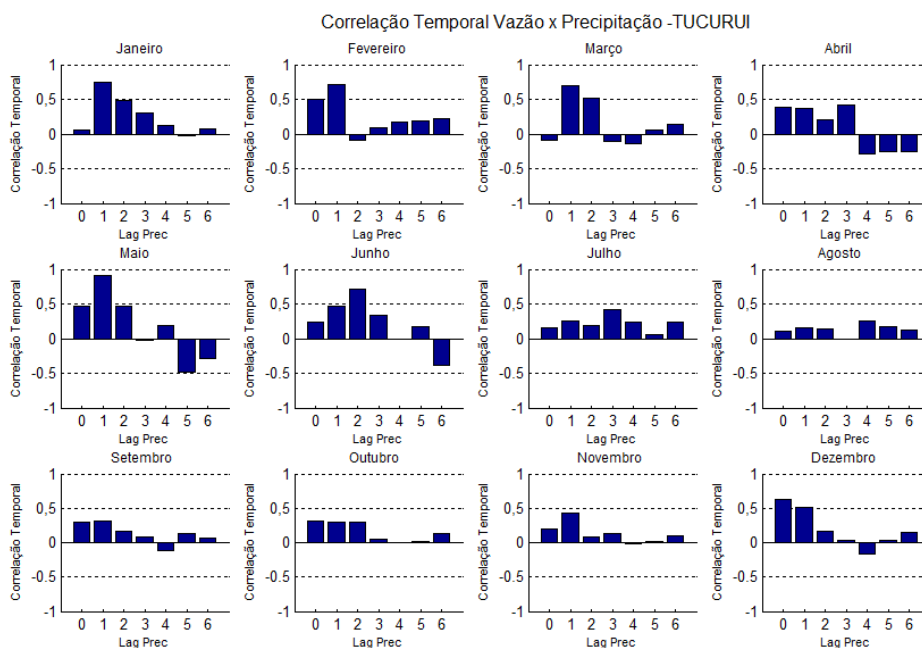


Figura 3-13 Correlações cruzadas entre vazão e precipitação para Tucuruí.

Observa-se que no período úmido as correlações são significativas e assim podem trazer informações que aperfeiçoem os modelos estocásticos de geração de previsão/cenários de vazão tornando-os mais próximos da realidade.

4.MODELOS

Neste capítulo serão descritos os modelos matemáticos e programas utilizados no trabalho, como os modelos autorregressivos periódicos, autorregressivos periódicos com variáveis exógenas, modelo de circulação geral da atmosfera ETA.

4.1 Modelo autorregressivo periódico - PAR

Existem diversas linhas de pesquisa com o objetivo de aperfeiçoar a geração de cenários de afluência, como por exemplo, redes neurais [1] e modelos estocásticos como o autorregressivo periódico de ordem p PAR(p) da família Box & Jenkins [3]. O último foi a princípio estudado por [11] e [33], sendo que diversos pesquisadores, entre eles [9] e [30], têm estudado diferentes métodos para identificar o modelo e sua ordem, estimar os parâmetros do modelo proposto na etapa de identificação e por fim verificar se o modelo é adequado. Utilizando esta metodologia, o programa GEVAZP [21] gera séries sintéticas de vazões naturais afluentes a partir de um histórico de vazões ou energias, através do qual se ajusta um modelo capaz de reproduzir as características deste histórico. Assim, considera-se que a série histórica é uma possível realização desse processo estocástico que foi sorteado segundo um conjunto de leis físicas. Ao realizar outro sorteio teríamos uma nova série diferente da histórica, mas igualmente provável. Assim, as séries sintéticas de vazão natural afluyente ou de energia são distintas da série histórica observada, mas contém as mesmas características da série histórica.

Box & Jenkins [3] indicam como estratégia para a seleção do modelo considerar as etapas de identificação da ordem do modelo, estimação dos parâmetros e verificação do modelo. Assim, é possível ajustar mais de um modelo que seja adequado para descrever o processo estocástico, uma vez que existem diferentes metodologias que podem ser usadas em cada fase.

Séries mensais têm comportamento periódico de suas características probabilísticas, como a média, desvio padrão, autocorrelação temporal, autocorrelação parcial [14]. Por isso pode-se modelar séries de afluência mensal através de um modelo autorregressivo periódico de ordem p denominado PAR(p), com p termos autorregressivos para cada período, neste caso o mês.

Considere uma série de afluições observada Z_t referente ao tempo t , com período de 12 meses e N anos. Para cada mês podem ser calculadas as estatísticas abaixo.

Características probabilísticas:

- Média amostral (μ):

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Z_i \quad (4.1)$$

- Desvio padrão amostral (σ): mede o grau de dispersão em torno da média.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Z_i - \mu)^2} \quad (4.2)$$

- Covariância de ordem k (γ): A covariância mede o grau de dependência linear entre duas variáveis em tempos distintos, com defasagem k .

$$\gamma(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-k} (Z_i - \mu)(Z_{i+k} - \mu) \quad k = 1, 2, 3, \dots \quad (4.3)$$

- Correlação ordem k (ρ): Através dela mede-se o comprimento e a memória de um processo. A covariância possui dimensão de Z_t ao quadrado, para normalizá-la divide-se pelo desvio padrão amostral σ^2 , que resulta na correlação de ordem k :

$$\rho(k) = \frac{\gamma(k)}{\sigma^2} \quad (4.4)$$

- Correlação parcial (ϕ): Busca-se obter a correlação entre duas observações sem o efeito das observações intermediárias, essas são calculadas através da equação de Yule-Walker, descrita na equação (4.6).

4.1.1. Identificação da ordem do modelo

O primeiro passo para o desenvolvimento de um modelo estocástico é identificar um modelo matemático que seja capaz de se ajustar à série histórica de vazão natural afluente em cada período para cada usina. Procura-se um modelo matemático que descreva a vazão natural afluente de tal forma que o número de parâmetros seja parcimonioso.

Para calcular o parâmetro autorregressivo ϕ , podemos utilizar as equações de Yule- Walke para cada período m , na forma matricial abaixo:

$$\begin{bmatrix} 1 & \rho^{m-1}(1) & \rho^{m-1}(2) & \cdots & \rho^{m-1}(p_m-1) \\ \rho^{m-1}(1) & 1 & \rho^{m-2}(1) & \cdots & \rho^{m-2}(p_m-2) \\ \rho^{m-1}(2) & \rho^{m-2}(1) & 1 & \cdots & \rho^{m-3}(p_m-3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho^{m-1}(k-1) & \rho^{m-2}(k-2) & \rho^{m-3}(k-3) & \cdots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{k1}^m \\ \phi_{k2}^m \\ \phi_{k3}^m \\ \vdots \\ \phi_{kk}^m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho^m(1) \\ \rho^m(2) \\ \rho^m(3) \\ \vdots \\ \rho^m(k) \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

Após resolver as equações de Yule –Walker, obtém-se $\phi_{11}^m, \phi_{22}^m, \phi_{33}^m \dots \phi_{kk}^m$. A esse conjunto denomina-se de coeficientes autorregressivos. Ao plotar esses valores obtém-se um correlograma, ilustrado na Figura 4-1.

De posse da autocorrelação parcial, é possível identificar a ordem p_m mais adequada para o modelo autorregressivo periódico para cada período da série em estudo. Existem diversos critérios para identificar a ordem p_m . A metodologia implementada no programa GEVAZP procura a maior ordem p_m que possua correlação parcial estatisticamente diferente zero, isto é, sejam relevantes.

Considere a FACP da Figura 4-1 a um intervalo de confiança de 95%, logo valores abaixo do limite $\frac{1,96}{\sqrt{n}}$, onde n é o número de anos do histórico são considerados insignificantes, ou seja, estatisticamente iguais a zero. Se consideramos o critério mencionado anteriormente a ordem p_m será 8.

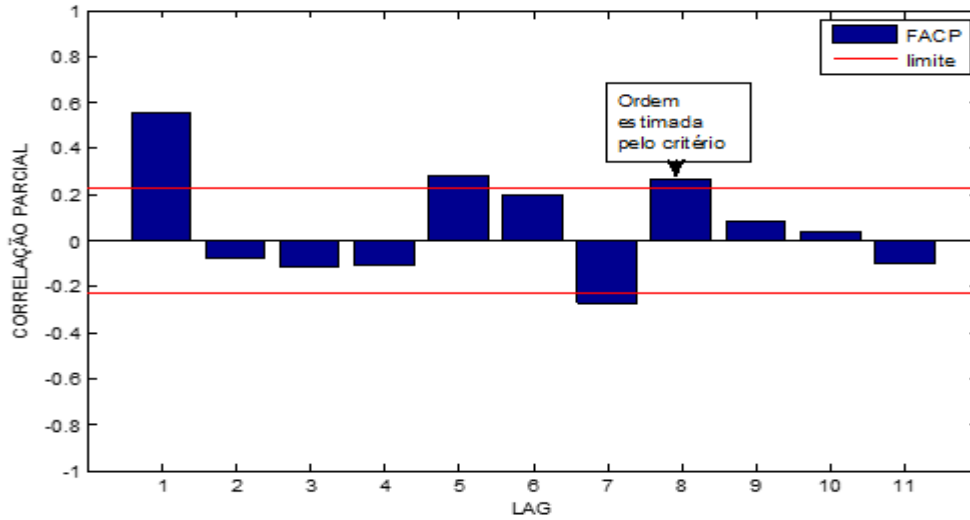


Figura 4-1: Identificação da ordem do modelo.

4.1.2. Estimação dos parâmetros do modelo

Nesta etapa estima-se os parâmetros do modelo, e para tal existem diversos métodos como dos momentos, máxima verossimilhança, mínimos quadrados.

Os parâmetros ϕ do modelo PAR podem ser estimados através do método dos momentos ou mínimos quadrados. O GEVAZP utiliza o método dos momentos, por meio das equações de Yule-Walker que são deduzidas através das correlações temporais.

$$\begin{bmatrix}
 1 & \rho^{m-1}(1) & \rho^{m-1}(2) & \dots & \rho^{m-1}(p_m-1) \\
 \rho^{m-1}(1) & 1 & \rho^{m-2}(1) & \dots & \rho^{m-2}(p_m-2) \\
 \rho^{m-1}(2) & \rho^{m-2}(1) & 1 & \dots & \rho^{m-3}(p_m-3) \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
 \rho^{m-1}(p_m-1) & \rho^{m-2}(p_m-2) & \rho^{m-3}(p_m-3) & \dots & 1
 \end{bmatrix}
 \begin{bmatrix}
 \phi_1^m \\
 \phi_2^m \\
 \phi_3^m \\
 \vdots \\
 \phi_{p_m}^m
 \end{bmatrix}
 =
 \begin{bmatrix}
 \rho^m(1) \\
 \rho^m(2) \\
 \rho^m(3) \\
 \vdots \\
 \rho^m(p_m)
 \end{bmatrix}
 \quad (4.7)$$

4.1.3. Verificação

Nesta fase é feita a verificação do modelo utilizando métodos estatísticos. A maioria dos testes faz uma análise detalhada dos resíduos ajustados a_t . Se a média dos resíduos for zero, a variância pequena e constante e a função de correlação dos resíduos, $p_a^m(k)$, for não significativa para $k > 0$ o modelo estimado está coerente.

4.1.4. Gerações de Séries Sintéticas

Após o cálculo de todas as estatísticas modelam-se matematicamente as vazões naturais afluentes através do PAR(p) por:

$$\left(\frac{Z_t - \mu_m}{\sigma_m} \right) = \phi_1^m \left(\frac{Z_{t-1} - \mu_{m-1}}{\sigma_{m-1}} \right) + \dots + \phi_{p_m}^m \left(\frac{Z_{t-p_m} - \mu_{m-p_m}}{\sigma_{m-p_m}} \right) + a_t \quad (4.8)$$

onde:

a_t é a série de resíduos independentes com média μ_a^m zero e desvio padrão σ_a^m .
 p_m é a ordem do operador autorregressivo.

O resíduo histórico a_t é calculado ao empregar como tendência hidrológica as vazões observadas anteriormente $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p_m}$ no modelo PAR. Assim o resíduo histórico é diferença entre a vazão observada e a vazão gerada pelo modelo Z_t para um determinado mês e ano em estudo. Assim calcula-se os resíduos históricos e então estima-se a média μ_a^m e o desvio padrão σ_a^m .

Para iniciar a geração de séries sintéticas é necessário atribuir valores a $Z_{t-1}, \dots, Z_{t-p_m}$, como exemplo pode-se utilizar as médias mensais históricas, denominadas por média de longo termo mensal, MLT mensal, ou os últimos valores amostrados da série histórica, chamados de tendência histórica. Se o estudo visa obter possíveis realizações da vazão para o futuro utiliza-se séries de vazões específicas, como vazões observadas no passado recente ou uma determinada série histórica de vazão. Se o objetivo é produzir cenários que não tenham memória do passado recente é necessário desprezar os valores iniciais. A partir de uma tendência hidrológica gera-se cenários, na estrutura pente ou árvore, respectivamente Figura 4-2 e Figura 4-3. Na estrutura pente todos os períodos apresentam o mesmo número de cenários e este formato é interessante para representar afluências no médio prazo, como as séries forward do NEWAVE [15,16]. Já no curto prazo utiliza-se a árvore de afluências, um exemplo de aplicação pode ser encontrado no modelo DECOMP [15]. Este trabalho usará a estrutura pente para geração de cenários, para que todos os meses tenham o mesmo número de cenários e facilite a análise.

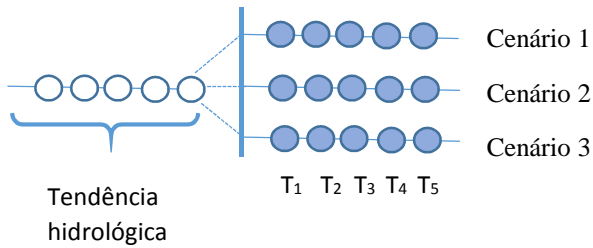


Figura 4-2 Formato de geração tipo pente.

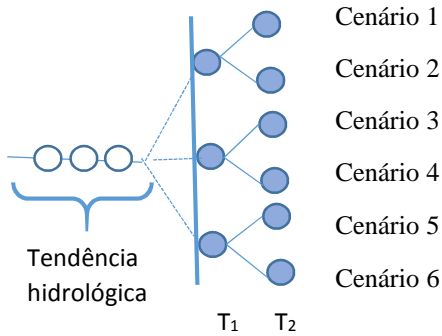


Figura 4-3 Formato de geração tipo pente.

Em sistemas com reservatórios em cascata podem ocorrer vazões incrementais muito pequenas e levar a geração de vazões futuras negativas. Manipulando a equação (4.8) visando não gerar vazões incrementais negativas obtém-se que:

$$a_t > -\left(\frac{M_m}{\sigma_m}\right) - \phi_1^m \sigma_m \left(\frac{Z_{t-1} - M_{m-1}}{\sigma_{m-1}}\right) - \dots - \phi_{p_m}^m \sigma_m \left(\frac{Z_{t-p_m} - M_{m-p_m}}{\sigma_{m-p_m}}\right) \quad (4.9)$$

Como solução adota-se uma distribuição lognormal três parâmetros para os resíduos de cada período a_t , sendo os parâmetros a média μ_{ε_t} , desvio-padrão σ_{ε_t} e deslocamento Δ_t que visam preservar os momentos dos resíduos $\sigma_a^{2^{(m)}}$ e μ_a^m por meio das seguintes relações:

$$\varepsilon_t = \ln(a_t - \Delta_t) \quad (4.10)$$

$$\mu_{\varepsilon_t} = 0.5 \ln\left(\frac{\sigma_a^{2^{(m)}}}{\theta^2 - \theta}\right) \quad (4.11)$$

$$\sigma^2_{\varepsilon_t} = \ln \theta \quad (4.12)$$

$$\Delta_t = \frac{-\sigma_a^m}{\sqrt{(\theta-1)}} \quad (4.13)$$

É importante notar que as usinas estão correlacionadas espacialmente. Para tal correlacionam-se ε_t os resíduos através da matriz de carga D e obtêm-se os resíduos correlacionados espacialmente W_t .

$$W_t = D\varepsilon_t \quad (4.14)$$

$$DD^t = U \quad (4.15)$$

A matriz U é a matriz de correlação espacial entre as vazões que visa manter a correlação espacial entre os resíduos [21].

4.2 Modelo regional ETA

O modelo atmosférico ETA [17] visa simular eventos meteorológicos em escala global e regional, a depender da resolução. Este modelo foi desenvolvido no Instituto Hidrometeorológico da antiga Iugoslávia e é amplamente utilizado para gerar previsões de diversas variáveis, como temperatura, pressão, precipitação, para resoluções espaciais que chegam a 15 km, vários horizontes e discretizações. Em 1996 foi instalado no Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPTEC) e é empregado tanto na pesquisa quanto na área operacional, gerando previsões de tempo e clima disponíveis no site do CPTEC. O modelo ETA se destaca pela estabilidade numérica e sua coordenada vertical, que dá nome ao modelo, pois consegue representar melhor regiões montanhosas.

O modelo ETA empregado neste trabalho é o regional com resolução de 40 Km na horizontal e 38 níveis na vertical, Figura 4-4. É importante ressaltar que há diversas parametrizações dos modelos, como topografia, chuva, vegetação. Este modelo gera 5 cenários de previsão, a partir de condições de contorno de dias diferentes.

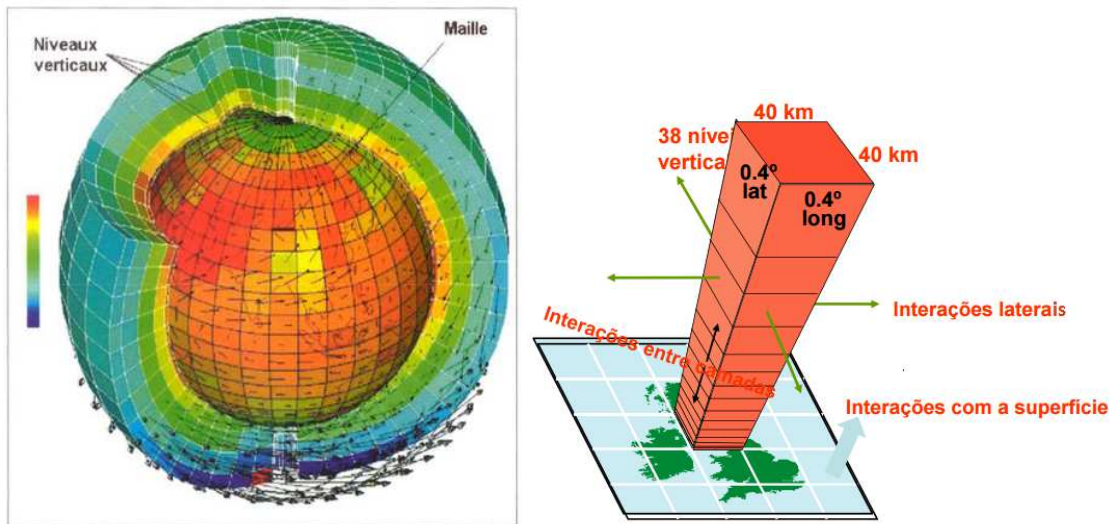


Figura 4-4 Representação em grades do modelo ETA. [17]

Este trabalho empregará a média das previsões do modelo ETA com resolução de 40Km, para 4 meses à frente, com discretização mensal. Por simplificação este trabalho usará a média das previsões, mas é importante fazer estudos que analisem qual cenário é mais adequado para cada usina hidrelétrica.

4.3 Modelo autorregressivo periódico com variáveis exógenas – PARX

Modelos estocásticos da família Box & Jenkins com variáveis exógenas são pesquisados há algumas décadas, [8] e diversos estudos os têm utilizado, conforme citado no capítulo 2. Podemos entender o modelo PARX como uma extensão do modelo autorregressivo periódico-PAR.

De acordo com estudos que indicam que a precipitação pode contribuir para o aprimoramento da previsão/geração de cenários de vazão, este trabalho usará esta informação como variável exógena no modelo autorregressivo periódico com variáveis exógenas, PARX.

Seja Z a variável aleatória que representa a vazão μ_m e σ_m sejam a média e desvio padrão para um dado mês, o modelo PAR de ordem p pode ser descrito conforme a equação abaixo:

$$\left(\frac{Z_t - \mu_m}{\sigma_m}\right) = \phi_1^m \left(\frac{Z_{t-1} - \mu_{m-1}}{\sigma_{m-1}}\right) + \dots + \phi_{p_m}^m \left(\frac{Z_{t-p_m} - \mu_{m-p_m}}{\sigma_{m-p_m}}\right) + a_t \quad (4.15)$$

Considere P a variável aleatória da precipitação, com média e desvio padrão mensal μp_m e σp_m , com γ termos referentes à precipitação:

$$\begin{aligned} \left(\frac{Z_t - \mu_m}{\sigma_m}\right) &= \phi_1^m \left(\frac{Z_{t-1} - \mu_{m-1}}{\sigma_{m-1}}\right) + \dots + \phi_{p_m}^m \left(\frac{Z_{t-p_m} - \mu_{m-p_m}}{\sigma_{m-p_m}}\right) + \\ &+ v_1^m \left(\frac{P_{t-1} - \mu p_{m-1}}{\sigma p_{m-1}}\right) + \dots + v_{\gamma_m}^m \left(\frac{P_{t-\gamma_m} - \mu p_{m-\gamma_m}}{\sigma p_{m-\gamma_m}}\right) + a_t \end{aligned} \quad (4.16)$$

Para estimar os parâmetros do modelo PARX este trabalho usará os estimadores de mínimos quadrados. Tais estimadores visam minimizar o quadrado das diferenças entre os valores esperados e os observados.

Considere Y a forma matricial das n variáveis de saída, X o formato matricial dos dados de entrada de dimensão $n \times m$ e Θ o vetor com m os parâmetros:

$$Y = X\Theta \quad (4.17)$$

Onde:

$$Y = \begin{bmatrix} y(1) \\ \vdots \\ y(n) \end{bmatrix} \quad X = \begin{bmatrix} x_1(1) & \dots & x_m(1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1(n) & \dots & x_m(n) \end{bmatrix} \quad \Theta = \begin{bmatrix} \theta(1) \\ \vdots \\ \theta(m) \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

Pode-se determinar o estimador dos parâmetros $\bar{\Theta}$ conforme (4.19), desde que X não seja singular:

$$\bar{\Theta} = X^{-1}Y \quad (4.19)$$

Porém se $m > n$ o sistema de equações é sobredeterminado e a matriz X não é quadrada, logo não pode ser invertida, assim o problema é resolvido por minimização do erro ε :

$$\varepsilon = Y - X\bar{\Theta} \quad (4.20)$$

A técnica dos mínimos quadrados visa minimizar a soma do quadrado do erro:

$$J_{MQ} = \sum_1^m \varepsilon^2 = \varepsilon^t \varepsilon \quad (4.21)$$

$$J_{MQ} = (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\bar{\boldsymbol{\theta}})^T(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\bar{\boldsymbol{\theta}}) = \mathbf{Y}^T\mathbf{Y} - \bar{\boldsymbol{\theta}}^T\mathbf{X}^T\mathbf{Y} - \mathbf{Y}^T\mathbf{X}\bar{\boldsymbol{\theta}} + \bar{\boldsymbol{\theta}}^T\mathbf{X}^T\mathbf{X}\bar{\boldsymbol{\theta}} \quad (4.22)$$

Para minimizar J_{MQ} em relação a $\bar{\boldsymbol{\theta}}$, calcula-se:

$$\frac{\partial J_{MQ}}{\partial \bar{\boldsymbol{\theta}}} = -2\mathbf{X}^T\mathbf{Y} + 2\mathbf{X}^T\mathbf{X}\bar{\boldsymbol{\theta}} = \mathbf{0} \quad (4.23)$$

$$\mathbf{X}^T\mathbf{Y} = \mathbf{X}^T\mathbf{X}\bar{\boldsymbol{\theta}} \quad (4.24)$$

$$\bar{\boldsymbol{\theta}} = (\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{Y} \quad (4.25)$$

Assim como no modelo PAR, o resíduo histórico a_t é calculado ao empregar como tendência hidrológica as vazões observadas anteriormente $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-p_m}$ no modelo PARX. Calcula-se o resíduo histórico como a diferença entre a vazão observada e a vazão gerada pelo modelo Z_t . Assim obtém-se os resíduos históricos e então estima-se a média μ_a^m e o desvio padrão σ_a^m , que serão diferentes das encontradas ao usar o modelo PAR.

Finalmente, gera-se os ruídos de forma aleatória, com distribuição lognormal 3 parâmetros e através da matriz de carga, equação 4.14 e 4.15 os ruídos são correlacionados espacialmente.

Com intuito de verificar que o modelo PAR, cujos parâmetros foram calculados pelo estimador de mínimos quadrados (PAR-MQO) é equivalente ao obtido através do estimador do método dos momentos, equações Yule-Walker (PAR-YW), serão gerados cenários de vazão no período de janeiro de 2010 a dezembro de 2011, apresentadas nas figuras a seguir.

Na Figura 4-5 observa-se que os modelos PAR-YW e PAR-MQO apresentam o mesmo comportamento para a usina de Furnas, apenas nos picos ocorrem pequenas diferenças, mas não evidencia modelos estruturalmente diferentes.

Para a usina Itá os modelos são equivalentes, apenas em maio de 2011 as médias dos modelos PAR-YW e PAR-MQO apresentam pequenas diferenças na Figura 4-6.

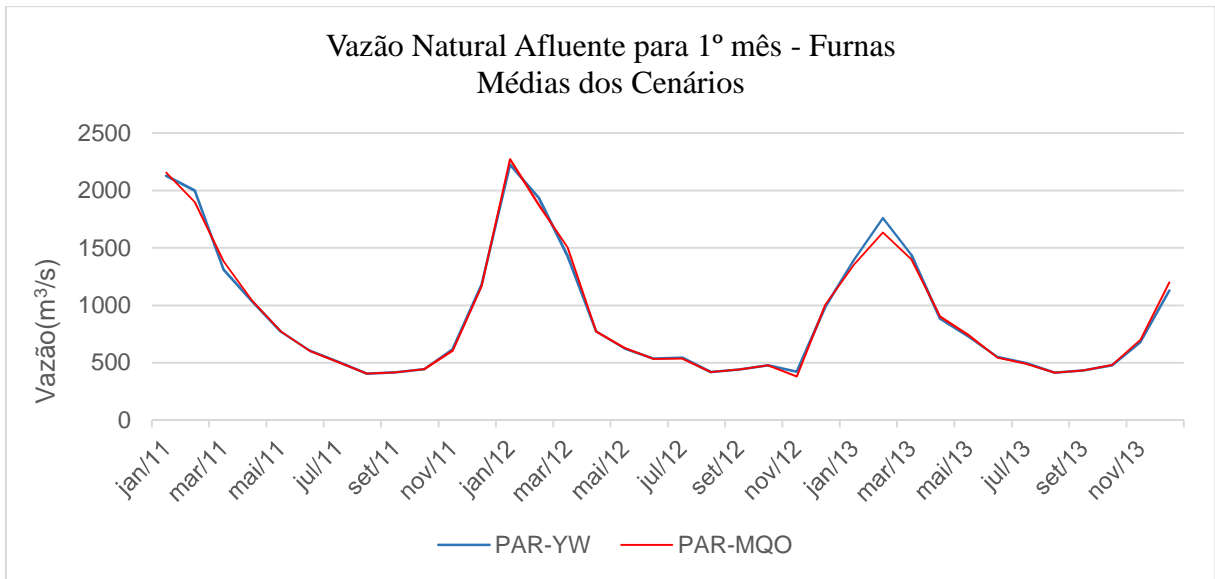


Figura 4-5 Comparação dos modelos PAR com parâmetros estimados pelas Equações de Yule-Walker (PAR-YW) e método dos mínimos quadrados ordinários (PAR-MQO) para usina Furnas.

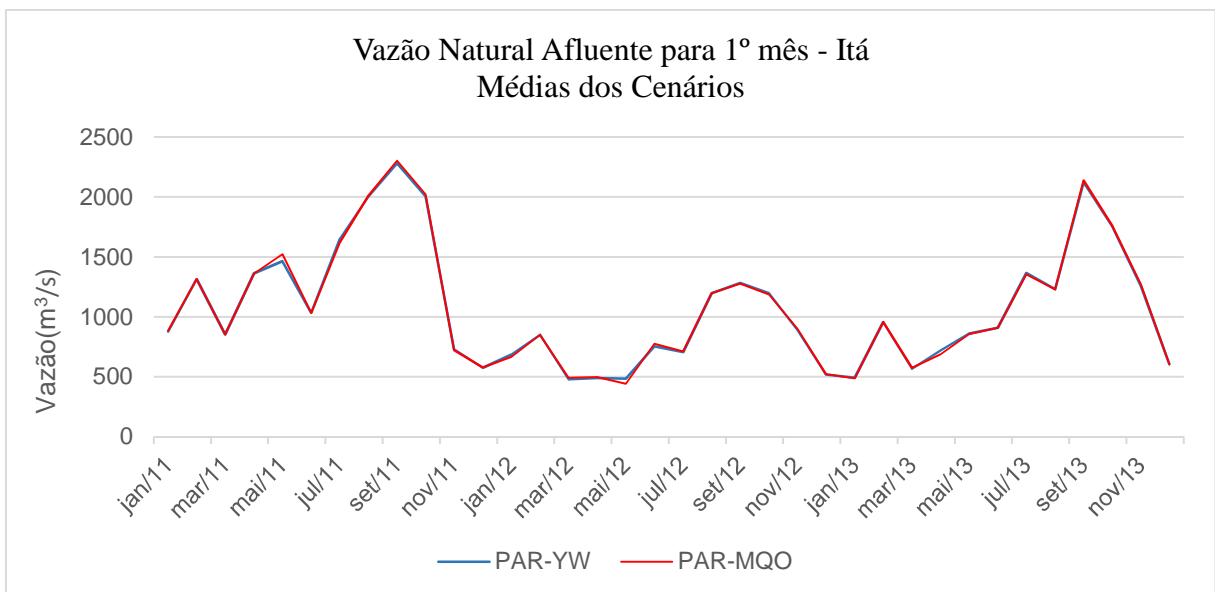


Figura 4-6 Comparação dos modelos PAR com parâmetros estimados pelas Equações de Yule-Walker (PAR-YW) e método dos mínimos quadrados ordinários (PAR-MQO) para usina Itá.

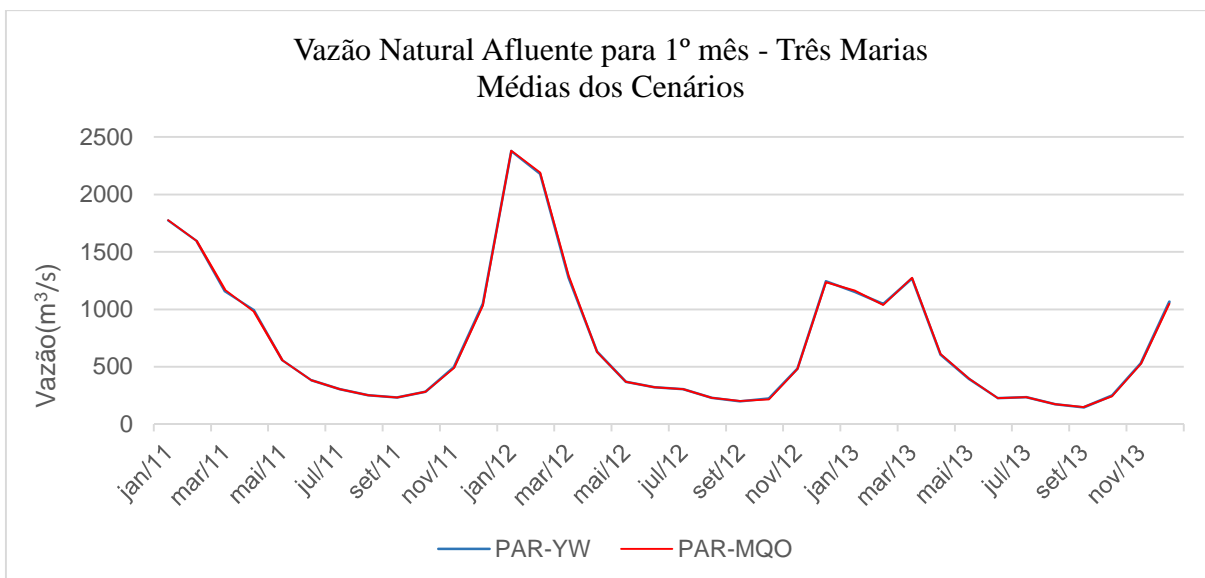


Figura 4-7 Comparação dos modelos PAR com parâmetros estimados pelas Equações de Yule-Walker (PAR-YW) e método dos mínimos quadrados ordinários (PAR-MQO) para usina Três Marias.

Já para as usinas de Três Marias, Sobradinho e Tucuruí, os modelos PAR-YW e PAR-MQO obtiveram os mesmos cenários, levando a médias iguais, conforme pode ser verificado na Figura 4-6, Figura 4-7, Figura 4-8 e Figura 4-9.

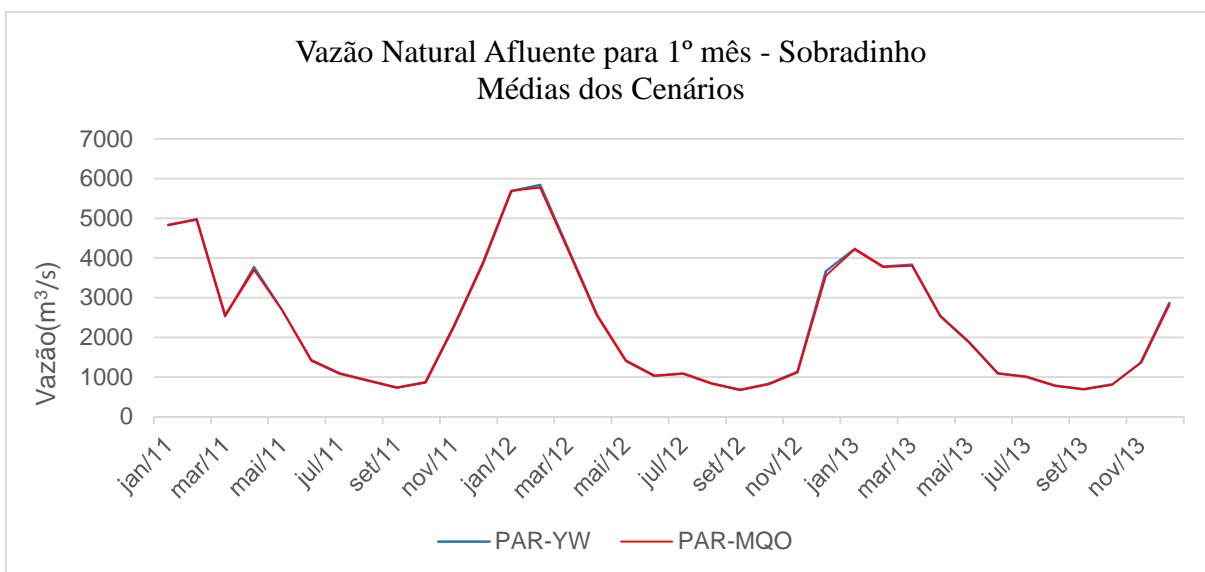


Figura 4-8 Comparação dos modelos PAR com parâmetros estimados pelas Equações de Yule-Walker (PAR-YW) e método dos mínimos quadrados ordinários (PAR-MQO) para usina Sobradinho.

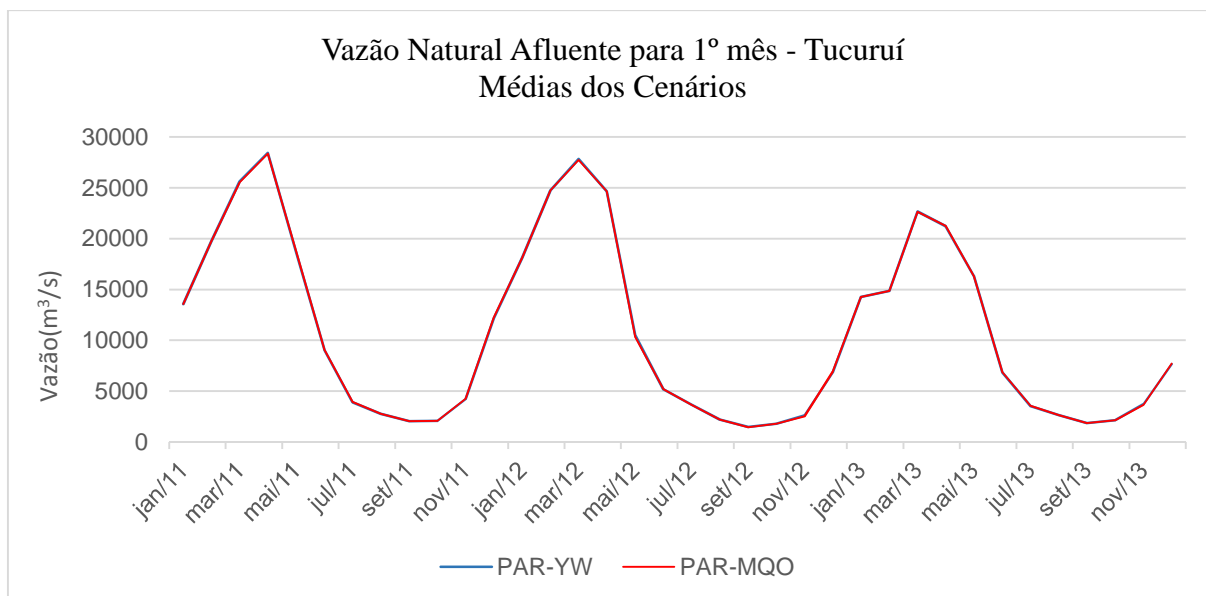


Figura 4-9 Comparação dos modelos PAR com parâmetros estimados pelas Equações de Yule-Walker (PAR-YW) e método dos mínimos quadrados ordinários (PAR-MQO) para usina Tucuruí.

Diante do exposto pode-se considerar que os modelos PAR-YW e PAR-MQO são equivalentes na geração de cenários de vazão, conforme apresentado em [25], logo o modelo gerado pelo PARX-MQO utilizando a precipitação como variável exógena se diferenciará do modelo PAR-YW somente devido à inclusão dessa informação.

4.4 Etapas para geração de cenários de vazão

Para facilitar o entendimento serão apresentadas as principais etapas para geração dos cenários de vazão natural afluyente utilizando os modelos PAR e PARX.

- **PAR:**

O primeiro passo é obter as séries históricas de vazão natural afluyente à cada usina em estudo. Em seguida estima-se para cada mês a média, desvio-padrão, correlação temporal e correlação parcial através das equações de Yule-Walker. Ao plotar as correlações parciais e definir um intervalo de confiança é possível identificar a ordem do modelo, neste trabalho será adotada a mesma metodologia empregada oficialmente, isto é, a ordem do modelo é o maior lag/atraso cujo valor é estatisticamente diferente de zero. Após a identificação da ordem p modelo é possível estimar os p coeficientes autorregressivos, para tal monta-se as equações de Yule Walker com p meses de atraso e calcula-se os parâmetros do modelo para um

determinado mês. Esse processo é repetido para cada mês do ano. A parte determinística do modelo já é conhecida e ao usá-lo com os dados históricos de vazão, encontra-se o resíduo histórico, sua média e desvio padrão.

Os ruídos são gerados através de uma distribuição lognormal 3 parâmetros, cujo objetivo é não gerar cenários com vazões negativas. Sabemos que as vazões entre as usinas são correlacionadas espacialmente e com essa finalidade os ruídos são multiplicados pela matriz de carga, equações 4.14 e 4.15. Para gerar os cenários é necessário escolher uma tendência hidrológica para a vazão, como os últimos valores observados, a média histórica. Após a geração dos cenários de vazão é necessário avaliar os cenários gerados, cujos testes dependem se a geração é condicionada ou não condicionada [22].

- **PARX:**

Para gerar cenários de vazão com o modelo autorregressivo cujas variáveis exógenas são a precipitação, é necessário ter as séries históricas de vazões e precipitações e as previsões de precipitações. A precipitação histórica é obtida através da rede de pluviômetros da área de drenagem da usina. Para transformar as precipitações dos pluviômetros em um valor representativo para a usina, emprega-se algum método de interpolação, repete-se o processo para cada mês do histórico e então encontra-se a série de precipitação de cada usina.

O segundo passo é calcular as estatísticas de média, desvio padrão para as séries de vazão e de precipitação. Com a série de vazão também se calcula a correlação temporal, correlação espacial. Para identificar quantos parâmetros referentes à vazão serão utilizados emprega-se as equações de Yule-Walker e calcula-se as correlações parciais, assim como explicado nos parágrafos anteriores. Para identificar o número de termos no modelo associados a precipitação calcula-se a correlação espacial cruzada entre a vazão e precipitação históricas, considerando diversos atrasos na precipitação. Neste trabalho serão utilizados os termos referentes à precipitação cuja correlação com a vazão seja maior que 0,5, este valor foi utilizado por ser considerar que é uma correlação média entre as variáveis. Após identificar quais parâmetros farão parte do modelo, os mesmos são estimados pelo método dos mínimos quadrados ordinários, que utiliza apenas as vazões e precipitações consideradas relevantes.

Os ruídos gerados para modelo PARX podem ser obtidos usando a mesma metodologia descrita par o modelo PAR, porém mesmo que se fixe a semente para o sorteio aleatório, os modelos PAR e PARX apresentarão ruídos distintos, já que possuem média e desvio padrão dos resíduos históricos diferentes. Ao aplicar a matriz de carga nos ruídos as vazões das usinas são correlacionadas espacialmente. Assim ajusta-se um modelo PARX para cada mês do ano. Para gerar os cenários de vazão é necessário escolher valores para tendência hidrológica e as precipitações passadas e previstas.

O modelo PARX poderia ser utilizado até o mês em que a informação da precipitação trouxer benefícios e nos próximos meses usaria o modelo PAR, ou seja, o modelo PARX poderia ser aplicado na geração de cenários no curto prazo, devido ao horizonte da previsão de chuva utilizada neste trabalho. Este modelo também poderia ser aplicado no longo prazo desde que haja previsão de chuva para este horizonte, porém é necessário avaliar se a informação da chuva seria relevante ou se aumentaria o ruído no processo.

A seguir é apresentada uma figura que ilustra a utilização dos dados nos modelos PAR e PARX, onde:

Q_o : representa a vazão do período x, já observada.

P_o : representa a precipitação do período x, já observada.

P_p : representa a precipitação do período x prevista.

Q_g : representa a vazão gerada para o período x.

Tabela 4-1 Exemplo de utilização dos dados na geração de cenários

Mês	Termos utilizados no modelo (ordem)	Termos relativos à vazão	Termos relativos à precipitação	Modelo Matemático
t	Vazão: ordem 1 Precipitação: ordem 2	$Q_{o,t-1}$	$P_{p,t}, P_{o,t-1}$	<i>PARX</i>

t+1	Vazão: ordem 2 Precipitação: ordem2	$Q_{o,t}, Q_{o,t-1}$	$P_{p,t+1}, P_{o,t}$	<i>PARX</i>
t+2	Vazão: ordem 1	$Q_{o,t+1}$	-	PARX = PAR, pois não há termo relativo à precipitação
t+3	Vazão: ordem 3 Precipitação: ordem1	$Q_{o,t+2}, Q_{o,t+1},$ $Q_{o,t}$	$P_{o,t+2}$	<i>PARX</i>
t+4	Vazão: ordem 1	$Q_{o,t+3}$	-	PAR
t+5	Vazão: ordem2	$Q_{o,t+4}, Q_{o,t+3}$	-	PAR

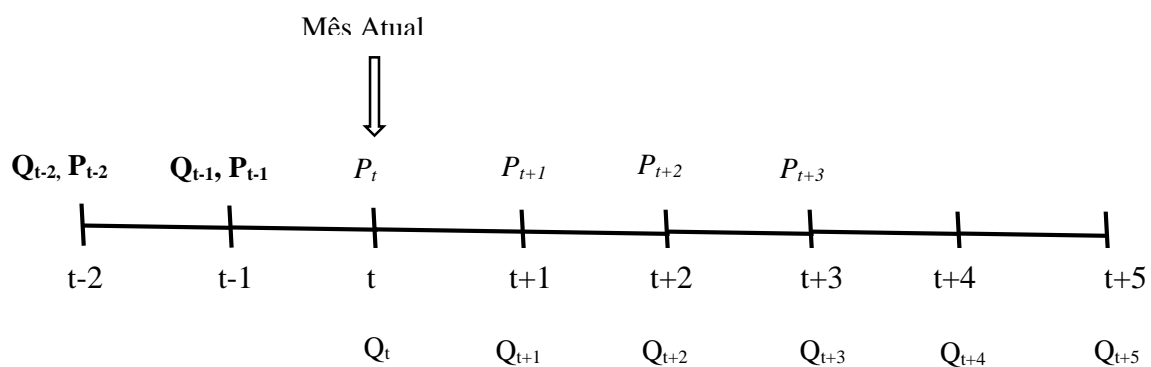


Figura 4-10 Exemplo de utilização dos dados de precipitação e vazão na geração de cenários.

4.5 Verificação da eficiência dos modelos

Visando quantificar quão eficiente é cada um dos modelos em relação à média dos cenários em um determinado período de estudo, pode-se utilizar diversos índices, como os descritos abaixo. Considere que o período em estudo tenha n dados e que Q_o seja a vazão observada, $\overline{Q_o}$ a sua média e Q_p a vazão prevista em um dado período i .

RMSE: raiz do erro quadrático médio, dada pela equação (4.26).

$$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_o - Q_p)_i^2} \quad (4.26)$$

EMPA: erro médio percentual absoluto, descrita na equação (4.27).

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Q_o - Q_p}{Q_o} \right|_i \quad (4.27)$$

Coefficiente de Nash-Sutcliffe (NS): Muito usado em hidrologia na avaliação de modelos de predição. O índice NS varia de $-\infty$ a 1, se $NS=1$ indica que o modelo consegue representar perfeitamente a variável em questão no período estudado e se $NS < 0$ mostra que é melhor utilizar o valor médio das observações do que o modelo em estudo.

$$1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_o - Q_{p_i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_o - \bar{Q}_o)^2} \quad (4.28)$$

Distância multicritério (DM): Ainda na área de hidrologia, este índice foi desenvolvido pelo ONS em 2011 [31], utiliza o par ordenado (NS, 1-EMPA) e calcula a distância euclidiana ao ponto ótimo, (1,1), assim se $DM=0$ o modelo consegue gerar previsões perfeitas para as vazões.

$$DM = \sqrt{(1 - NS)^2 + EMPA^2} \quad (4.29)$$

Além dos índices anteriormente apresentados para avaliar a capacidade de previsão, para avaliar a geração de cenários serão apresentados os máximos e mínimos gerados durante o período de teste, gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelos modelos PAR e PARX e teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov.

5.RESULTADOS

Neste capítulo serão apresentados os modelos estimados para as usinas estudadas, análises dos cenários de vazão gerados para horizontes de 1 até 4 meses à frente utilizando o modelo PAR e o modelo PARX cujas variáveis exógenas são a precipitação.

5.1 Modelos PAR e PARX

Neste item serão apresentados resultados das etapas de identificação e estimação dos parâmetros dos modelos PAR e PARX.

Na etapa de identificação para os dois modelos, utilizou-se a metodologia empregada no programa GEVAZP, no qual se usa a maior ordem estatisticamente diferente de zero ao avaliar a função de autocorrelação parcial, Figura 4-1. Através da Tabela 5-2, Tabela 5-3, Tabela 5-4, Tabela 5-5 e Tabela 5-6 é possível observar a ordem identificada para cada mês e cada usina em estudo.

Também são estimadas as médias, os desvios padrões e os parâmetros que serão utilizados nos modelos, através das séries de vazão (1931 a 2013) e precipitação cujos anos iniciais e finais são mostrados na Tabela 5-1.

Relembrando, o modelo PAR utiliza as equações de Yule-Walker e o modelo PARX estima os parâmetros através do método dos mínimos quadrados, que além das vazões utilizou as precipitações dos meses em que a correlação histórica foi maior ou igual a 0.5. O valor deste parâmetro foi escolhido uma vez que correlações iguais a 0,5 são consideradas médias. É importante ressaltar, que ao se escolher diferentes métodos para estimar os parâmetros e identificar a ordem, serão obtidos diferentes modelos matemáticos, mas todos podem ser robustos para geração de cenários de vazão.

Tabela 5-1 Ano inicial e final da série histórica de precipitação observada.

Série histórica	Vazão		Precipitação	
	Ano Inicial	Ano final	Ano Inicial	Ano final
Usina				
Furnas	1931	2013	1941	2013
Itá	1931	2013	1960	2013
Três Marias	1931	2013	1942	2013
Sobradinho	1931	2013	1942	2013
Tucuruí	1931	2013	1974	2013

Na Tabela 5-2, Tabela 5-3, Tabela 5-4, Tabela 5-5 e Tabela 5-6 são apresentados parâmetros estimados para os modelos PAR e PARX. Estes modelos apresentam as ordens encontradas diretamente da função de autocorrelação parcial.

Ao analisar as tabelas dos parâmetros estimados observa-se meses que não possuem parâmetros relativos à precipitação, por exemplo, os modelos estimados para a usina Furnas nos meses de maio, julho e agosto, por isso os parâmetros dos modelos PAR e PARX são iguais ou muito próximos, se diferem apenas devido ao estimador utilizado. Nos meses em que a precipitação traz informação para o modelo PARX este apresenta parâmetros diferentes em relação ao modelo PAR especialmente para o lag1, em contrapartida o parâmetro da precipitação lag1 geralmente apresenta valor elevado, por exemplo, Furnas apresenta parâmetros lag1 para precipitação variando de 0,43 a 0,72.

Para Itá observa-se que os modelos PAR para os meses de agosto e setembro apresentam parâmetros lag1 para vazão com valores de 0,43 e 0,42, respectivamente e o modelo PARX de -0,003 e -0,02, essa diferença ocorreu pois o modelo PARX estimou parâmetros associados à precipitação lag0 com valores de 0,88 e 0,79, ou seja, a informação da precipitação do mês atual é mais relevante do que apenas a contribuição da vazão do mês anterior. Nos outros meses também se verifica que o parâmetro lag0 da precipitação apresenta valores elevados.

O modelo PARX da usina hidrelétrica Três Marias possui termos associados à precipitação para os meses de outubro à março, que são meses do período úmido, comportamento similar é observado para a usina à jusante, Sobradinho. Para Sobradinho, os meses de abril a julho também possuem termos associados à precipitação, porém são valores baixos. Já nos meses do período úmido os modelos possuem parâmetros maiores para o lag1, o que já era esperado pois as vazões de Três Marias apresentam a mesma sazonalidade, porém há um tempo de viagem.

A usina Tucuruí possui termos no modelo PARX relativos à precipitação nos meses de dezembro a março e de maio a junho, que englobam o período úmido.

- Hidrelétrica Furnas

Tabela 5-2 Parâmetros estimados para os modelos PAR e PARX para Furnas.

Furnas Mês/lag (ordem vazão, ordem precip.)		Vazão											Precipitação		
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	0	1	2
Jan	PAR (7,0)	0,56	0,01	-0,03	-0,27	-0,02	0,45	-0,27	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (7,1)	0,61	-0,03	0,09	-0,07	-0,22	0,25	-0,15	0,00	0,00	0,00	0,00	0,72	0,00	0,00
Fev	PAR (10,0)	0,38	0,03	-0,02	-0,04	-0,21	-0,06	-0,06	-0,06	0,64	-0,23	0,00	-		
	PARX (10,2)	-0,19	0,33	0,00	0,11	-0,26	-0,14	-0,18	-0,13	0,73	-0,12	0,00	0,00	0,55	0,00
Mar	PAR (7,0)	0,43	0,15	-0,09	0,02	0,25	-0,47	0,35	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (7,1)	0,43	0,04	0,09	0,08	0,17	-0,30	0,10	0,00	0,00	0,00	0,00	0,67	0,00	0,00
Abr	PAR (11,0)	0,53	0,34	0,03	0,05	0,01	-0,12	0,02	0,41	0,17	-0,14	-0,31	-		
	PARX (11,2)	0,20	0,35	0,02	0,01	0,10	0,02	-0,02	0,34	-0,25	0,01	-0,05	0,45	0,42	0,00
Mai	PAR (10,0)	0,42	0,22	0,29	0,08	0,09	-0,13	0,06	0,05	-0,21	0,24	0,00	-		
	PARX (10,0)	0,41	0,22	0,27	0,10	0,06	-0,13	0,03	0,03	-0,25	0,34	0,00	0,00	0,00	0,00
Jun	PAR (2,0)	0,61	0,24	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (2,1)	0,70	0,09	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,43	0,00	0,00
Jul	PAR (2,0)	0,59	0,39	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (2,0)	0,54	0,46	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Ago	PAR (1,0)	0,92	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (1,0)	0,92	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Set	PAR (4,0)	0,43	0,28	0,46	-0,35	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (4,1)	0,29	0,12	0,22	-0,07	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,63	0,00	0,00
Out	PAR (4,0)	0,38	-0,09	0,29	0,28	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (4,2)	0,26	0,01	0,23	0,15	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,50	0,19	0,00
Nov	PAR (5,0)	0,62	0,24	-0,13	0,28	-0,26	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (5,3)	0,64	0,32	0,01	-0,13	-0,04	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,54	0,00	-0,17
Dez	PAR (10,0)	0,48	0,26	-0,21	0,33	-0,16	0,25	-0,07	0,11	-0,06	-0,22	0,00	-		
	PARX (10,1)	0,42	0,15	-0,08	0,15	0,09	0,08	-0,11	0,10	-0,12	-0,11	0,00	0,54	0,00	0,00

- Hidrelétrica Itá

Tabela 5-3 Parâmetros estimados para os modelos PAR e PARX para Itá.

Itá Mês/lag (ordem vazão, ordem precip.)		Vazão											Precipitação		
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	0	1	2
Jan	PAR (11,0)	0,40	0,21	-0,15	0,22	-0,09	0,33	-0,18	-0,07	-0,02	-0,38	0,25	-		
	PARX (11,2)	5E-03	0,33	-0,12	0,25	-0,18	0,22	-0,09	-0,12	-0,01	-0,23	0,20	0,67	0,54	0,00
Fev	PAR (1,0)	0,63	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (1,2)	0,20	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,74	0,31	0,00
Mar	PAR (11,0)	0,50	0,07	-0,04	0,17	-0,04	-0,07	0,13	0,00	0,03	0,06	-0,23	-		
	PARX (11,2)	0,05	0,11	0,01	0,25	-0,04	0,02	-0,08	0,06	0,06	0,02	0,01	0,61	0,44	0,00
Abr	PAR (2,0)	0,26	0,33	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (2,1)	0,25	0,21	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,64	0,00	0,00
Mai	PAR (1,0)	0,63	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (1,2)	0,20	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,76	0,19	0,00
Jun	PAR (5,0)	0,48	-0,03	0,06	-0,14	0,23	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (5,2)	0,45	0,30	0,02	-0,08	0,06	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,68	0,85	0,00
Jul	PAR (4,0)	0,34	0,46	-0,33	0,27	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (4,3)	0,27	0,21	-0,13	0,13	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,86	0,00	-0,15
Ago	PAR (1,0)	0,43	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (1,2)	-3E-03	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,88	0,47	0,00
Set	PAR (1,0)	0,42	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (1,2)	-0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,79	0,45	0,00
Out	PAR (1,0)	0,32	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (1,1)	0,28	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,91	0,00	0,00
Nov	PAR (8,0)	0,61	-0,33	0,19	-0,17	0,13	-0,02	-0,26	0,34	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (8,2)	0,03	-0,09	0,16	0,02	0,00	-0,10	-0,05	0,11	0,00	0,00	0,00	0,67	0,44	0,00
Dez	PAR (1,0)	0,41	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (1,1)	0,29	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,75	0,00	0,00

- Hidrelétrica Três Marias

Tabela 5-4 Parâmetros estimados para os modelos PAR e PARX para Três Marias.

Três Marias Mês/lag (ordem vazão, ordem precip.)		Vazão											Precipitação	
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	0	1
Jan	PAR (10,0)	0,35	0,07	0,03	0,07	-0,13	-0,20	0,44	-0,67	0,15	0,38	0,00	-	
	PARX (10,1)	0,53	0,03	0,03	-0,01	-0,04	0,17	0,02	-0,50	0,20	0,22	0,00	0,73	0,00
Fev	PAR (1,0)	0,46	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-	
	PARX (1,2)	0,14	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,57
Mar	PAR (11,0)	0,49	0,15	-0,23	0,26	-0,02	-0,33	0,02	-0,10	0,20	-0,05	0,27	-	
	PARX (11,1)	0,51	0,09	0,02	0,10	-0,05	-0,16	0,08	-0,13	0,22	-0,05	-0,03	0,70	0,00
Abr	PAR (8,0)	0,51	0,27	0,09	-0,01	0,24	-0,32	0,03	0,26	0,00	0,00	0,00	-	
	PARX (8,0)	0,52	0,28	0,10	0,00	0,19	-0,28	0,06	0,25	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Mai	PAR (3,0)	0,62	0,16	0,27	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-	
	PARX (3,0)	0,63	0,17	0,25	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Jun	PAR (1,0)	0,95	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-	
	PARX (1,0)	0,97	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Jul	PAR (2,0)	0,63	0,36	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-	
	PARX (2,0)	0,65	0,33	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Ago	PAR (1,0)	0,94	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-	
	PARX (1,0)	0,94	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Set	PAR (4,0)	0,59	-0,14	-0,18	0,56	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-	
	PARX (4,0)	0,57	-0,14	-0,15	0,55	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Out	PAR (11,0)	0,30	-0,09	0,41	0,01	0,45	-0,28	-0,09	-0,05	-0,15	-0,15	0,27	-	
	PARX (11,1)	0,36	0,02	0,06	-0,06	0,37	-0,05	-0,10	-0,07	0,01	0,01	0,05	0,73	0,00
Nov	PAR (7,0)	0,78	0,00	-0,50	-0,05	0,28	0,39	-0,40	0,00	0,00	0,00	0,00	-	
	PARX (7,1)	0,60	-0,11	-0,05	-0,19	0,03	0,41	-0,18	0,00	0,00	0,00	0,00	0,60	0,00
Dez	PAR (6,0)	0,50	0,08	-0,13	0,22	-0,66	0,63	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-	
	PARX (6,1)	0,34	0,10	-0,02	0,07	-0,50	0,51	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,59	0,00

- Hidrelétrica Sobradinho

Tabela 5-5 Parâmetros estimados para os modelos PAR e PARX para Sobradinho.

Sobradinho Mês/lag (ordem vazão, ordem precip.)		Vazão											Precipitação		
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	0	1	2
Jan	PAR (8,0)	0,51	-0,10	0,09	0,38	-0,52	0,04	0,64	-0,48	0,00	0,00	0,00		-	
	PARX (8,2)	0,19	0,20	0,17	-0,01	-0,57	0,50	0,18	-0,18	0,00	0,00	0,00	0,56	0,69	0,00
Fev	PAR (9,0)	0,61	-0,18	-0,15	-0,01	0,19	0,38	-1,34	1,47	-0,38	0,00	0,00		-	
	PARX (9,2)	0,32	0,11	-0,02	0,01	-0,13	0,22	-0,47	0,59	0,03	0,00	0,00	0,25	0,61	0,00
Mar	PAR (10,0)	0,72	0,04	0,00	-0,01	0,02	-0,20	0,47	-0,12	0,25	-0,45	0,00		-	
	PARX (10,3)	0,46	0,07	0,12	0,02	0,06	-0,16	0,56	-0,49	0,42	-0,41	0,00	0,27	0,44	0,11
Abr	PAR (11,0)	0,71	-0,10	0,03	0,02	0,08	-0,20	-0,26	-0,20	0,79	0,20	-0,28		-	
	PARX (11,2)	0,35	0,25	-0,01	0,10	0,07	-0,14	-0,14	0,03	0,39	0,14	-0,23	0,21	0,54	0,00
Mai	PAR (1,0)	0,82	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		-	
	PARX (1,0)	0,83	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Jun	PAR (3,0)	0,69	0,13	0,22	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		-	
	PARX (3,0)	0,69	0,15	0,21	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Jul	PAR (1,0)	0,97	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		-	
	PARX (1,0)	0,96	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,00
Ago	PAR (3,0)	0,83	0,36	-0,22	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		-	
	PARX (3,0)	0,81	0,38	-0,23	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Set	PAR (3,0)	1,10	0,08	-0,26	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		-	
	PARX (3,0)	1,09	0,09	-0,26	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Out	PAR (3,0)	0,68	0,43	-0,32	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00		-	
	PARX (3,1)	0,50	0,48	-0,22	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,47	0,00	0,00
Nov	PAR (8,0)	1,04	-0,06	-0,66	-0,01	0,13	0,18	-0,14	0,27	0,00	0,00	0,00		-	
	PARX (8,2)	0,50	-0,06	0,20	-0,05	-0,21	0,12	-0,12	0,20	0,00	0,00	0,00	0,44	0,34	0,00
Dez	PAR (10,0)	0,64	0,01	0,03	-0,51	0,28	0,50	-0,10	-0,05	0,12	-0,36	0,00		-	
	PARX (10,2)	0,13	0,31	-0,08	0,23	-0,23	0,04	0,01	0,23	0,00	-0,19	0,00	0,31	0,47	0,00

- Hidrelétrica Tucuruí

Tabela 5-6 Parâmetros estimados para os modelos PAR e PARX para Tucuruí.

Tucuruí Mês/lag (ordem vazão, ordem precip.)		Vazão											Precipitação			
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	0	1	2	
Jan	PAR (1,0)	0,74	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (2,2)	0,62	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,31	0,00
Fev	PAR (4,0)	0,84	-0,45	-0,01	0,27	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (4,2)	0,12	0,42	-0,31	0,40	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,44	0,76	0,00
Mar	PAR (8,0)	0,74	0,13	-0,19	0,17	-0,11	0,18	0,14	-0,33	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (8,3)	0,21	0,58	-0,63	0,27	-0,09	0,17	0,37	-0,56	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,49	0,06
Abr	PAR (1,0)	0,74	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (1,0)	0,56	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Mai	PAR (2,0)	0,98	-0,27	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (2,2)	0,66	-0,03	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,61	0,00
Jun	PAR (10,0)	0,85	0,01	-0,01	0,04	0,14	-0,07	0,15	-0,16	-0,23	0,42	0,00	0,00	-		
	PARX (10,3)	0,89	-0,22	0,06	0,01	0,06	-0,01	0,11	0,06	-0,23	0,43	0,00	0,00	0,00	0,00	0,05
Jul	PAR (11,0)	0,95	-0,34	0,21	0,10	-0,02	0,07	-0,03	0,07	0,06	-0,24	0,25	0,00	-		
	PARX (11,0)	0,80	-0,14	0,17	0,21	-0,09	-0,10	0,17	0,05	-0,04	-0,14	0,35	0,00	0,00	0,00	0,00
Ago	PAR (2,0)	1,24	-0,31	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (2,0)	1,25	-0,35	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Set	PAR (5,0)	1,30	-0,76	0,22	-0,03	0,23	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (5,0)	1,51	-0,44	-0,37	0,30	-0,04	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Out	PAR (2,0)	0,53	0,31	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (2,0)	0,69	0,03	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Nov	PAR (8,0)	0,72	-0,13	0,29	0,37	-0,53	0,27	-0,12	-0,25	0,00	0,00	0,00	0,00	-		
	PARX (8,0)	0,82	-0,45	0,33	0,25	-0,42	0,28	-0,02	0,21	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Dez	PAR (10,0)	0,76	-0,05	-0,28	0,19	0,23	-0,18	0,02	-0,07	0,33	-0,31	0,00	0,00	-		
	PARX (10,2)	0,63	-0,44	0,12	-0,10	0,19	-0,01	-0,08	0,06	0,03	-0,07	0,00	0,00	0,50	0,24	0,00

A Figura 5-1 e Figura 5-2 exibem as médias e desvios padrões mensais dos ruídos históricos para a usina de Furnas, como esperado para um ruído branco, os dois modelos apresentam médias próximas a zero. Também se nota que o desvio padrão dos ruídos históricos do modelo PARX é menor que do modelo PAR, com exceção de fevereiro, indicando que o PARX consegue gerar cenários de vazões mais próximos ao histórico do que o modelo PAR. Logo, os cenários gerados pelo modelo PARX apresentam menor dispersão em torno da média ao comparar com o modelo PAR, o mesmo ocorre para todas as usinas.

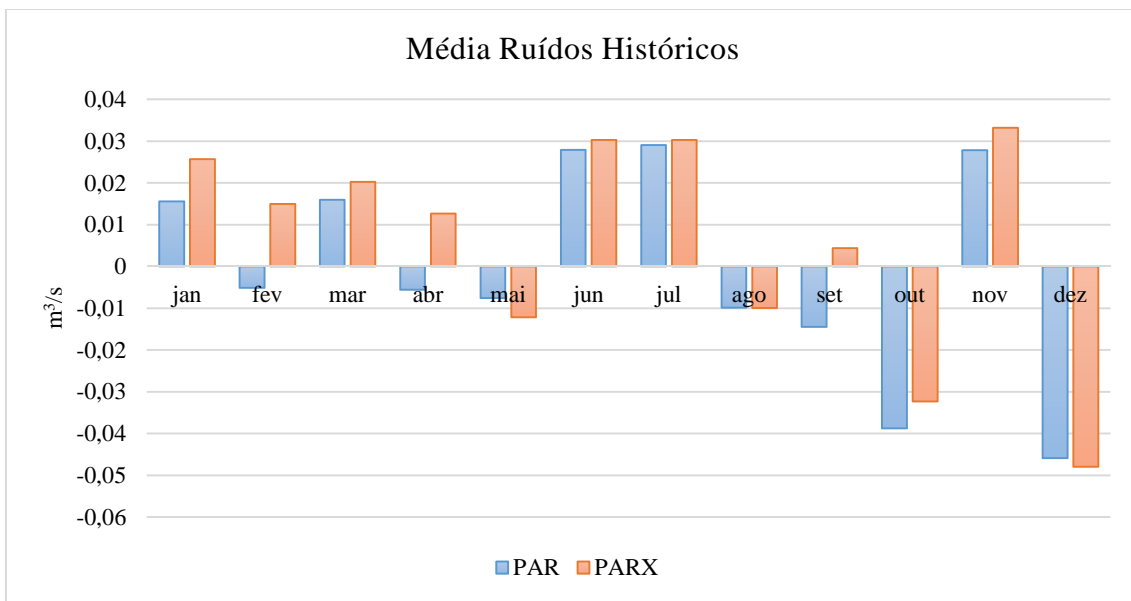


Figura 5-1 Média dos ruídos históricos dos modelos PAR e PARX.

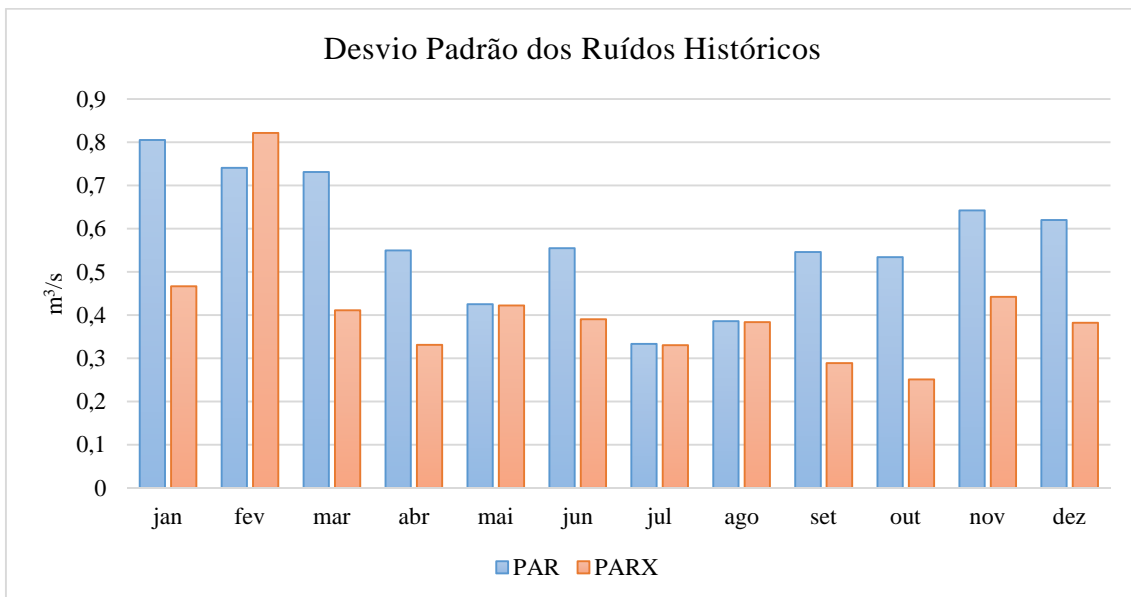


Figura 5-2 Desvio padrão dos ruídos históricos dos modelos PAR e PARX.

5.2 Precipitação observada

Ao usar a precipitação observada visa-se verificar se o modelo PARX é adequado para gerar as vazões observadas, considerando a precipitação observada como uma previsão perfeita. Assim o presente item não é uma proposta de aplicação do modelo, mas apenas uma verificação se este tem capacidade de geração de cenários de vazão.

A série histórica de vazão natural afluyente para cada aproveitamento hidrelétrico está disponível a partir de janeiro de 1931, as quais foram concebidas através de diversos métodos para reconstituição de vazões [20]. Já a série histórica da precipitação observada para cada usina hidrelétrica foi elaborada por [34], através de dados dos pluviômetros distribuídos na sua área de drenagem por meio do método de interpolação do inverso do quadrado da distância (IQD). Como os pluviômetros não foram instalados no mesmo período, cada hidrelétrica possui um ano inicial para série histórica de precipitação observada, apresentada na Tabela 5-7, assim o período em comum para as duas séries históricas é o da precipitação.

Tabela 5-7 Ano inicial e final da série histórica de precipitação observada para as usinas em estudo.

	Furnas	Itá	Três Marias	Sobradinho	Tucuruí
Ano inicial	1941	1960	1942	1942	1974
Ano final	2013	2013	2013	2013	2013
Número de anos	73	54	72	72	40

Com objetivo de verificar visualmente o comportamento médio dos 200 cenários gerados, serão apresentados gráficos para 1 mês à frente até 4 meses à frente. Observe a Figura 5-3, por simplificação será gerado 1 cenário e suponha que todos os modelos mensais sejam de ordem 2, ou seja, dependem apenas da última e penúltima vazão, simbolizadas pela cor preta. Considere que o mês atual é 01/11, serão geradas vazões para os 4 próximos meses, representadas pelos círculos coloridos. Ao considerar que o mês atual é 02/11, gera-se vazões para os próximos 4 meses. Dessa forma considera-se cada mês do horizonte como o mês atual e a partir dele gera-se vazões para os próximos 4 meses e então monta-se as séries para 1, 2, 3 e 4 meses à frente, conforme apresentado na figura abaixo.

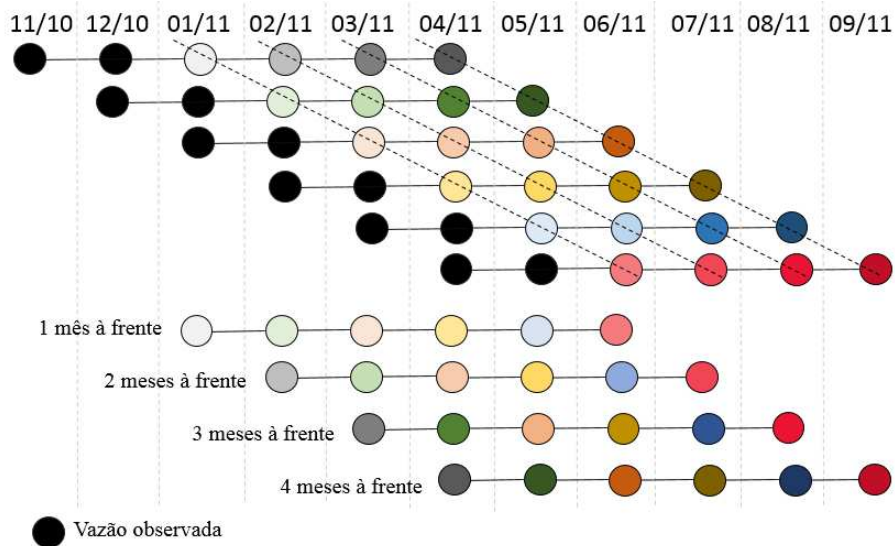


Figura 5-3 Exemplo de geração de cenário.

5.2.1 Hidrelétrica Furnas

A Figura 5-4 apresenta a precipitação observada na área de drenagem da usina de Furnas, a média de longo termo das vazões, a média dos 200 cenários gerados pelos modelos PARX e PAR para 1 mês à frente. No período seco, observa-se que o modelo PARX, conseguiu resultados mais próximos aos verificados como pode ser visto em setembro de 2011, julho a novembro de 2012. Já no período úmido o modelo PAR conseguiu prever um pico nas vazões em 2013, mas está atrasado em relação ao que foi observado, já o modelo PARX conseguiu prever o mesmo pico sem atraso, chegando próximo ao máximo observado. O maior volume do ano de 2012 ocorreu em janeiro e os dois modelos conseguiram prever o aumento da vazão, porém o modelo PARX conseguiu diminuir o erro entre janeiro de 2012 e abril de 2012.

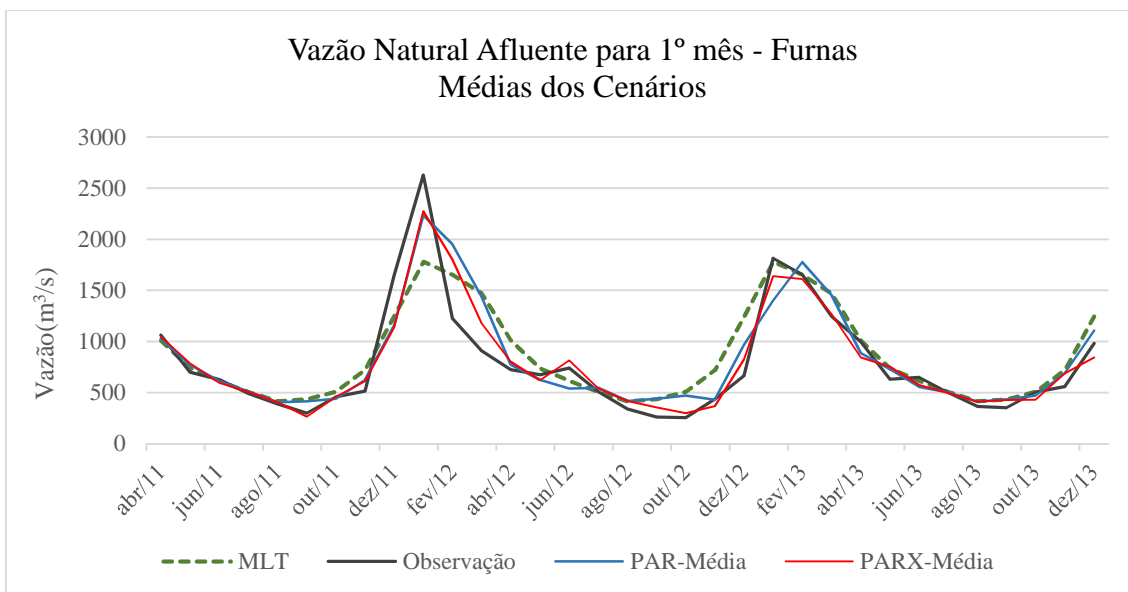


Figura 5-4 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 1º mês.

A Figura 5-5 apresenta a vazão observada na hidrelétrica Furnas, os máximos e mínimos dos cenários gerados utilizando os modelos PARX e PAR.

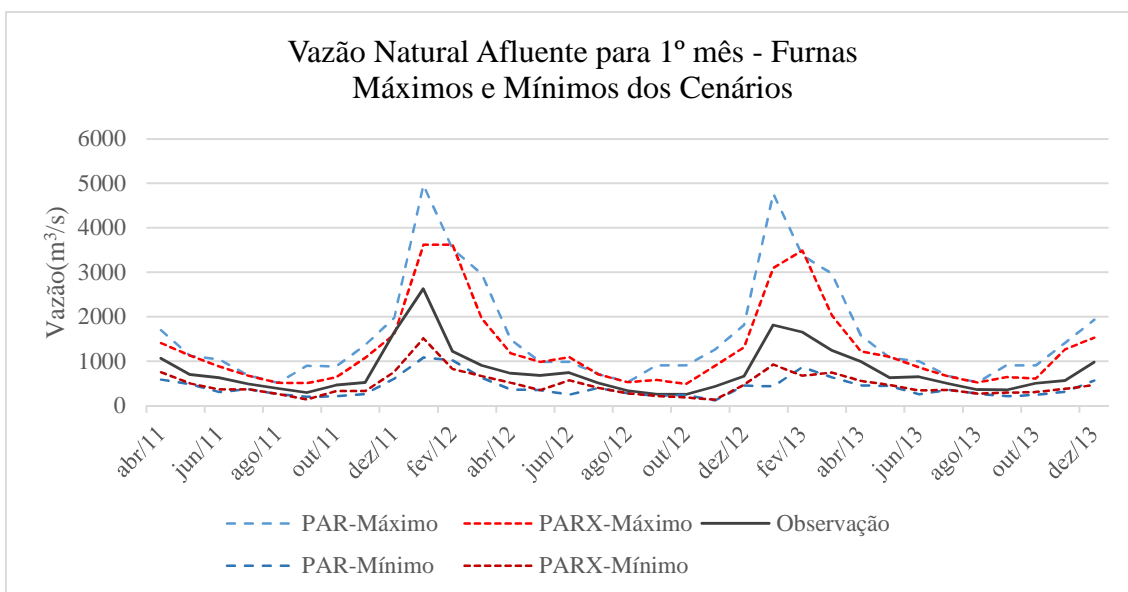


Figura 5-5 Máximos e mínimos dos cenários gerados utilizando o modelo PARX e o modelo PAR.

Já para o segundo, terceiro e quarto mês à frente, Figura 5-6, Figura 5-7, Figura 5-8, observa-se que os modelos PAR e PARX se aproximam da média, pois ficam cada vez menos condicionados ao passado recente ao se distanciarem do início da previsão.

Na Figura 5-6, relativa à geração de cenários de vazão para o segundo mês à frente, o pico em janeiro de 2012 em média não foi representado nos modelos em

estudo, no entanto, o pico de janeiro de 2013, relativamente próximo à média, foi representado pelos dois e destaca-se que o modelo PARX conseguiu valores muito próximos ao realizado.

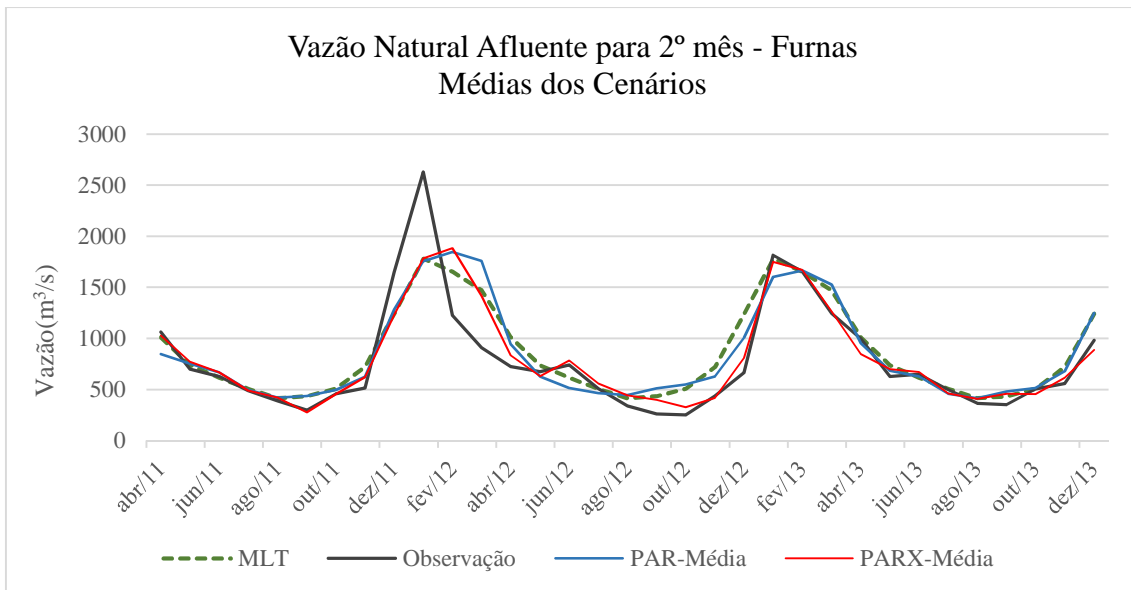


Figura 5-6 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 2º mês.

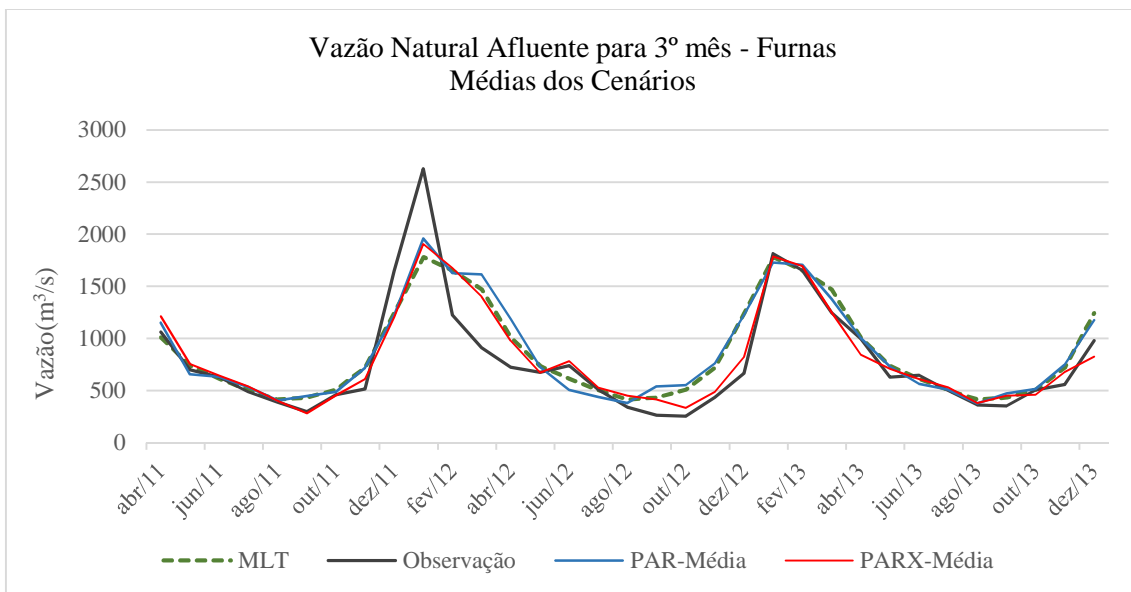


Figura 5-7 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 3º mês.

Nota-se nos períodos secos das gerações até o 4º mês à frente que o modelo PARX ainda apresentou resultados mais aderentes à observação que o modelo PAR, inclusive comparáveis aos gerados para o 1º mês à frente.

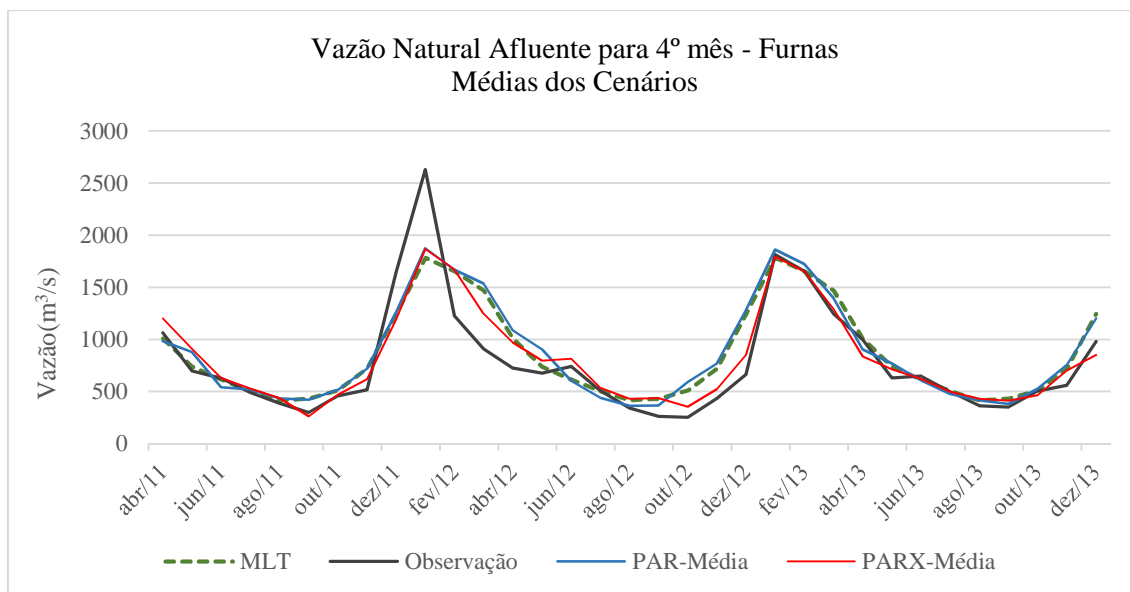


Figura 5-8 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 4º mês.

A Tabela 5-8 apresenta índices para quantificar a destreza dos modelos em estudo. Utilizando a precipitação observada como variável exógena, observa-se que para os horizontes de 1 à 4 meses à frente o modelo PARX conseguiu redução significativa no RMSE variando de aproximadamente 231 m³/s a 288 m³/s com o PAR para 174 m³/s a 229 m³/s com o PARX. Já o índice EMPA mostra que o PARX apresentou valores em torno de 16%, enquanto o modelo PAR variou de 21% a 28%. O índice NS foi de aproximadamente 0.77 para o modelo PAR e aumentou para 0.87 com o modelo PARX, observa-se também aumento para o 2º ao 4º mês à frente, indo de 0,60 a 0,66 com o modelo PAR para 0.74 a 0.78 para o modelo PARX. Já o índice DM variou de 0,31 a 0,48 para o modelo PAR e de 0,20 a 0,30 para o modelo PARX. Diante do exposto, conclui-se que o modelo PARX gerou cenários mais aderentes às vazões observadas que o modelo PAR, tanto no período úmido quanto no período seco para a usina hidrelétrica de Furnas, indicando que a precipitação observada contribuiu significativamente para a geração dos cenários de vazão, porém a precipitação que será observada no futuro não é conhecida a priori.

5.2.2 Hidrelétrica Itá

A usina hidrelétrica de Itá está localizada no Sul do Brasil e nessa região chove consideravelmente durante todo o ano, mas o pico das vazões costuma ocorrer por volta do mês de agosto, quando a maior parte do país passa pelo período seco. Assim as usinas localizadas nessa porção do país podem contribuir através da exportação de

energia para o suprimento do subsistema sudeste, maior centro de carga, levando a um aumento na confiabilidade do sistema e ajudando a reduzir o preço da geração de energia elétrica.

Devido a climatologia da região, os modelos para geração de cenários têm dificuldade de obter resultados aderentes à vazão observada, uma vez que a parcela da chuva que infiltra no solo rapidamente se transforma em vazão. Assim espera-se que o modelo PARX consiga contribuir significativamente ao capturar as mudanças abruptas da vazão na região. Na Figura 5-9 estão representadas a vazão observada no período em estudo, a média de longo termo e as médias dos cenários gerados de vazão pelos modelos PARX e PAR para a hidrelétrica Itá.

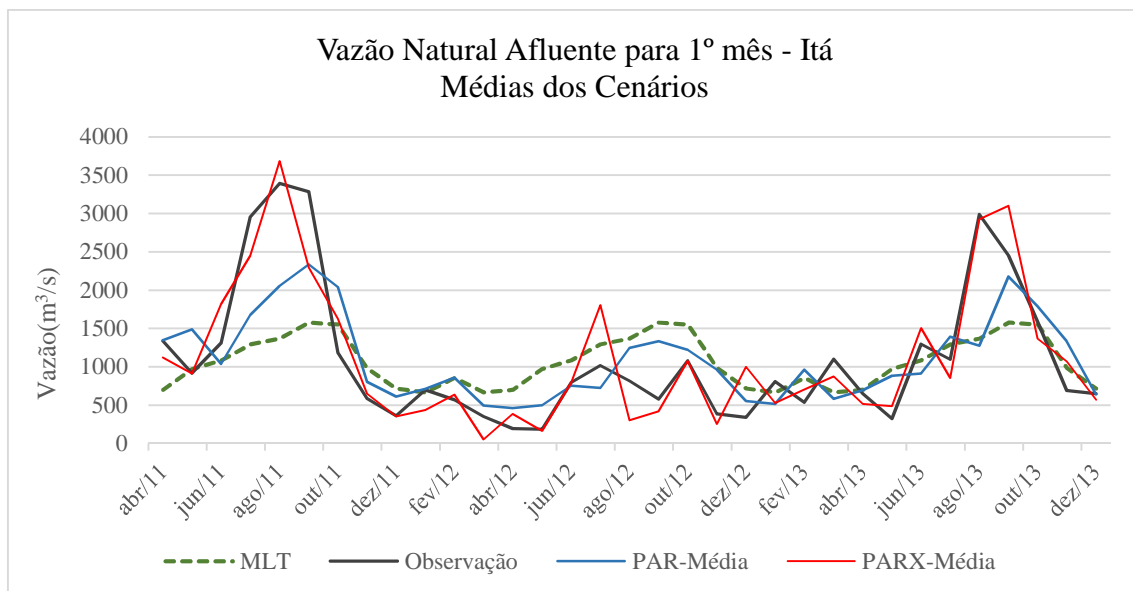


Figura 5-9 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 1º mês.

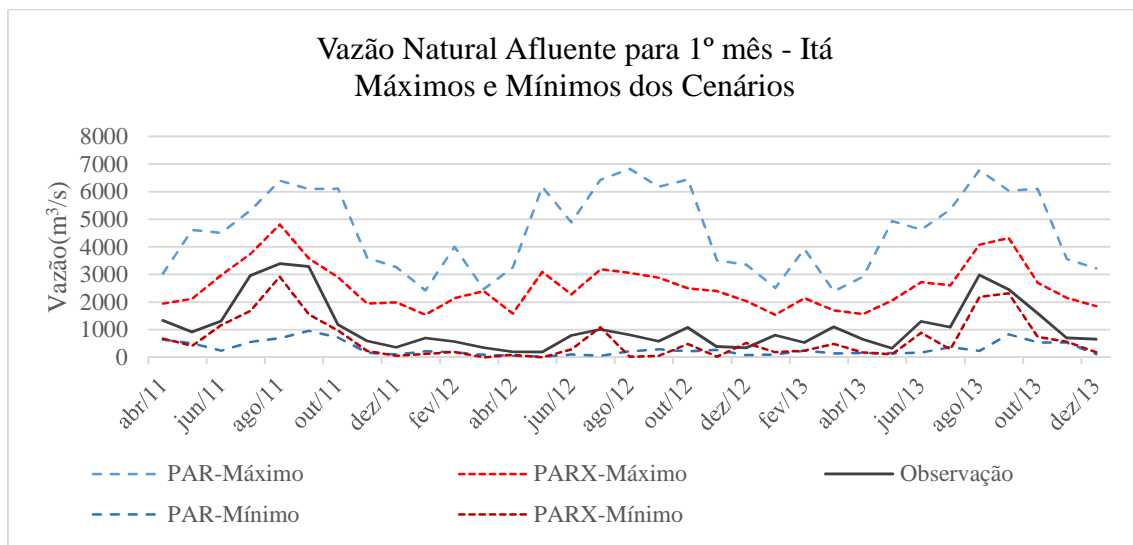


Figura 5-10 Máximos e mínimos dos cenários gerados utilizando o modelo PARX e o modelo PAR.

Observa-se que em setembro de 2011 e agosto de 2013 verificou-se vazões muito superiores à média histórica mensal, por volta de 200% da MLT, o modelo PAR conseguiu prever um aumento das vazões, porém com 1 mês de atraso e valores muito inferiores ao observado. Já o modelo PARX gerou cenários com aumento significativo das vazões para esses períodos e ainda sem atrasos, indicando que uma parcela da precipitação se transforma em vazão em um período menor que 1 mês. Observe que o modelo PARX conseguiu gerar cenários de vazão com comportamento muito mais aderente à realidade que o modelo PAR, que gerou cenários parecidos com a média de longo termo. A Figura 5-10 apresenta a vazão observada, os máximos, os mínimos dos cenários gerados pelos modelos PARX e PAR. Assim como apresentado para a usina de Furnas na Figura 5-5, observa-se na Figura 5-10 que o modelo PARX apresenta menor dispersão dos cenários gerados em torno da média, uma vez que o PARX conseguiu ser mais aderente ao histórico de vazões do que o modelo PAR para a usina hidrelétrica de ITÁ.

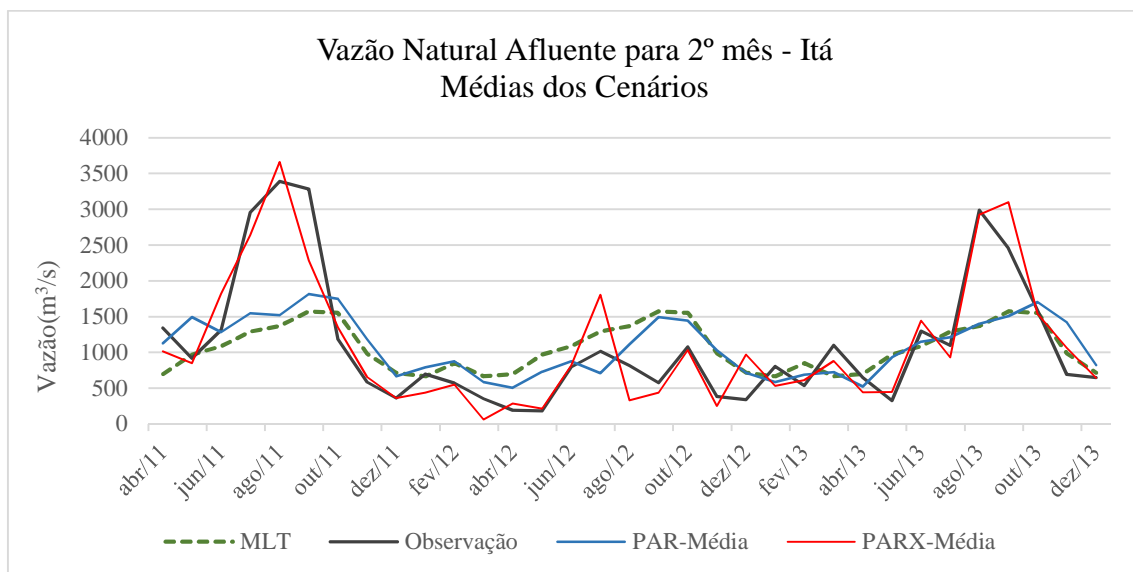


Figura 5-11 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 2º mês.

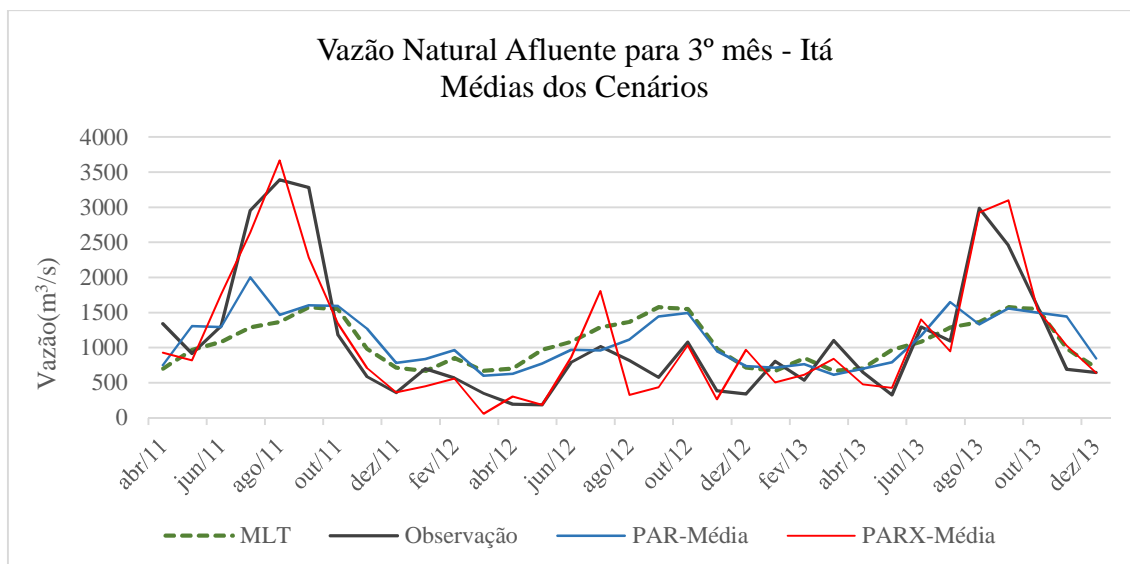


Figura 5-12 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 3º mês.

Os cenários gerados pelo PARX para os 2º, 3º e 4º mês à frente Figura 5-11, Figura 5-12 e Figura 5-13, são muito próximos aos gerados para o 1º mês, indicando que a variável exógena precipitação tem grande importância no modelo, conforme se esperava devido à climatologia da região em que a usina Itá está localizada. Como o modelo PARX utilizou a precipitação observada para 1,2,3 e 4 meses à frente e a informação da precipitação é muito relevante, todos os horizontes apresentaram a cenários com a mesma qualidade.

O modelo PAR quanto mais distante do início da geração, gera cenários cada vez mais próximos da média.

A Tabela 5-8 mostra os índices de destreza, onde verifica-se que uma redução acentuada do RMSE variando de aproximadamente 592 m³/s a 697m³/s para o PAR e de 338 m³/s a 361 m³/s para o PARX no horizonte em estudo. O EMPA mostra variação de 54% a 72% para o PAR e de 29% a 33% para o PARX. O coeficiente NS apresentou valores negativos para o modelo PAR, indicando que seria melhor utilizar a média histórica do que os cenários gerados, porém ao usar a média histórica não haveria dispersão e logo seria uma previsão. Já o modelo PARX apresentou valores variando de 0.84 a 0.85 para o coeficiente NS, relativamente próximos a 1, que seria uma previsão perfeita. É importante destacar que na geração de cenários a dispersão é muito importante, caso contrário seria uma previsão.

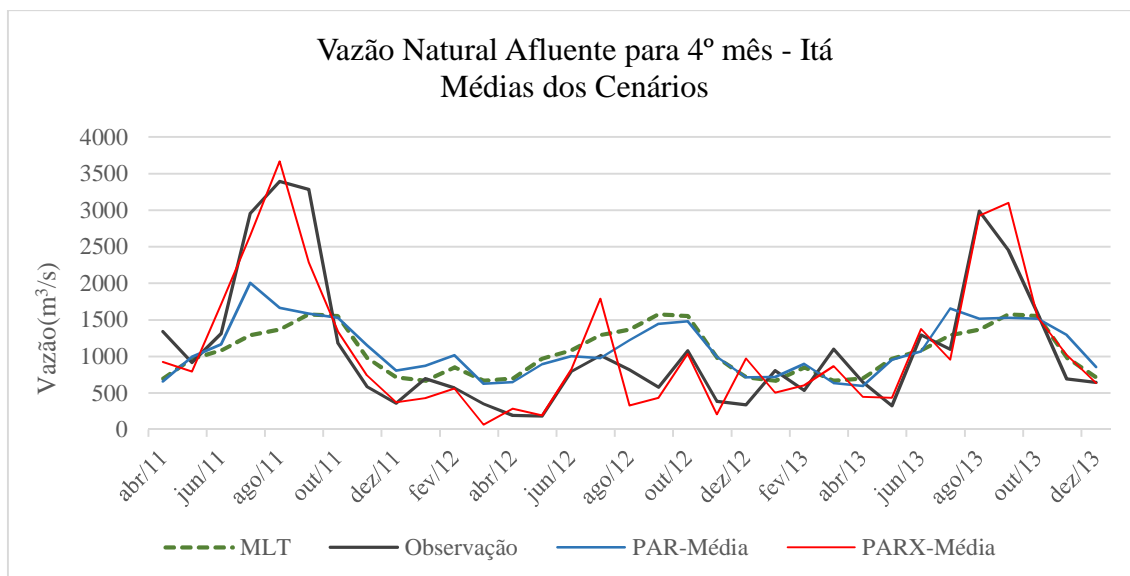


Figura 5-13 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 4º mês.

O índice DM foi de 1,38 a 3,42 para o PAR para 0,33 a 0,37 para o PARX, onde 0 indica a previsão perfeita. Diante do exposto, a inserção da precipitação observada como variável exógena no modelo PARX aperfeiçoou muito o modelo para geração de cenários de vazão.

5.2.3 Hidrelétrica Três Marias

A Figura 5-14 apresenta a vazão observada no período em estudo, a média de longo termo e as médias dos cenários gerados de vazão pelos modelos PARX e PAR para a hidrelétrica Três Marias. Verifica-se que os modelos em estudo conseguiram prever um aumento das vazões para janeiro de 2012, onde o modelo PAR chegou mais próximo da vazão observada que o modelo PARX. De fevereiro a abril de 2012 ocorreu um decréscimo das vazões, neste período o modelo PARX conseguiu prever valores mais próximos ao observado que o modelo PAR. Já entre novembro de 2012 a abril de 2013, o período úmido apresentou vazões inferiores à média de longo termo, para estes meses o modelo PAR previu vazões mais próximo à média, exceto em fevereiro de 2013, já o modelo PARX apresentou comportamento próximo ao verificado, mas superestimou a vazão. Observa-se que os períodos secos dos anos de 2011 e 2012 foram idênticos à média histórica, bem representado pelos dois modelos, pois nesses meses a informação da precipitação não foi incluída no PARX, que assim se tornou um PAR. No período seco de 2013 as vazões foram abaixo da média histórica e somente o

modelo PARX conseguiu prever tal comportamento, pois o modelo PAR continuou gerando cenários idênticos à média histórica.

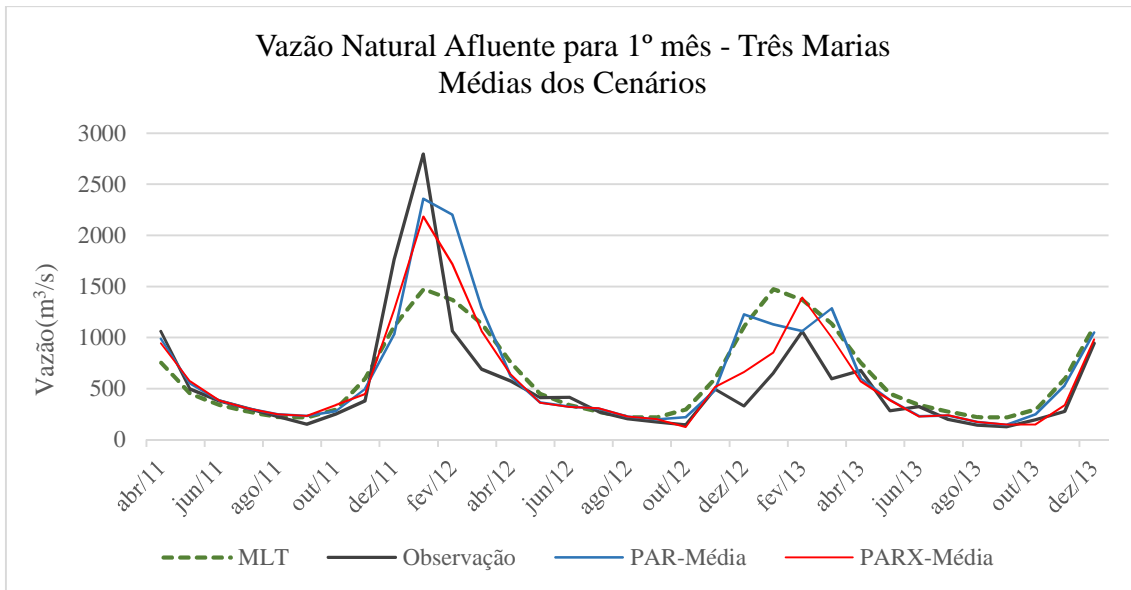


Figura 5-14 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 1º mês.

A Figura 5-15 apresenta a vazão observada, os máximos e mínimos dos cenários gerados para os modelos estudados. De forma geral, o modelo PARX gera cenários com menor variação em torno da média, devido a esse modelo se mostrar mais aderente aos valores observados na série histórica de vazão.

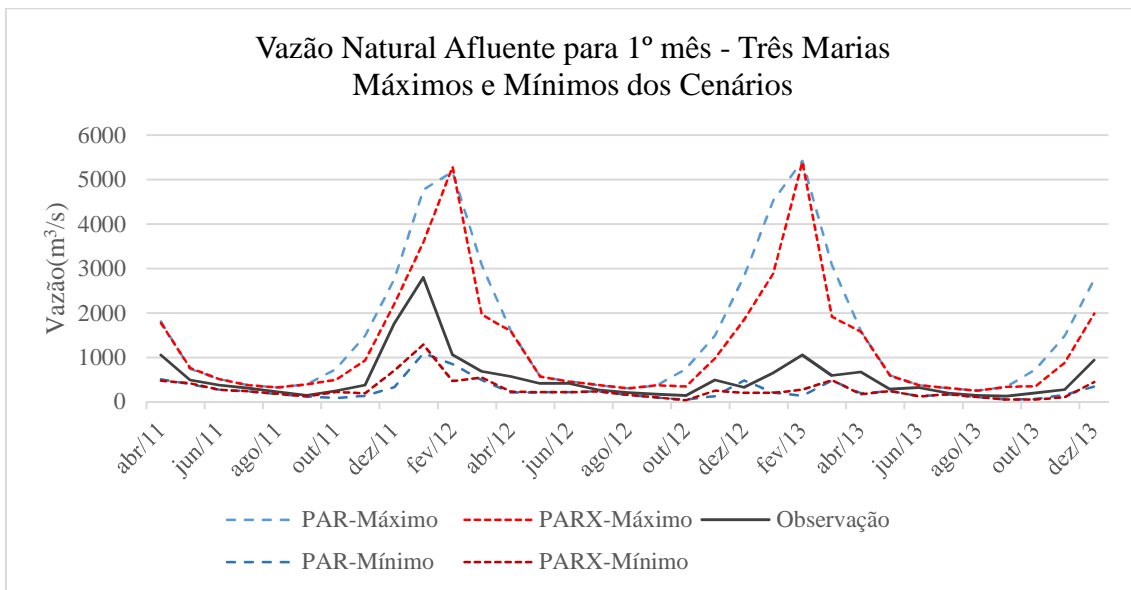


Figura 5-15 Máximos e mínimos dos cenários gerados utilizando o modelo PARX e o modelo PAR.

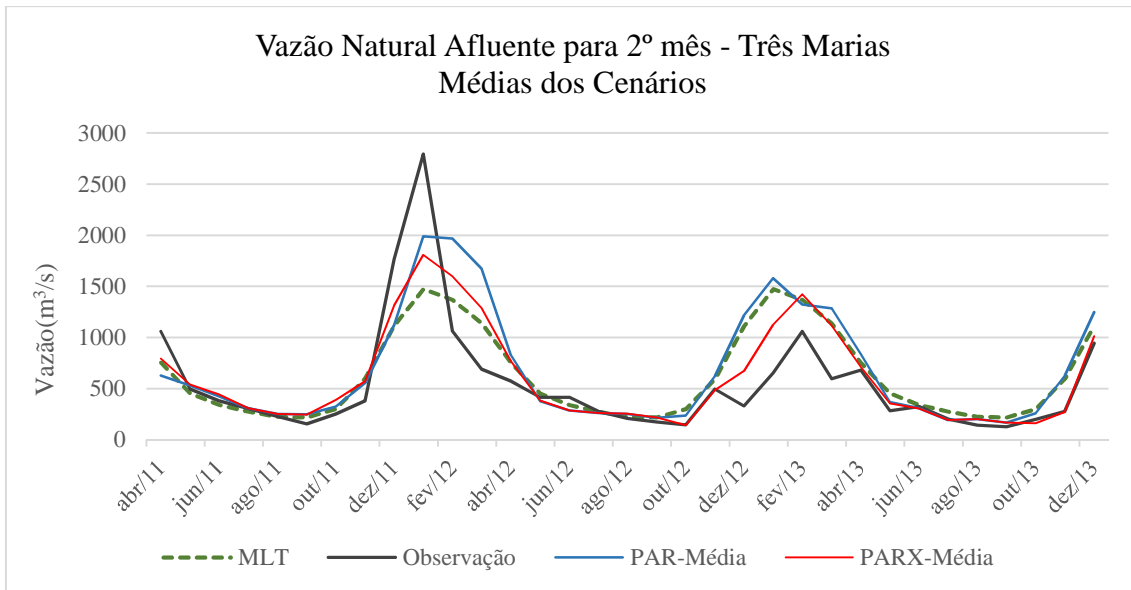


Figura 5-16 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 2º mês.

Na Figura 5-16, Figura 5-17, Figura 5-18, observa-se que os dois modelos tendem a gerar cenários mais próximos da média histórica à medida que aumenta o horizonte para a geração dos cenários de vazão.

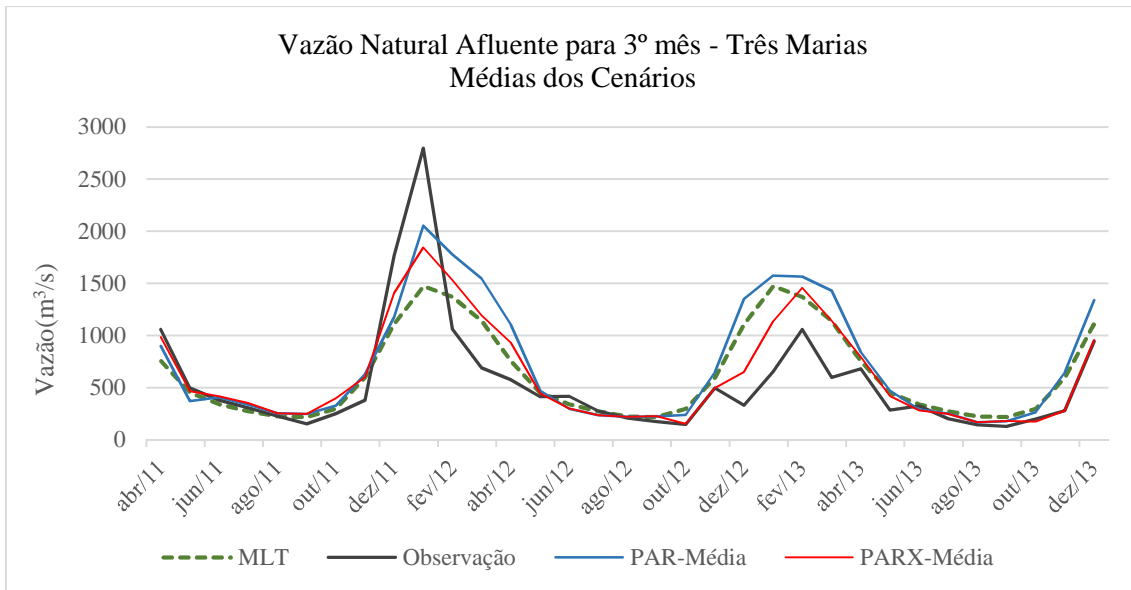


Figura 5-17 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 3º mês.

Os índices de destreza apresentados na Tabela 5-8 mostram que o modelo PARX conseguiu gerar cenários mais próximos ao observado, ao reduzir significativamente o RMSE, o EMPA, a DM e aumentando o coeficiente de NS para o horizonte de 4 meses,

onde se destaca o primeiro mês de geração no qual o coeficiente saiu de 0,60 para o modelo PAR para 0,78 usando o modelo PARX.

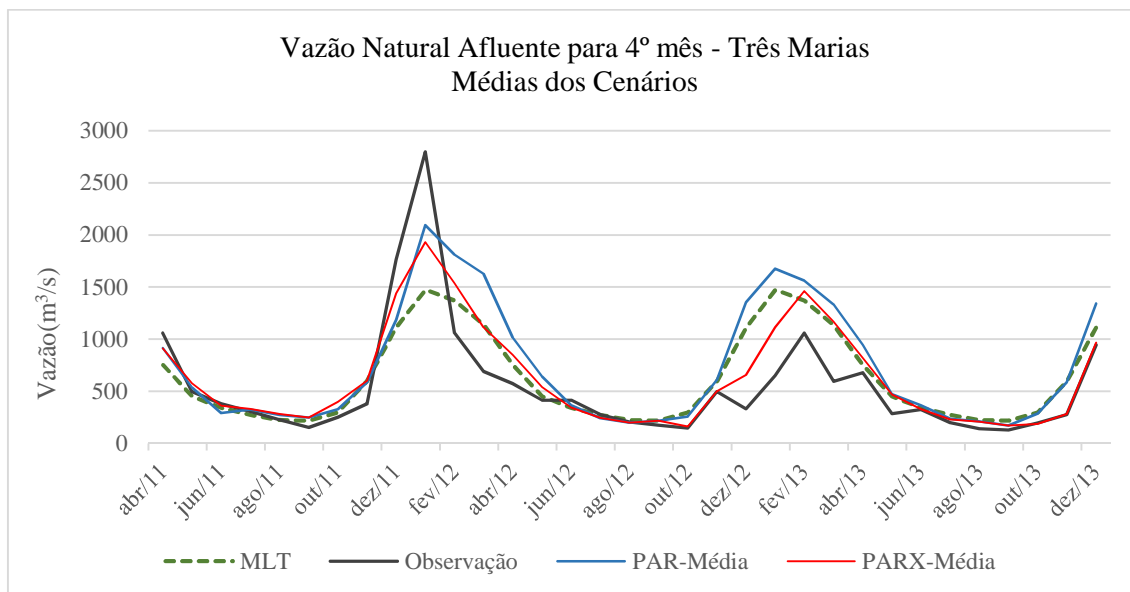


Figura 5-18 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 4º mês.

5.2.4 Hidrelétrica Sobradinho

A hidrelétrica de Sobradinho está à jusante da usina Três Marias. É interessante observar a semelhança no comportamento da série histórica de vazões totais entre as duas usinas uma vez que estão sujeitas aos mesmos fenômenos meteorológicos. A Figura 5-19 mostra a vazão realizada entre abril de 2011 a dezembro de 2013, a médias dos cenários gerados através do modelo PAR e também para o modelo PARX.

Assim como ocorreu na usina de Três Marias, o modelo PAR conseguiu desempenho melhor que o modelo PARX ao representar o pico de janeiro de 2012, porém teve dificuldade no período de fevereiro a abril de 2012, onde o modelo PARX se destacou por gerar cenários mais aderentes à vazão observada. Interessante notar que no período úmido entre novembro de 2012 a abril de 2013 o comportamento observado em Três Marias, vazões abaixo da MLT, foi ainda mais acentuado para Sobradinho, nesse período verifica-se que o modelo PARX apresentou desempenho melhor que o PAR. Também se percebe que os dois modelos conseguiram prever valores próximos aos observados nos períodos secos.

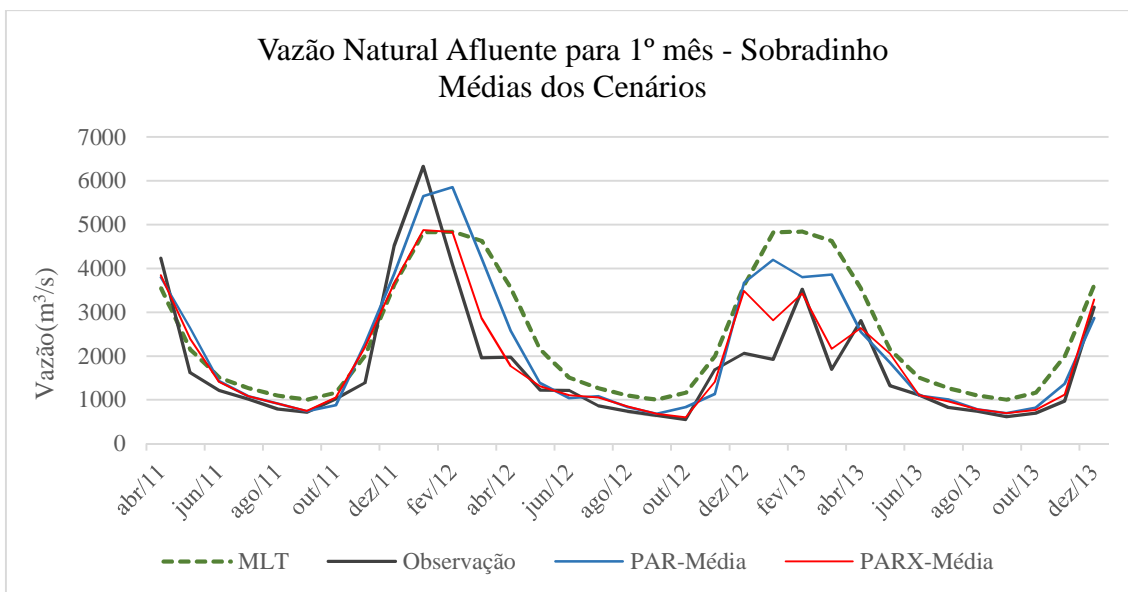


Figura 5-19 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 1º mês.

A Figura 5-20 mostra a vazão observada no período em estudo, os máximos e mínimos dos cenários gerados pelos modelos PAR e PARX. Mais uma vez o PARX se mostra mais aderente ao histórico e assim o desvio padrão dos ruídos históricos é menor que do modelo PAR, por isso os cenários do modelo PARX têm menor variação em torno da média.

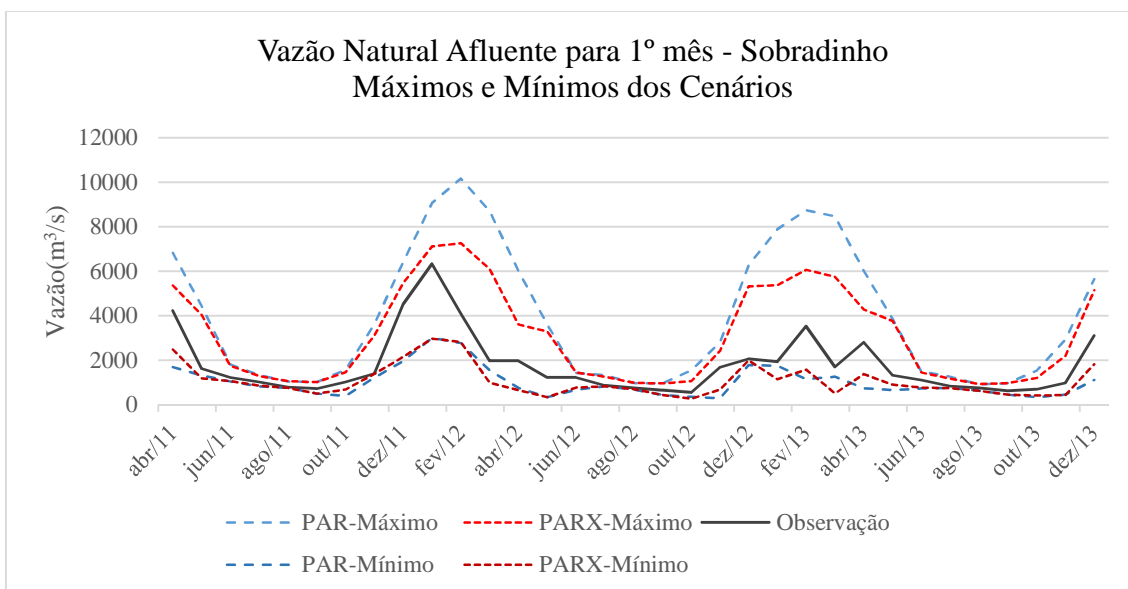


Figura 5-20 Máximos e mínimos dos cenários gerados utilizando o modelo PARX e o modelo PAR.

Nota-se na Figura 5-21, Figura 5-22 e Figura 5-23, que o modelo PAR com o aumento do horizonte de previsão vai gerando cenários mais próximos à média histórica

de vazões. Já o modelo PARX ainda conseguiu bons resultados para o período em que ocorreram vazões abaixo da média, mas nos períodos secos com o aumento do horizonte gerou cenários cada vez mais próximos da MLT.

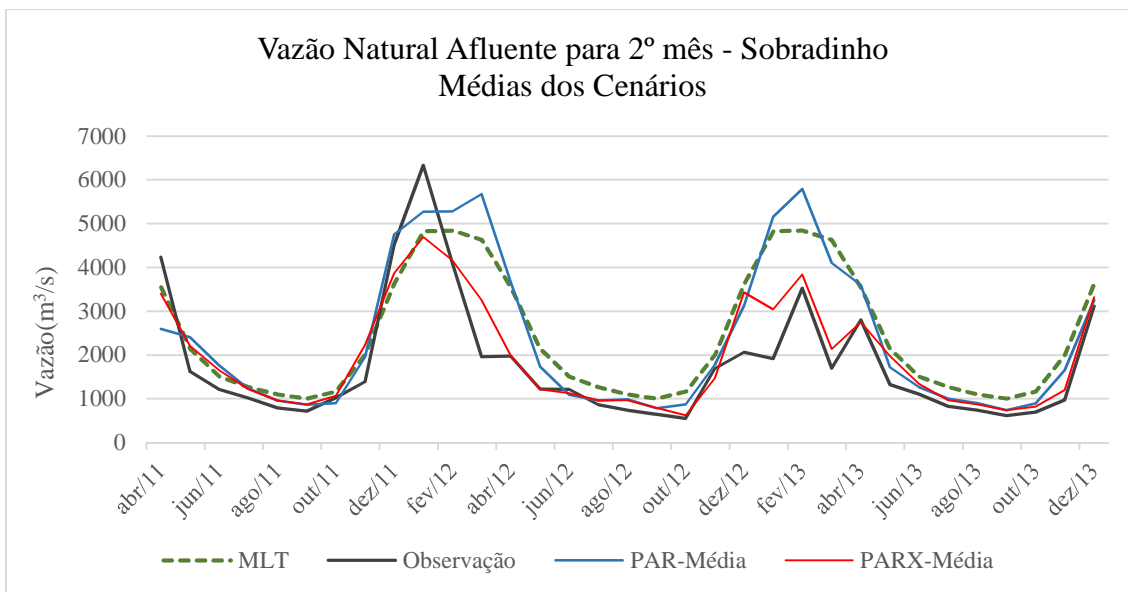


Figura 5-21 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 2º mês.

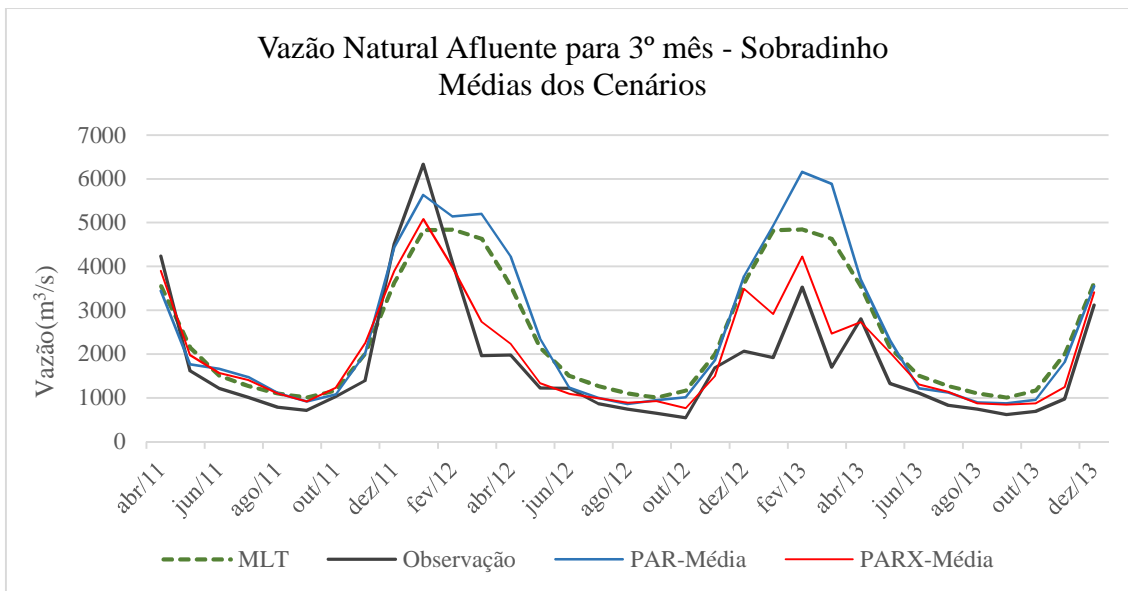


Figura 5-22 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 3º mês.

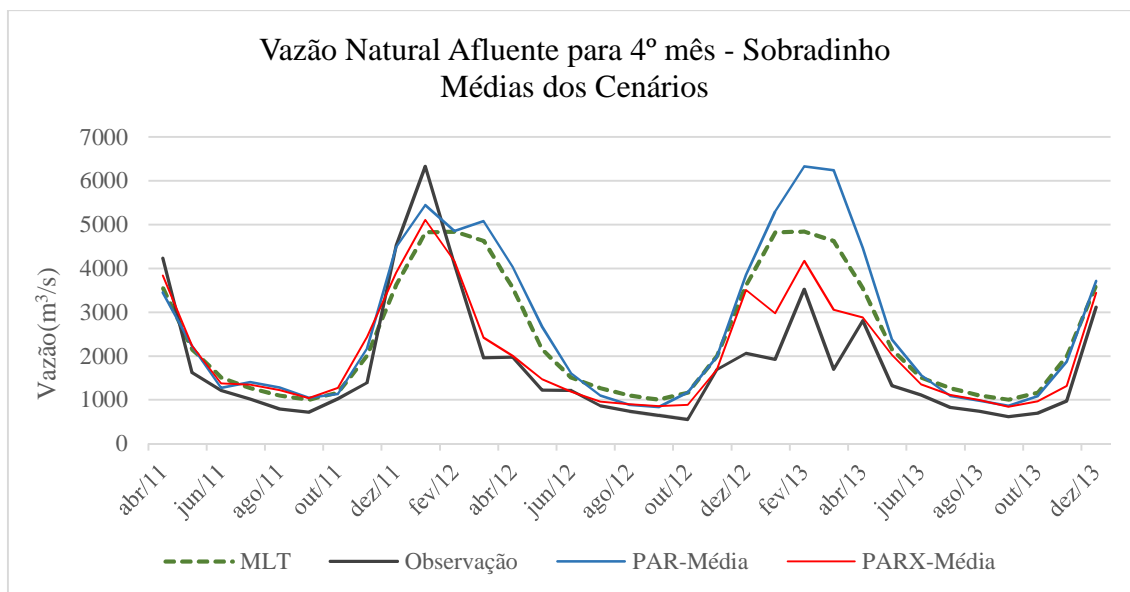


Figura 5-23 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 4º mês.

Até o momento, os modelos foram comparados por inspeção visual, visando quantificar a destreza dos mesmos a Tabela 5-8 apresenta o RMSE, o EMPA, coeficiente NS e a DM. Verifica-se que o modelo PARX obteve valores entre 539 m³/s a 577 m³/s enquanto modelos PAR variou de 875 m³/s a 1446 m³/s. Já para o índice variou de 19% a 30% para o modelo PARX e de 32% a 60% para o modelo PAR. O coeficiente de NS estava entre 0,40 a 0,67 para 0,76 a 0,81, para os modelos PAR e PARX, respectivamente, lembrando se NS=1 teríamos o modelo perfeito para previsão de vazão.

A distância multicritério, DM, apresentou valores de 0,46 a 0,91 para o modelo PAR para 0,27 a 0,37 para o modelo PARX, sendo que 0 seria o modelo perfeito.

Diante dos resultados o modelo PARX conseguiu aperfeiçoar a previsão de vazão para a usina hidrelétrica de Sobradinho no período em estudo.

5.2.5 Hidrelétrica Tucuruí

As vazões naturais afluentes à usina hidrelétrica de Tucuruí apresentam sazonalidade muito bem definida, com valores em média no período seco de aproximadamente 2000 m³/s a 24000 m³/s no período úmido, como exibido na Figura 5-24. Além da MLT, a figura também apresenta a vazão observada no período em estudo, a média dos cenários gerados pelos modelos PARX e PAR. Nota-se que em

média as maiores vazões ocorrem em março e abril, mas em 2012 o máximo ocorreu em fevereiro e para este mês observa-se que os dois modelos conseguiram prever o pico, mas superestimaram a vazão, gerando cenários como máximo em março de 2012. Entre janeiro a maio de 2013 ocorreram vazões inferiores à MLT e os dois modelos conseguiram gerar cenários abaixo da média histórica, porém o PARX apresentou comportamento mais próximo ao realizado.

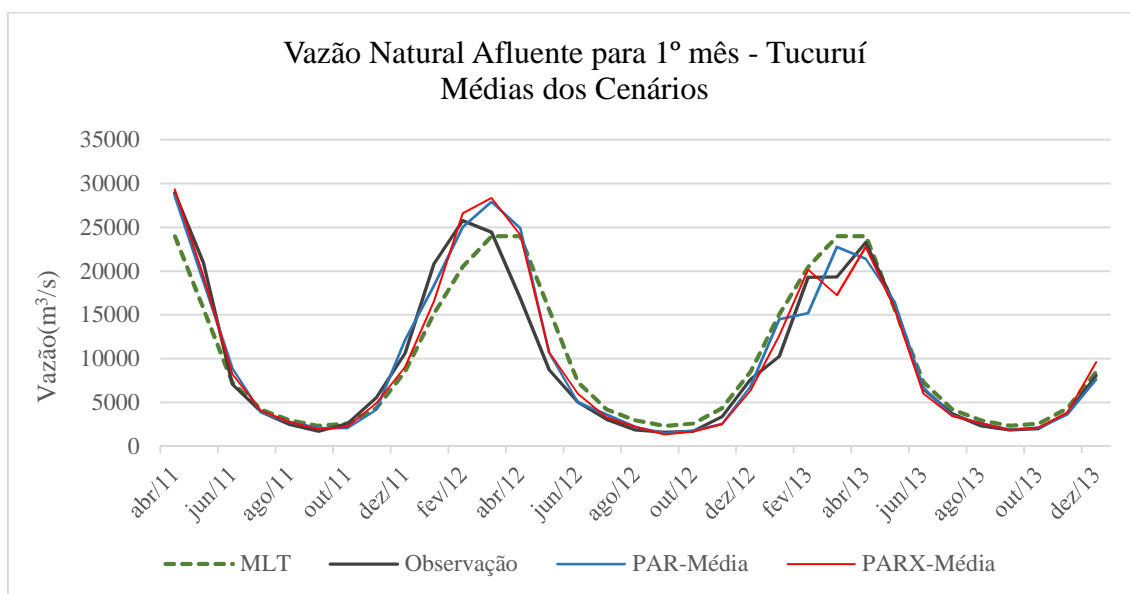


Figura 5-24 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 1º mês.

A Figura 5-25 apresenta além da vazão observada, os máximos e mínimos gerados pelos dois modelos em estudo, verifica-se que há redução da dispersão em torno da média ao utilizar o modelo PARX em relação ao modelo PAR.

Na Figura 5-26, Figura 5-27 e Figura 5-28 são apresentadas as médias dos cenários gerados para a usina hidrelétrica Tucuruí, juntamente com a vazão observada. Nota-se que ao gerar até para 4 meses à frente, o modelo PARX ainda apresenta resultados comparáveis aos gerados para o primeiro mês, já o modelo PAR tende para média histórica da vazão natural afluente.

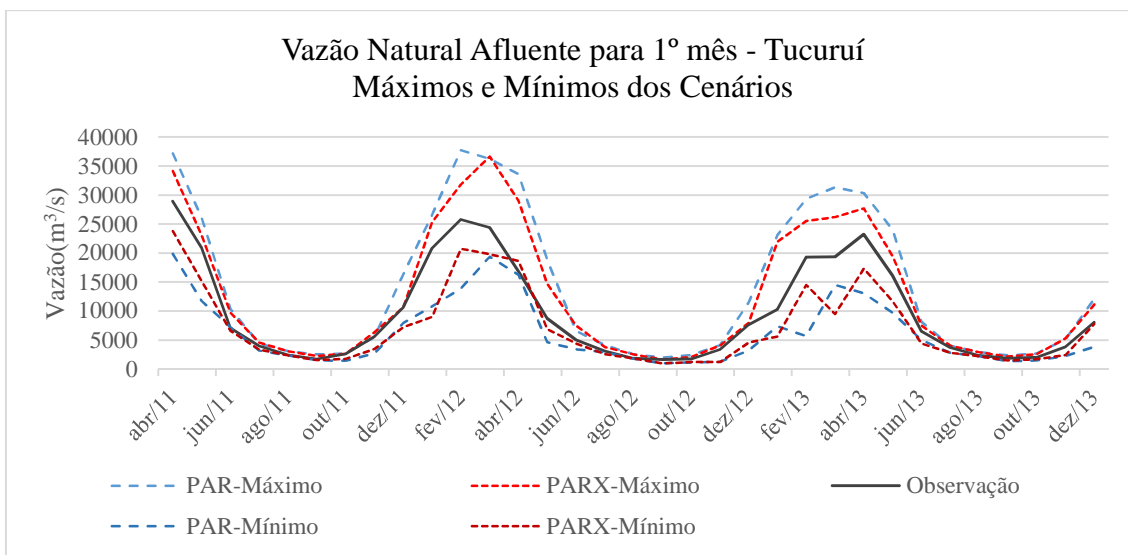


Figura 5-25 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 1º mês.

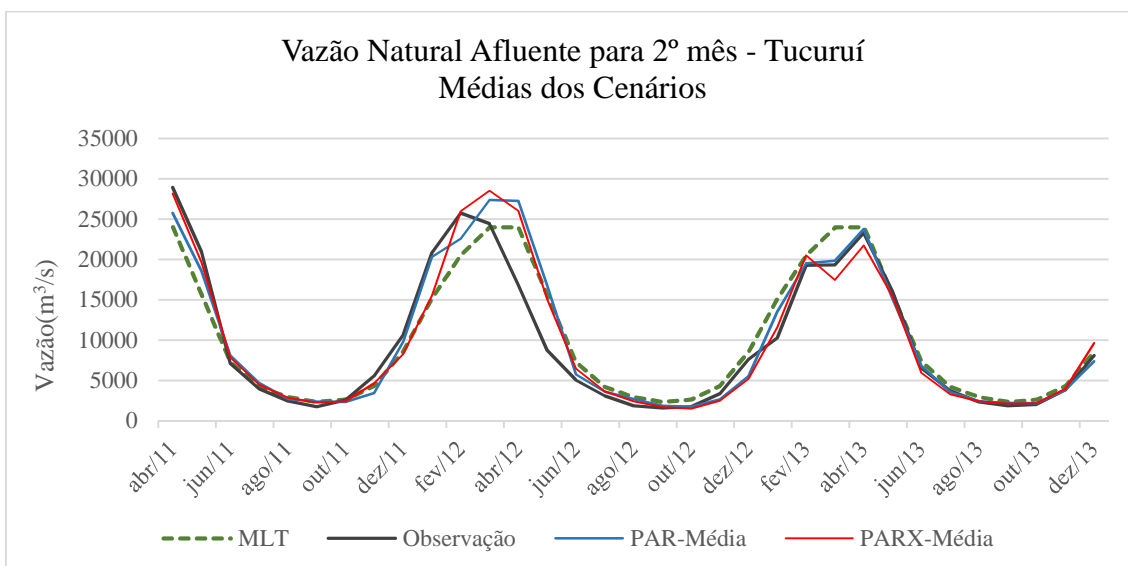


Figura 5-26 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 2º mês.

Nos períodos secos, até o quarto mês à frente, verifica-se que a vazão observada estava próxima à MLT e os dois modelos conseguiram gerar cenários médios com mesmo comportamento e magnitude. Percebe-se visualmente que o modelo PAR já gerava bons cenários de vazão para a usina hidrelétrica de Tucuruí.

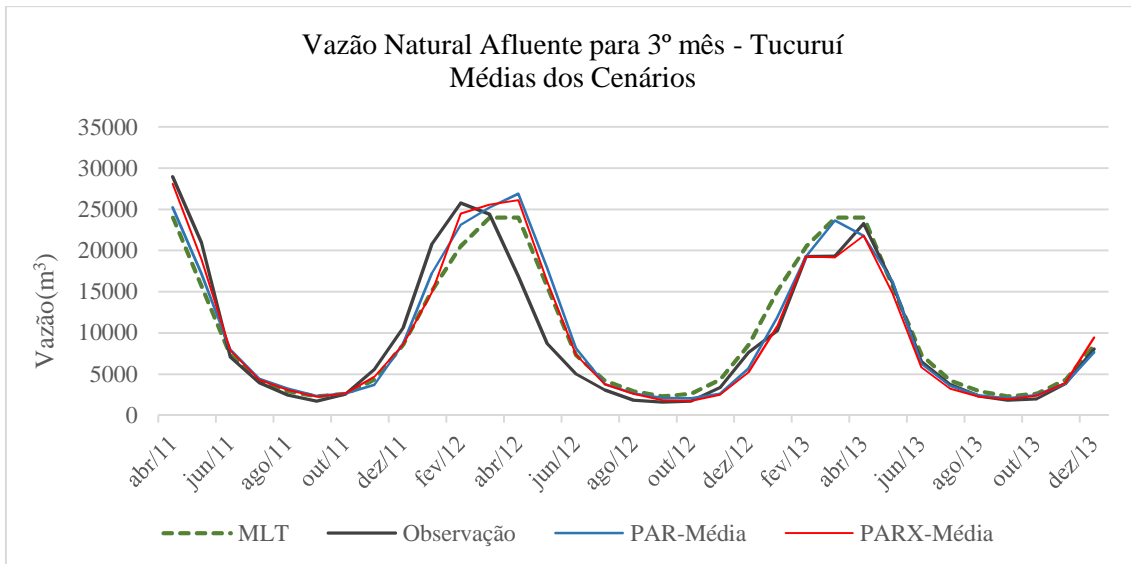


Figura 5-27 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 3º mês.

Na Tabela 5-8 o coeficiente de NS atingiu o valor de 0,94 a 0,88 para o modelo PAR, se $NS=1$ o modelo seria perfeito. Mas ainda assim, o modelo PARX ainda conseguiu melhorar todos os índices de destreza apresentados no período em estudo.

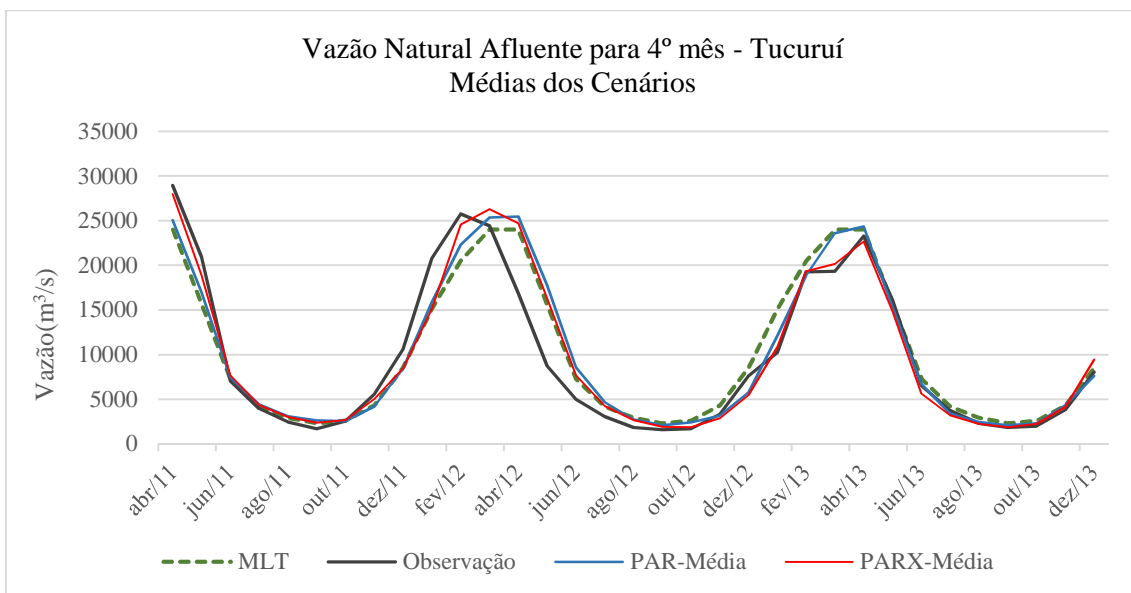


Figura 5-28 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 4º mês.

Tabela 5-8 Índices

	Índice	Modelo	1º mês	2º mês	3º mês	4º mês
Furnas	RMSE	PAR	231,51	288,20	267,63	269,04
		PARX - prec. obs.	174,07	229,45	207,57	208,49
	EMPA	PAR	0,21	0,27	0,29	0,28
		PARX - prec. obs.	0,14	0,16	0,16	0,18
	NS	PAR	0,78	0,60	0,66	0,67
		PARX - prec. obs.	0,87	0,74	0,78	0,78
DM	PAR	0,31	0,48	0,44	0,44	
	PARX - prec. obs.	0,20	0,30	0,27	0,29	
Itá	RMSE	PAR	592,71	689,39	697,21	675,82
		PARX - prec. obs.	361,55	340,93	340,98	338,60
	EMPA	PAR	0,54	0,65	0,69	0,72
		PARX - prec. obs.	0,34	0,29	0,29	0,30
	NS	PAR	-0,27	-2,11	-2,36	-2,18
		PARX - prec. obs.	0,84	0,86	0,86	0,86
DM	PAR	1,38	3,18	3,43	3,26	
	PARX - prec. obs.	0,37	0,33	0,33	0,33	
Três Marias	RMSE	PAR	227,84	290,69	279,51	266,37
		PARX - prec. obs.	281,84	290,69	279,51	266,37
	EMPA	PAR	0,37	0,48	0,54	0,55
		PARX - prec. obs.	0,25	0,30	0,31	0,32
	NS	PAR	0,60	0,42	0,43	0,44
		PARX - prec. obs.	0,78	0,61	0,64	0,68
DM	PAR	0,55	0,75	0,79	0,79	
	PARX - prec. obs.	0,33	0,50	0,47	0,45	
Sobradinho	RMSE	PAR	875,34	1201,86	1345,62	1446,29
		PARX - prec. obs.	539,04	577,60	530,67	575,89
	EMPA	PAR	0,32	0,43	0,52	0,60
		PARX - prec. obs.	0,19	0,23	0,27	0,30
	NS	PAR	0,67	0,48	0,40	0,32
		PARX - prec. obs.	0,81	0,76	0,80	0,77
DM	PAR	0,46	0,68	0,80	0,91	
	PARX - prec. obs.	0,27	0,33	0,34	0,38	
Tucuruí	RMSE	PAR	2144,80	2662,79	2921,85	2892,36
		PARX - prec. obs.	1871,13	2473,06	2527,03	2378,64
	EMPA	PAR	0,13	0,17	0,21	0,23
		PARX - prec. obs.	0,12	0,17	0,18	0,18
	NS	PAR	0,94	0,91	0,88	0,88
		PARX - prec. obs.	0,95	0,92	0,91	0,92
DM	PAR	0,15	0,20	0,24	0,26	
	PARX - prec. obs.	0,13	0,19	0,20	0,20	

5.3 Precipitação Prevista

Conforme anteriormente apresentado, verifica-se para todas usinas hidrelétricas estudadas que o modelo PARX aperfeiçoou a geração de cenários de vazão natural afluente ao utilizar a precipitação observada, indicando que a precipitação traz um sinal relevante para o modelo de geração de cenários de vazão. Neste item será estudado o uso da previsão da precipitação na geração de cenários de vazão.

Para calibrar o modelo PARX de cada usina e mês utilizou-se o histórico de vazões e precipitações observadas. No período de desenvolvimento deste trabalho as usinas hidrelétricas possuíam vazões consolidadas entre 1931 a 2013. Já a série histórica de precipitação de cada usina hidrelétrica possui um ano inicial específico e término em 2013, Tabela 5-7. Com relação a ordem do modelo, utilizou-se o mesmo número de parâmetros referentes à vazão que o modelo PAR e para a precipitação considerou-se os termos cuja correlação entre vazão e precipitação observadas apresentaram valor maior ou igual a 0,5, por ser considerada uma correlação média. É importante lembrar que a precipitação prevista para o mês atual também será um dos parâmetros do modelo, desde que a correlação da precipitação com vazão seja no mínimo 0,5. Para estimação dos parâmetros do modelo PARX utilizou-se o método dos mínimos quadrados.

Através de uma parceria com o INPE, o CEPEL recebeu previsões para diversas variáveis a partir de 2001, geradas pelo modelo ETA regional com resolução de 40 Km. Para a precipitação foram gerados 5 cenários de precipitação, que são provenientes de condições de contorno de dias diferentes. Seria interessante verificar qual membro é mais adequado, porém, por simplicidade este trabalho usará a média das 5 previsões. Visando corrigir possíveis erros sistemáticos será empregado o fator de correção linear desenvolvido por Cataldi et al [4].

Tal fator é utilizado em todas as previsões de precipitação, para exemplificar, a Figura 5-29, Figura 5-30, Figura 5-31, Figura 5-32 e Figura 5-33 apresentam as previsões de precipitação corrigidas para 1 mês à frente para as usinas em estudos, de forma análoga, a correção foi utilizada para as previsões de todo horizonte de estudo. Tais previsões foram transformadas em séries de previsão de precipitação para cada usina através do método do inverso do quadrado da distância (IQD) por [34]. Naturalmente, devido à complexidade dos fenômenos meteorológicos, a previsão da precipitação não gera valores idênticos à precipitação verificada e ocorrem áreas em que

as previsões apresentam melhores resultados que outras. É importante ressaltar que o presente trabalho teve acesso as previsões a partir do ano de 2001, portanto para gerar o fator de correção linear foi utilizado os dados até 2010, o que pode ter comprometido a correção da previsão da precipitação por serem 10 dados para o cálculo do fator de correção linear para cada mês e cada usina hidrelétrica, com o aumento do histórico de previsões é importante analisar quantos dados seriam suficientes.

Gerou-se 200 cenários de vazão para cada mês de cada usina, que foi escolhido por ser utilizado no programa mensal da operação para a geração de cenários condicionados de vazão. Como horizonte de estudo escolheu-se o período de abril de 2011 a dezembro de 2013.

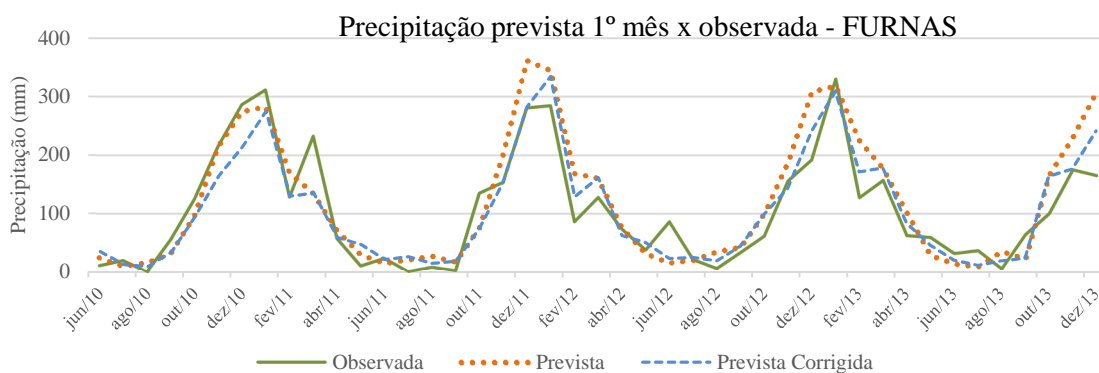


Figura 5-29 Precipitação prevista corrigida para o 1º mês à frente para Furnas.

Observa-se que para a usina de Furnas a previsão da precipitação apresentou comportamento parecido ao observado, porém não com a mesma magnitude, assim a correção conseguiu diminuir esses erros.

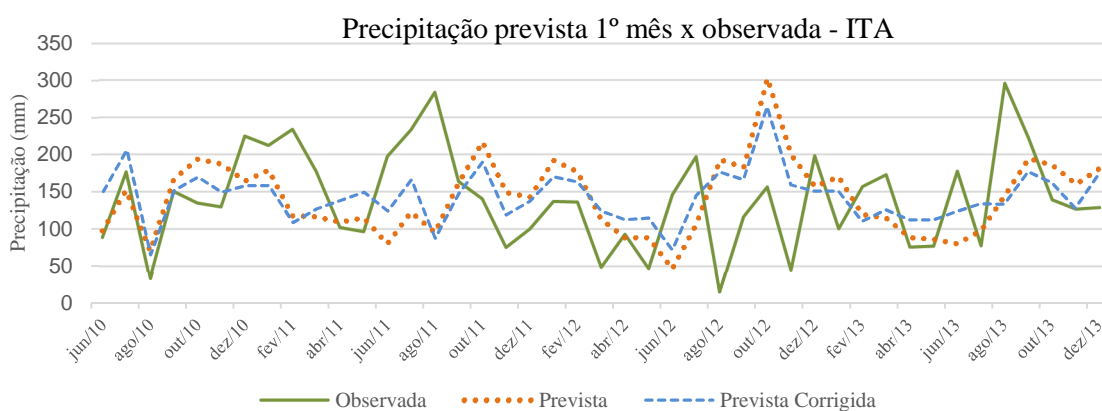


Figura 5-30 Precipitação prevista corrigida para o 1º mês à frente para Itá.

A usina Itá está localizada no Sul do país que apresenta majoritariamente clima subtropical. Sobre esta região atuam sistemas frontais, responsáveis por grande parte dos totais pluviométricos observados, além de sistemas convectivos de mesoescala, vórtices ciclônicos entre outros [24]. Tais fenômenos meteorológicos propiciam chuvas durante todo o ano e devido à dificuldade em modelar a atuação dos mesmos, a previsão da chuva em Itá não apresenta apenas erros sistemáticos, mas erros no próprio comportamento da precipitação.

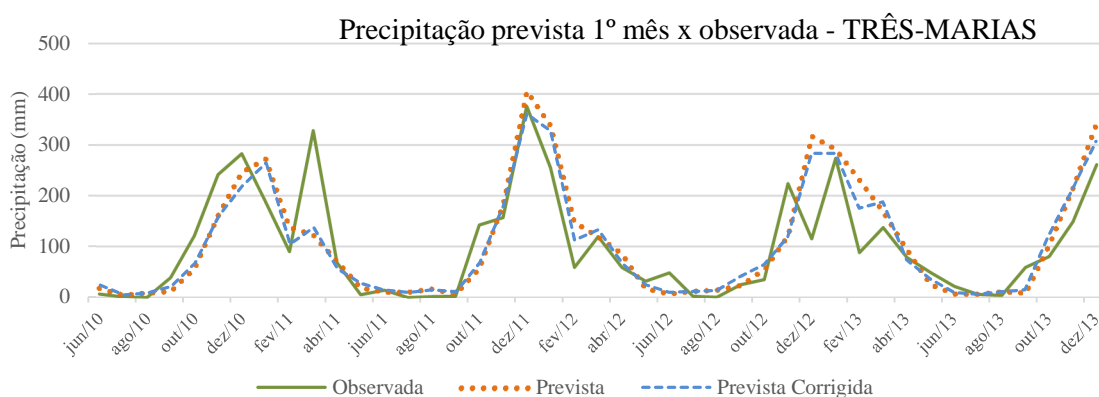


Figura 5-31 Precipitação prevista corrigida para o 1º mês à frente para Três Marias.

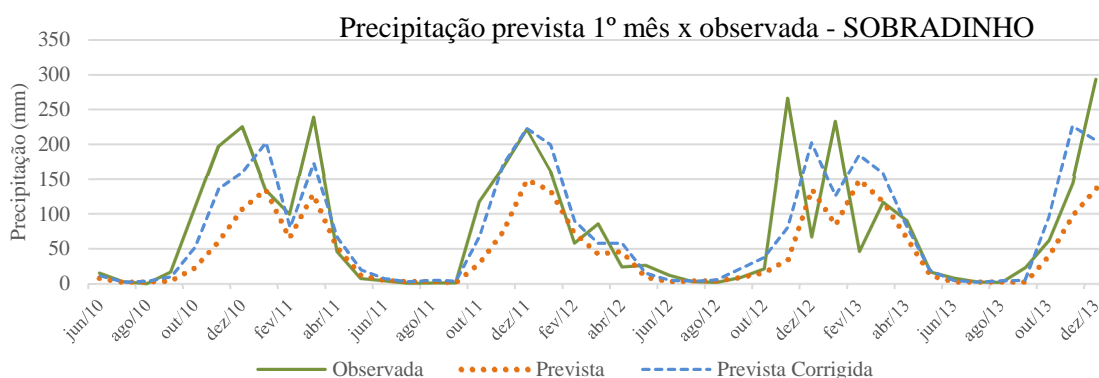


Figura 5-32 Precipitação prevista corrigida para o 1º mês à frente para Sobradinho.

Já as previsões de precipitação para as usinas de Três Marias, Sobradinho e Tucuruí, apresentam erros sistemáticos, assim a correção trouxe melhorias, porém não conseguiu valores iguais aos da precipitação observada. Uma das possíveis justificativas é o fato do histórico de previsão da precipitação ter apenas 10 anos, como a correção é mensal tem-se apenas 10 dados para compor a média da precipitação prevista.

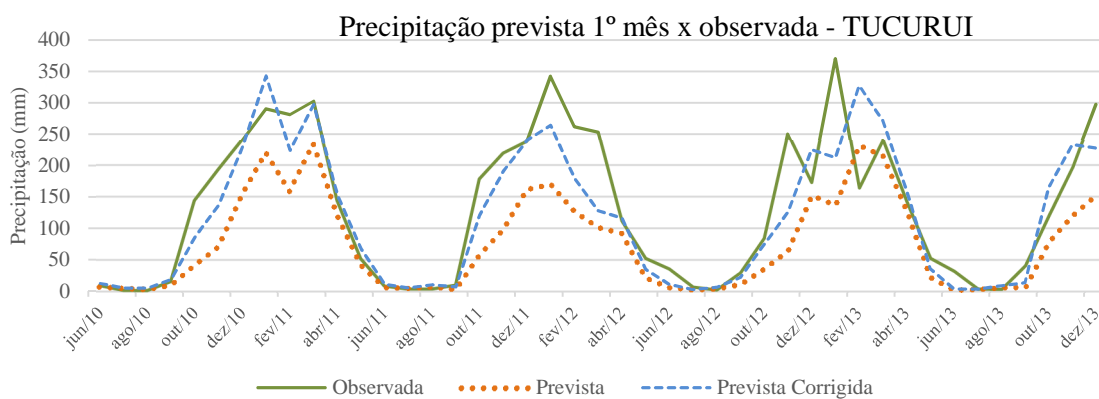


Figura 5-33 Precipitação prevista corrigida para o 1º mês à frente para Tucuruí.

5.3.1 Hidrelétrica Furnas

Na Figura 5-34 observa-se que os modelos PAR e PARX conseguiram prever o pico de vazões em janeiro de 2012, porém o modelo PARX chegou a uma vazão muito mais próxima da observada que o modelo PAR. Já no período úmido de 2012/2013 os dois modelos previram vazões próximas à média, aderentes às vazões verificadas.

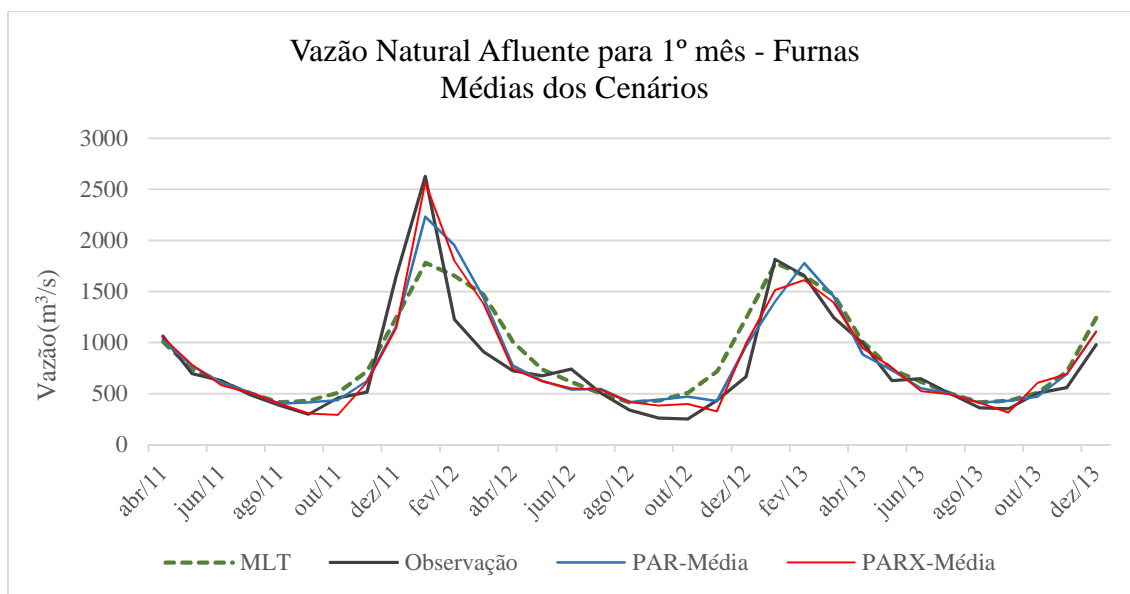


Figura 5-34 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 1º mês.

Nos períodos secos o modelo PAR apresentou cenários mais próximos da média, enquanto o modelo PARX gerou cenários abaixo da média, mais aderentes às vazões realizadas.

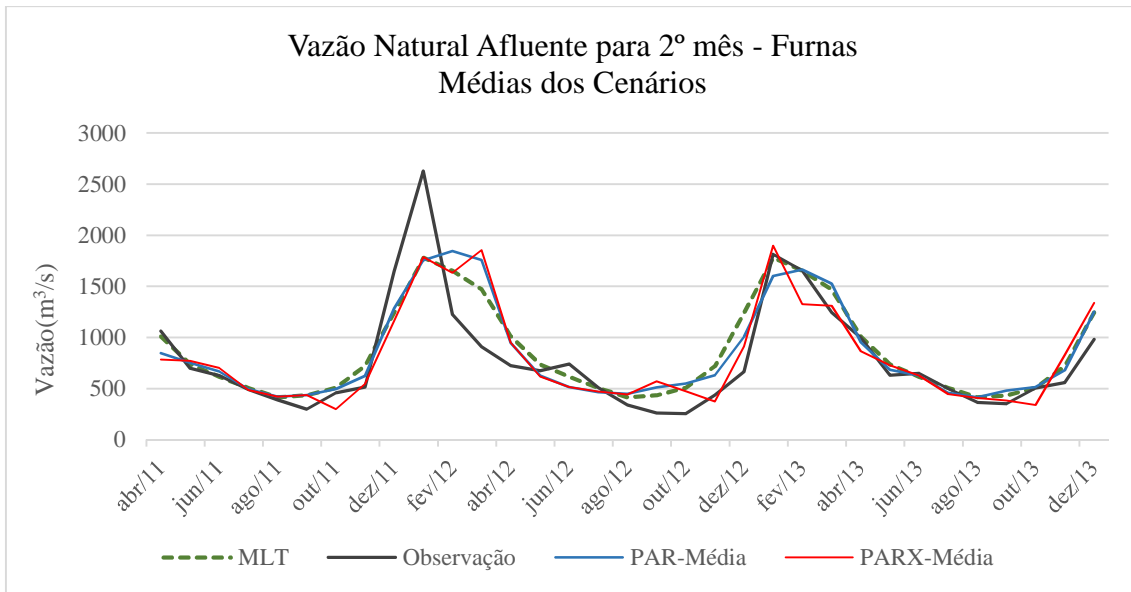


Figura 5-35 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 2º mês.

Na Figura 5-35, no segundo mês de previsão, nota-se que os modelos já tendem para a MLT, tal comportamento ainda mais acentuado é verificado na Figura 5-36 e Figura 5-37.

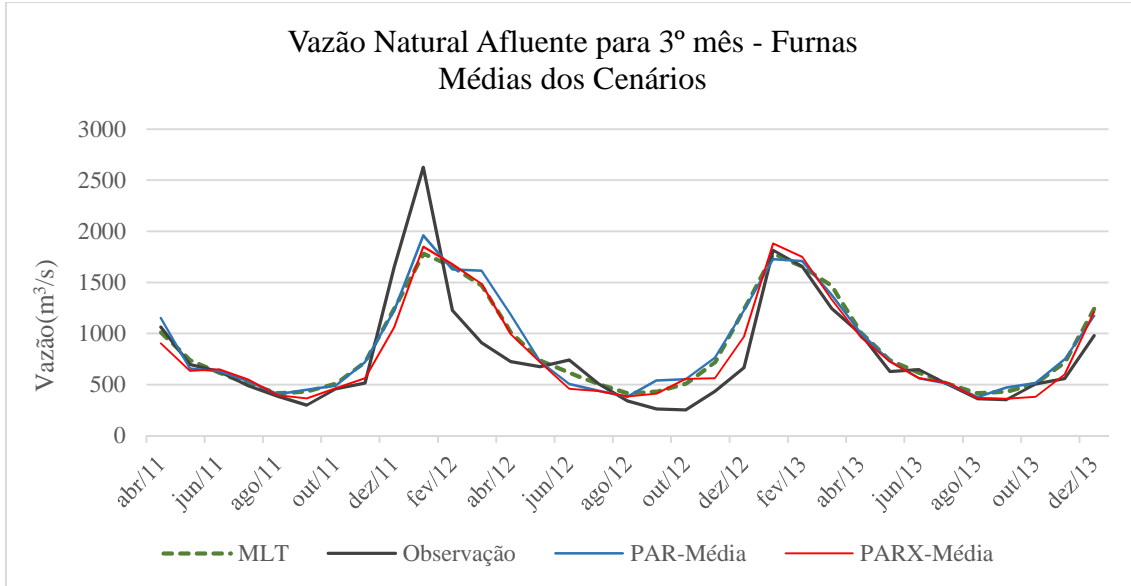


Figura 5-36 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 3º mês.

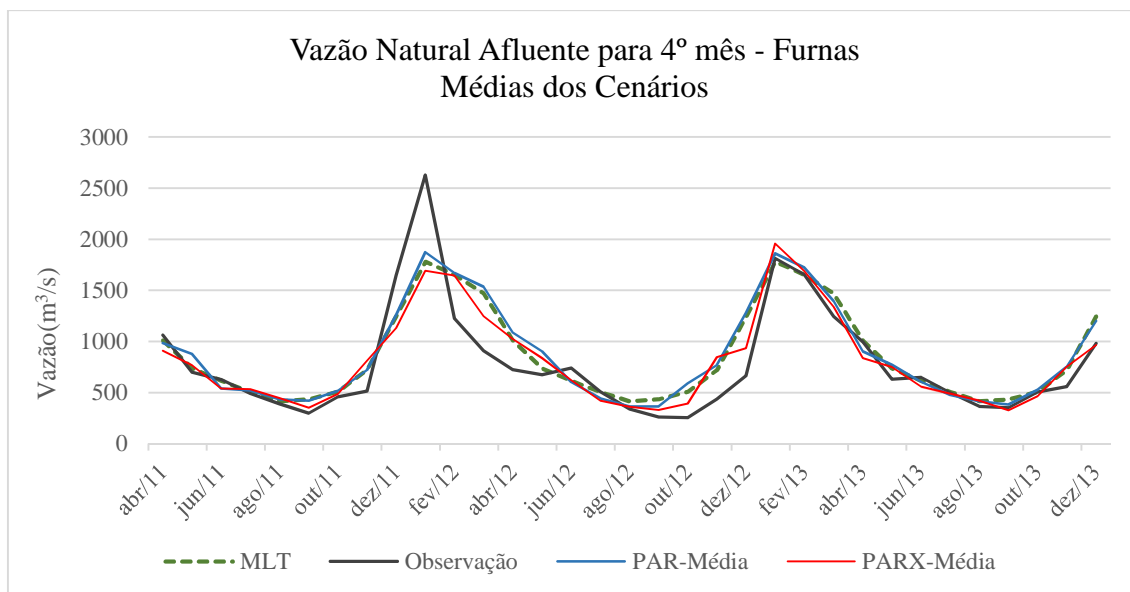


Figura 5-37 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 2º mês.

A Tabela 5-9 compara a capacidade de previsão dos cenários de vazão natural afluyente através dos modelos PAR e PARX, cuja variável exógena é a precipitação prevista corrigida por um fator linear mensal. Para o primeiro, terceiro e quarto mês de geração de cenários, verifica-se que houve decréscimo do RMSE, que variou de 231 m³/s a 288 m³/s para o modelo PAR e de 194 m³/s a 251 m³/s para o PARX. O mesmo comportamento também é mostrado através do EMPA, que variou de 21% a 29% com os cenários gerados pelo PAR e de 19% a 28% com o modelo PARX. A distância multicritério também apresentou variação de 0,31 a 0,48 com o PAR para 0,23 a 0,48 com o PARX. O coeficiente de NS estava entre 0,60 a 0,77 para o modelo PAR e de 0,60 a 0,86 para o modelo PARX.

Os resultados indicam que mesmo com as dificuldades de prever a precipitação, o modelo PARX conseguiu aperfeiçoar o atual modelo de geração de cenários de vazão, para o primeiro mês de geração, terceiro e quarto. A exceção se deu no segundo mês à frente, devido a previsão apresentar qualidade inferior às outras.

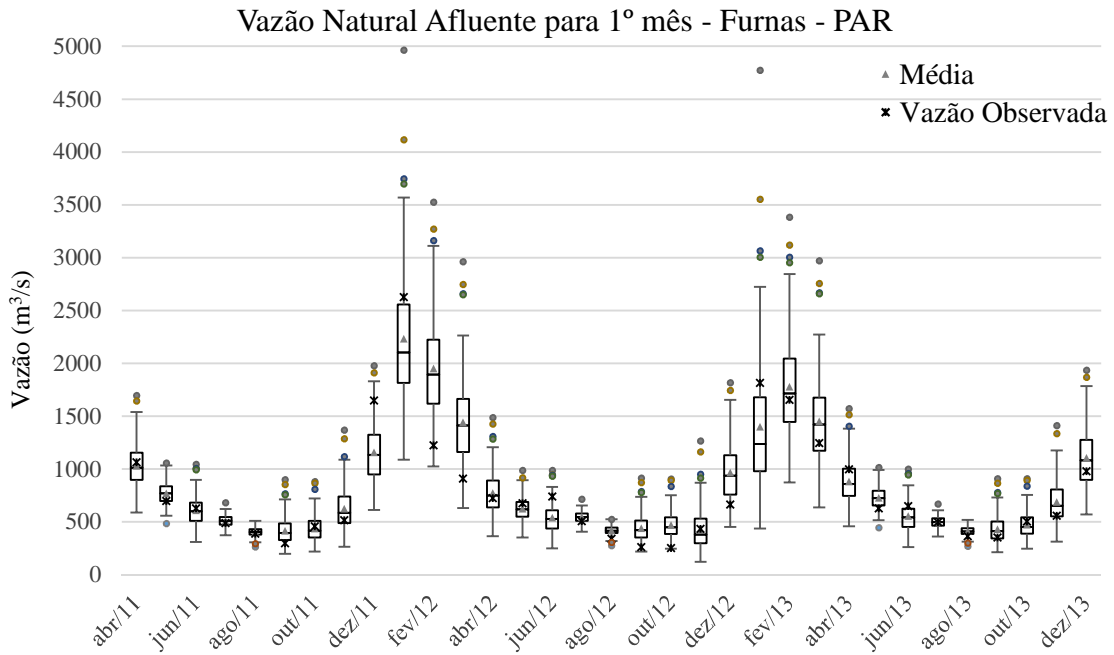


Figura 5-38 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o primeiro mês.

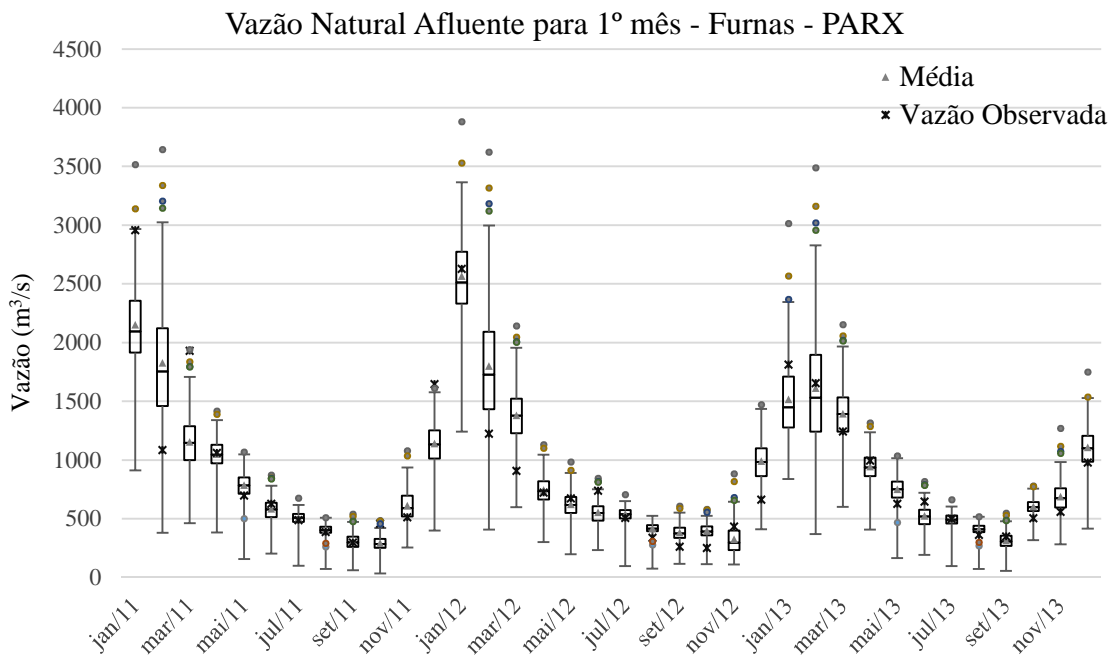


Figura 5-39 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o primeiro mês.

Da Figura 5-38 a Figura 5-45 são apresentados os gráficos box-plots dos cenários de vazão gerados pelos modelos PAR e PARX para o primeiro, segundo, terceiro e quarto mês à frente para o período analisado. Verifica-se que o modelo PARX apresenta menor dispersão do que o modelo PAR.

Para o segundo mês à frente, tanto o PAR quanto o PARX não apresentaram cenários com valores menores ou iguais à vazão observada nos meses de setembro e outubro de 2012.

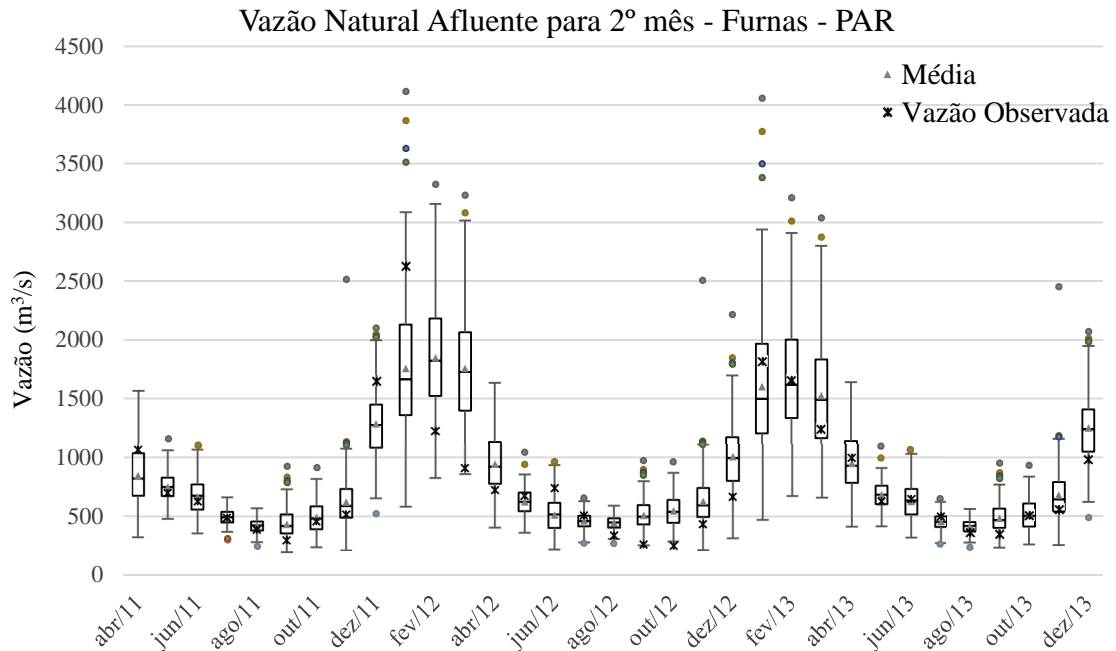


Figura 5-40 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o segundo mês.

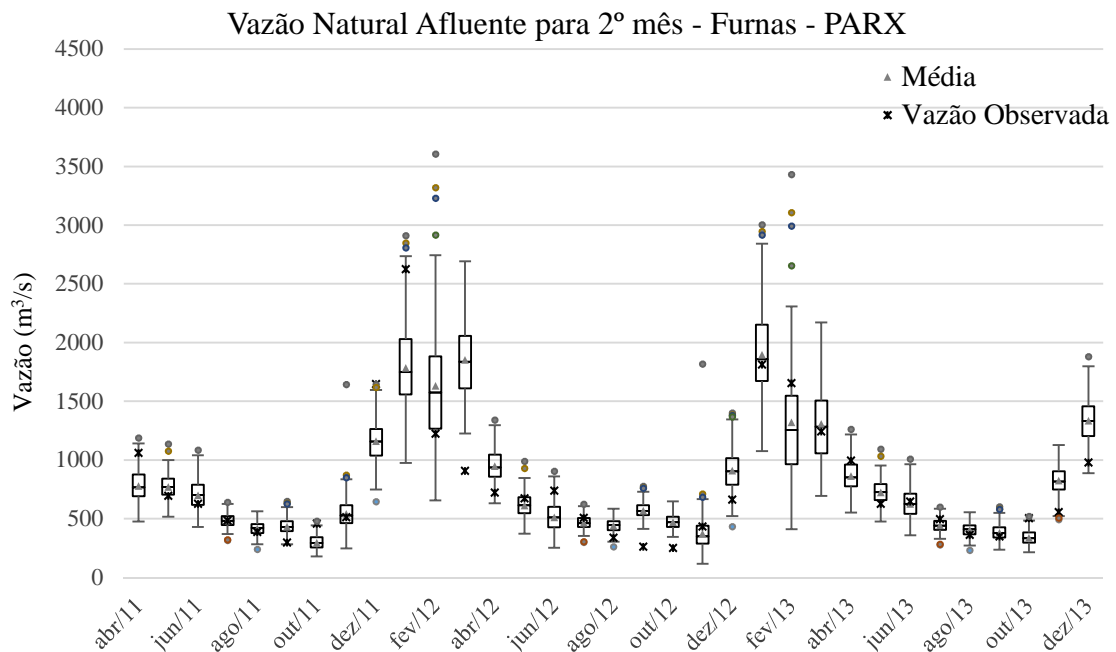


Figura 5-41 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o segundo mês.

O modelo PARX terceiro mês à frente não conseguiu gerar para dezembro de 2011 cenários com valores superiores a $1613 \text{ m}^3/\text{s}$, ao passo que a vazão observada foi de $1621 \text{ m}^3/\text{s}$.

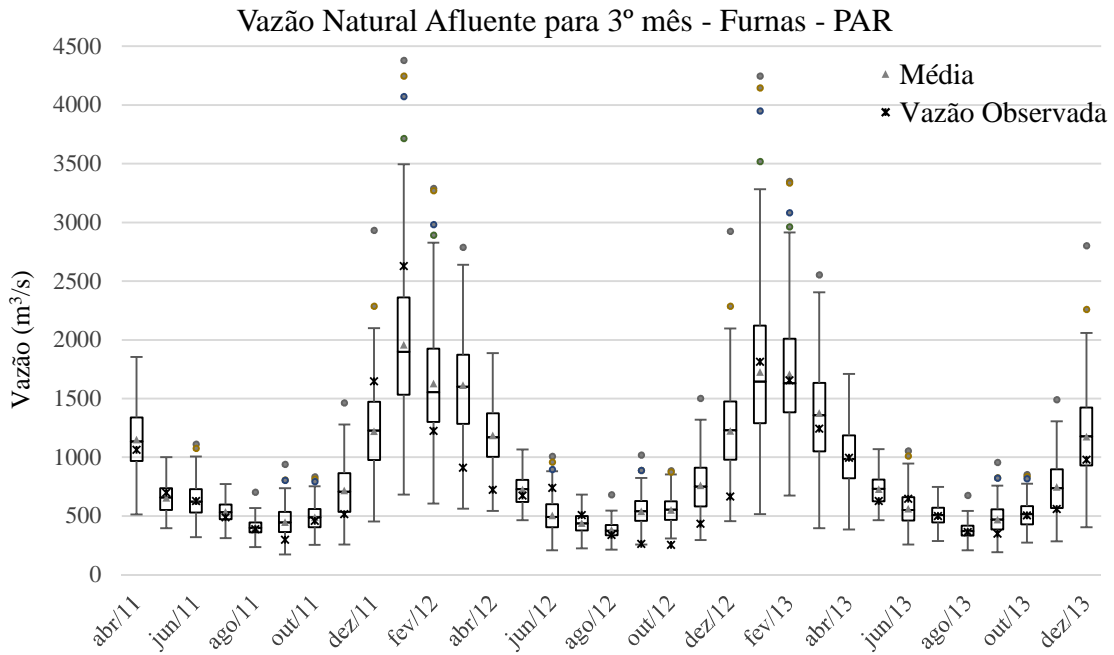


Figura 5-42 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o terceiro mês.

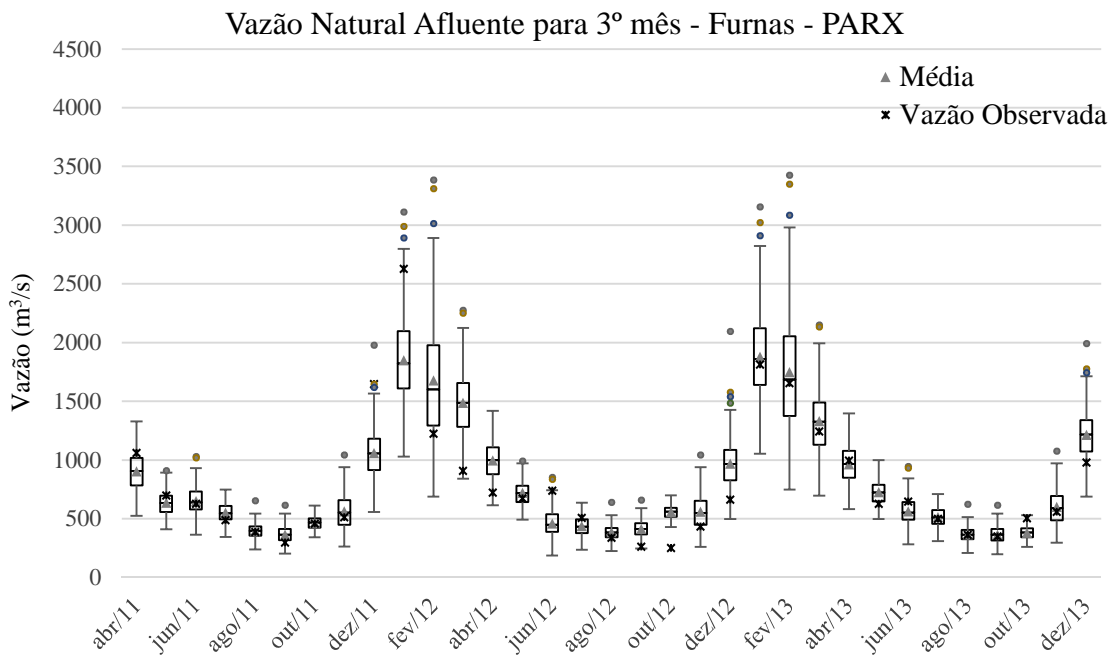


Figura 5-43 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o terceiro mês.

É importante destacar que os modelos não geram vazões negativas, devido à distribuição lognormal 3 parâmetros, porém para quarto mês à frente nos meses de setembro de 2012 e setembro de 2013, parece que o modelo PAR apresentou vazões negativas, contudo ocorreram vazões próximas a zero.

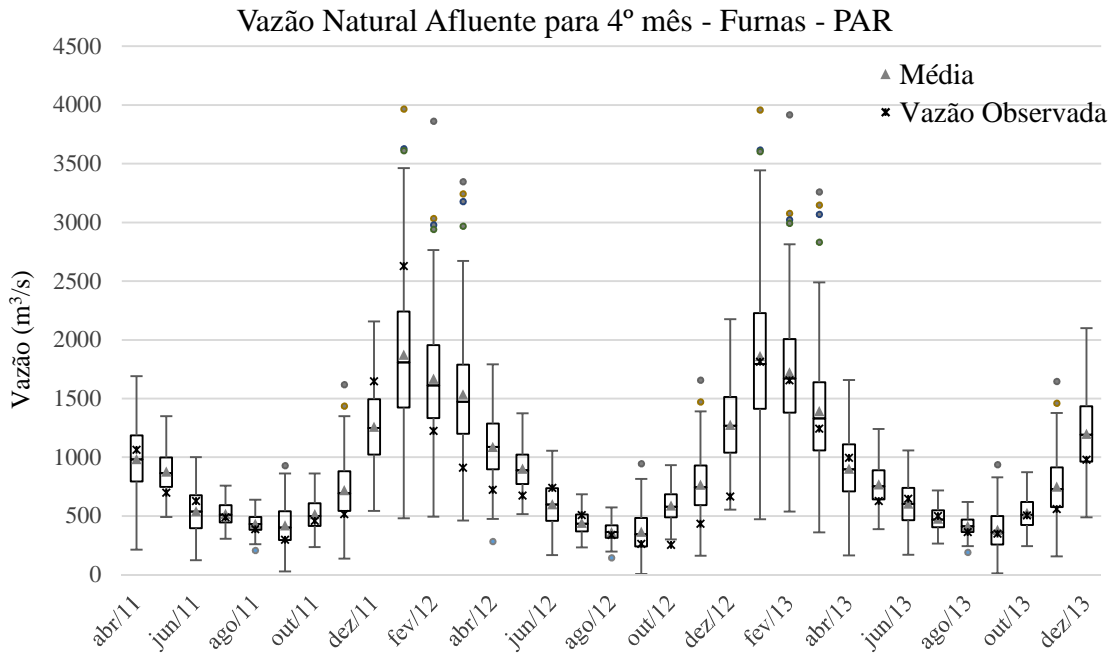


Figura 5-44 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o quarto mês.

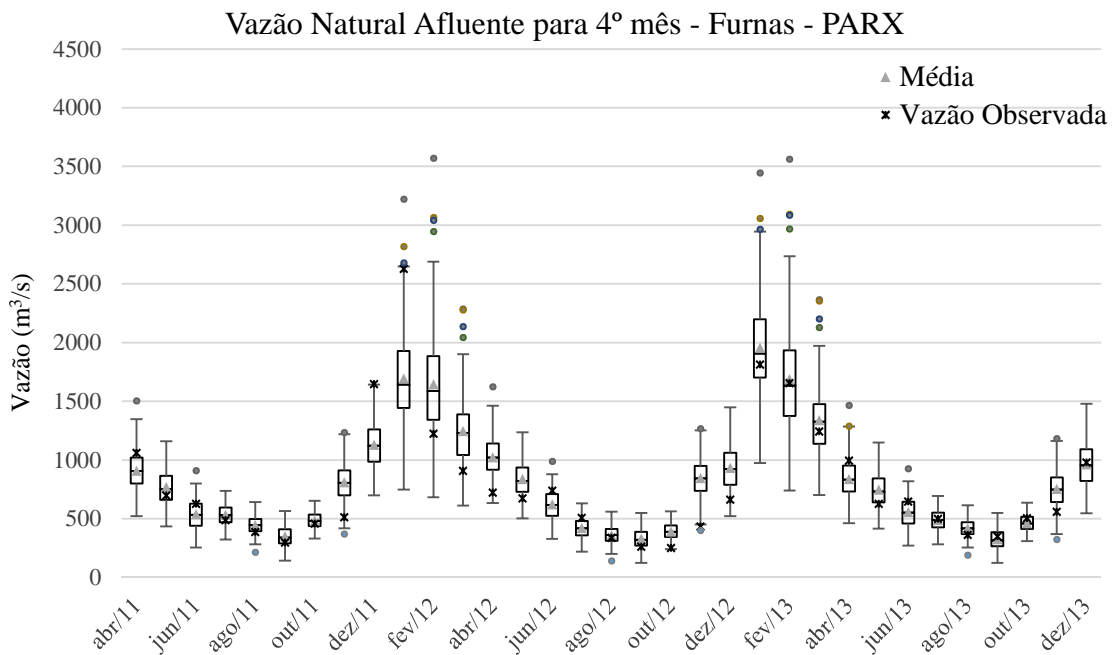


Figura 5-45 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o quarto mês.

A Figura 5-46 apresenta a distribuição acumulada dos valores de vazão observados e dos 200 cenários gerados pelos modelos PAR e PARX para meses entre abril de 2011 a dezembro de 2013. A Tabela 5-10 mostra as máximas distâncias entre a distribuição da vazão observada entre as distribuições provenientes dos modelos PAR e PARX e são inferiores ao valor crítico, assim segundo o teste de Kolmogrov-Smirnov as distribuições dos modelos PAR e PARX são aderentes à observação.

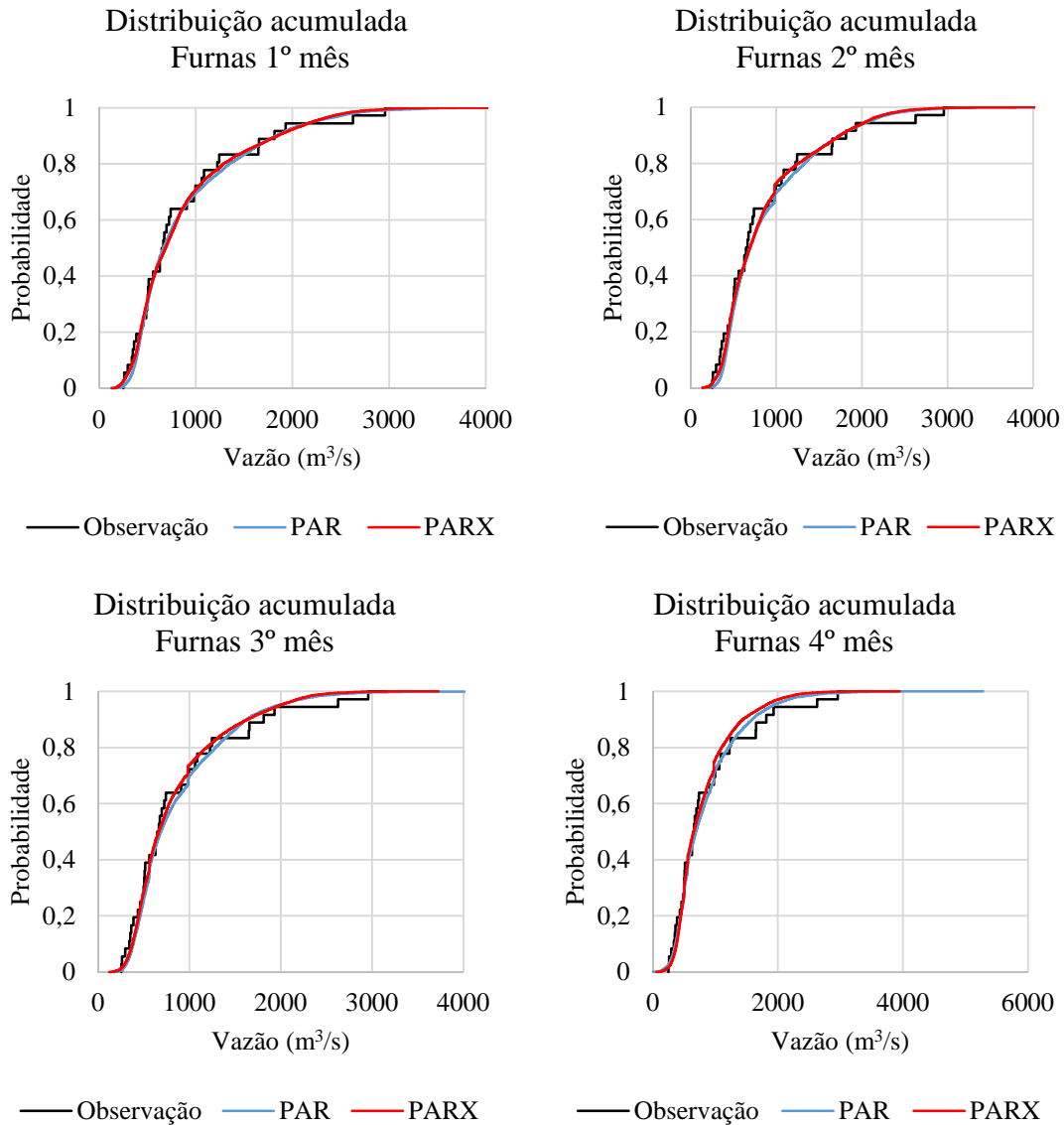


Figura 5-46 Distribuição acumulada.

5.3.2 Hidrelétrica Itá

A geração de cenários de vazão natural afluente para a usina hidrelétrica Itá utilizando o modelo PARX, com precipitação observada apresentou ganhos significativos uma vez que chove regularmente e ocorrem mudanças mais abruptas na vazão, conforme apresentado anteriormente.

É importante lembrar que na região Sul do Brasil os modelos de previsão apresentam dificuldade para gerar previsões de precipitação, devido aos fenômenos meteorológicos que influenciam na região, tal condição é confirmada ao comparar a precipitação prevista com a precipitação observada, também apresentada anteriormente.

A Figura 5-47 apresenta as vazões observadas, média dos cenários de vazão natural afluente gerados pelos modelos PAR e PARX. Nota-se que os dois modelos não conseguem gerar cenários aderentes à vazão observada.

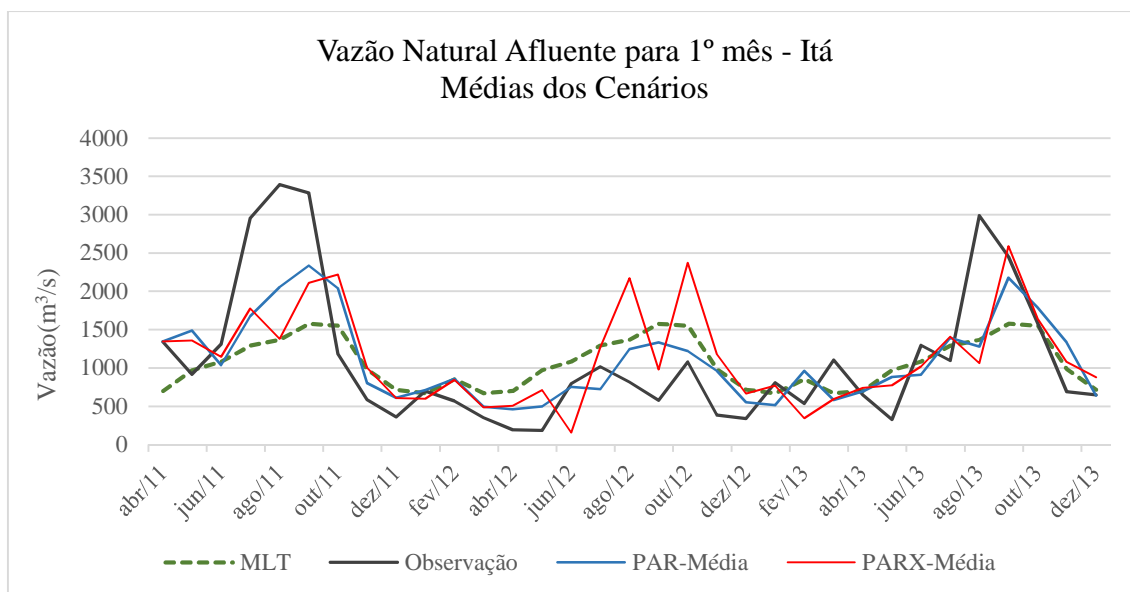


Figura 5-47 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 1º mês.

O mesmo comportamento descrito para os cenários gerados para o primeiro mês de previsão é verificado para todos os meses à frente, Figura 5-48, Figura 5-49 e Figura 5-51 e à medida que se aumenta o horizonte de estudo os modelos tendem a gerar cenários mais próximos à média histórica de vazão.

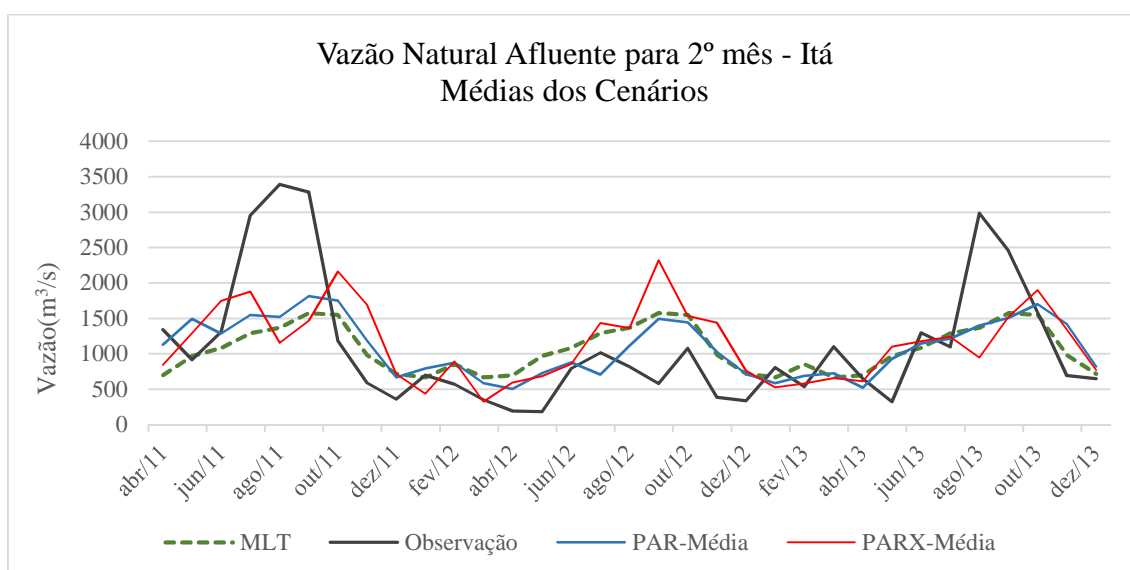


Figura 5-48 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 2º mês.

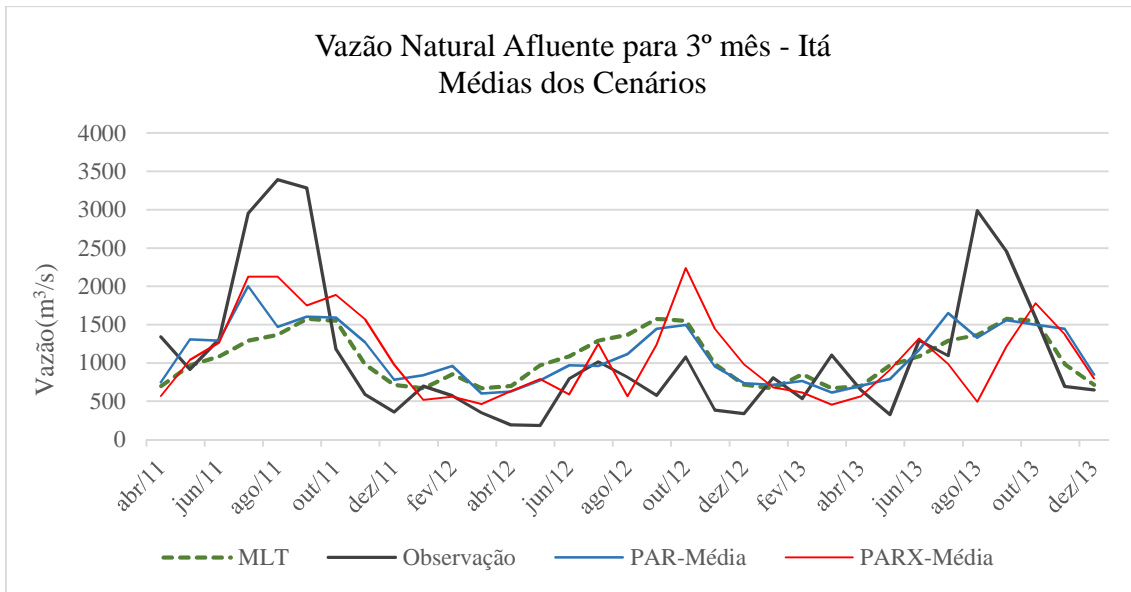


Figura 5-49 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 3º mês.

A Tabela 5-9 apresenta os índices que quantificam a destreza dos modelos PAR e PARX. A média dos cenários gerados pelos modelos PAR e PARX não apresentou o mesmo comportamento que a vazão observada, porém os cenários gerados englobam a vazão observada no período, Figura 5-50.

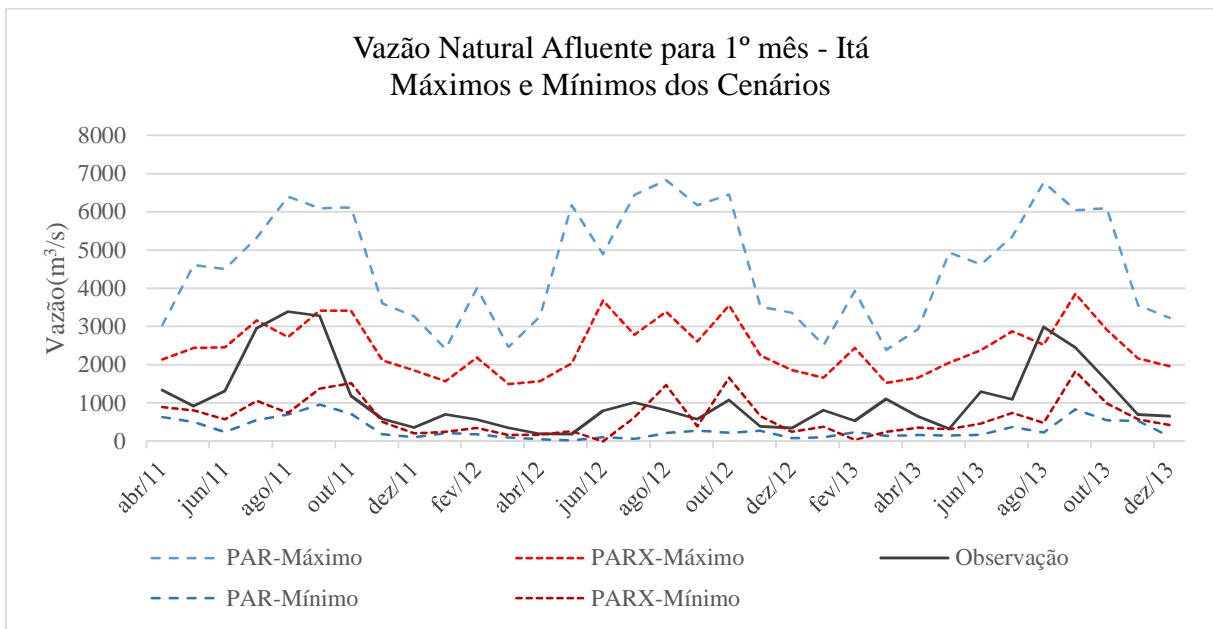


Figura 5-50 Envoltória dos cenários gerados para usina Itá, 1 mês à frente.

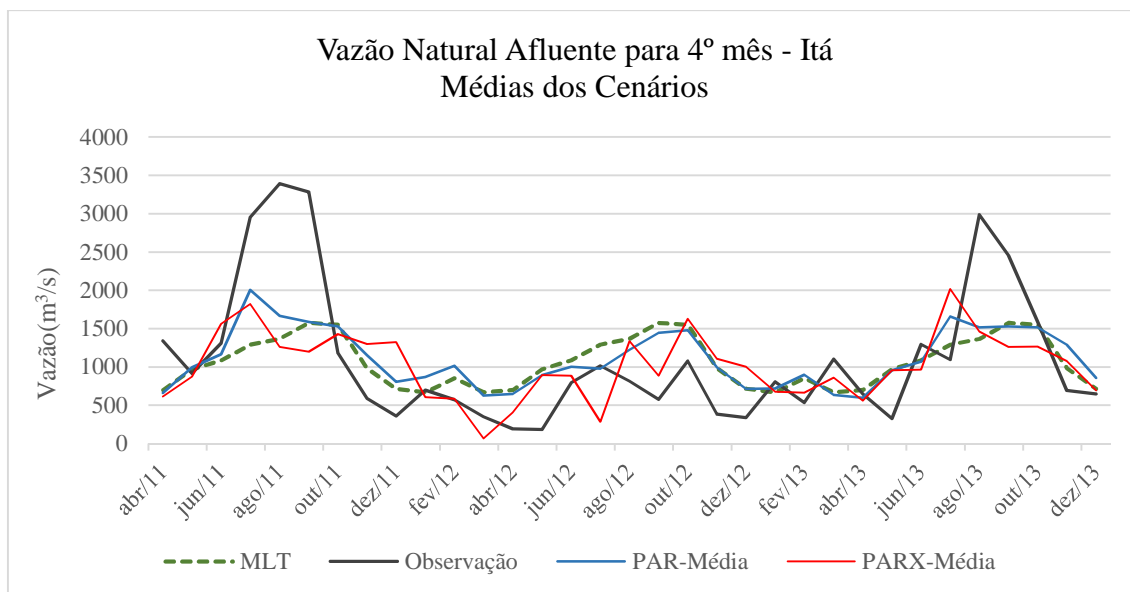


Figura 5-51 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 4º mês.

É interessante notar que ao utilizar a precipitação observada, ou seja perfeita, o modelo PARX conseguiu gerar cenários muito mais aderentes às vazões observadas, exatamente devido ao fato da região receber muita chuva durante todo o ano, porém devido à baixa qualidade das previsões de precipitação o modelo PARX não apresentou bons resultados, ou seja ao utilizar a previsão da precipitação do modelo ETA com resolução de 40 Km houve introdução de ruído no processo.

Da Figura 5-52 a Figura 5-59 são apresentados os gráficos box-plots dos cenários gerados para a usina Itá, do primeiro ao quarto mês, observa-se que a vazão observada está contida nos cenários pelo modelo PAR. Já o modelo PARX não houve cenários que contemplassem as vazões observadas em diversos meses, indicando que a precipitação prevista piorou a qualidade dos cenários gerados em relação ao PAR.

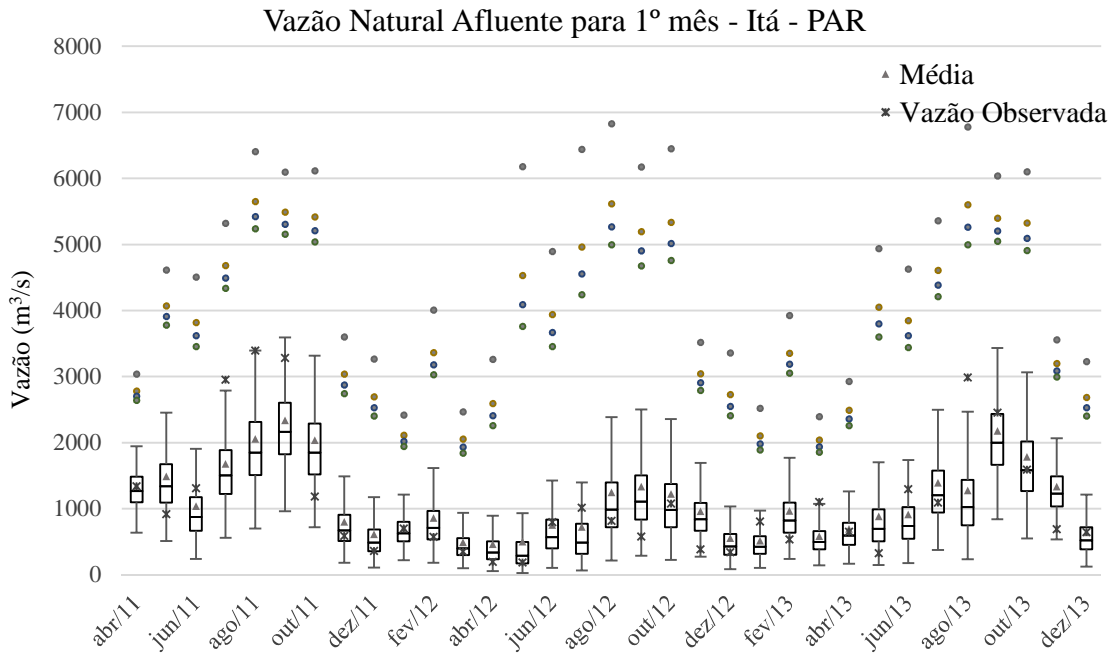


Figura 5-52 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o primeiro mês.

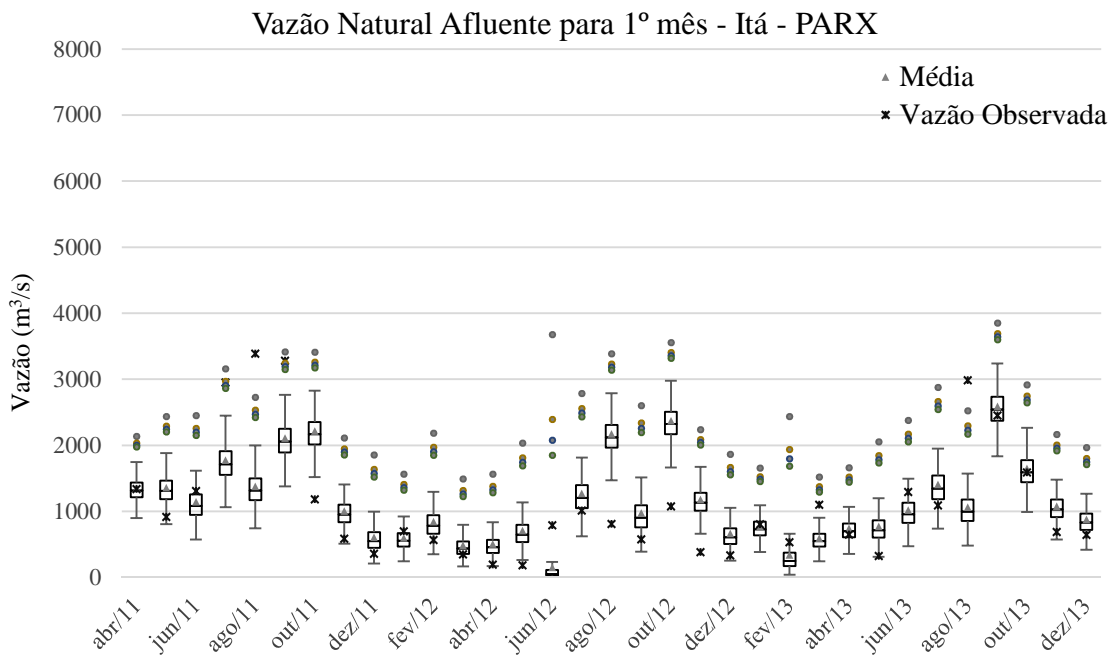


Figura 5-53 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o primeiro mês.

Para o primeiro mês de geração, o modelo PARX apresentou muitas vazões próximas a zero em junho de 2012, devido à distribuição lognormal 3 parâmetros o modelos não gera vazões negativas.

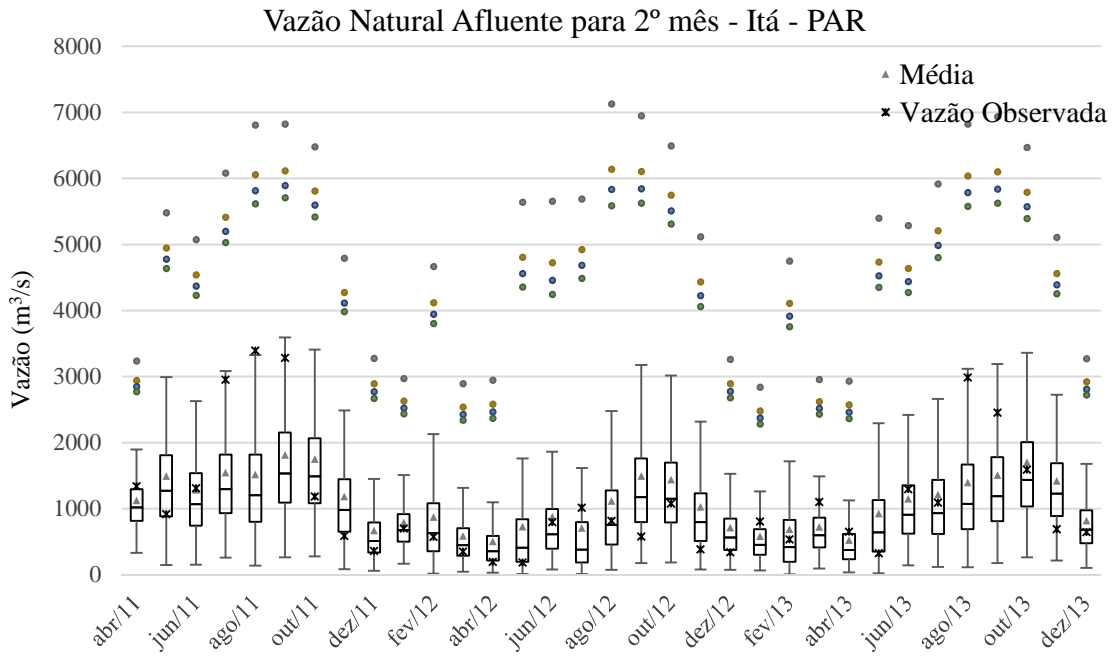


Figura 5-54 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o segundo mês.

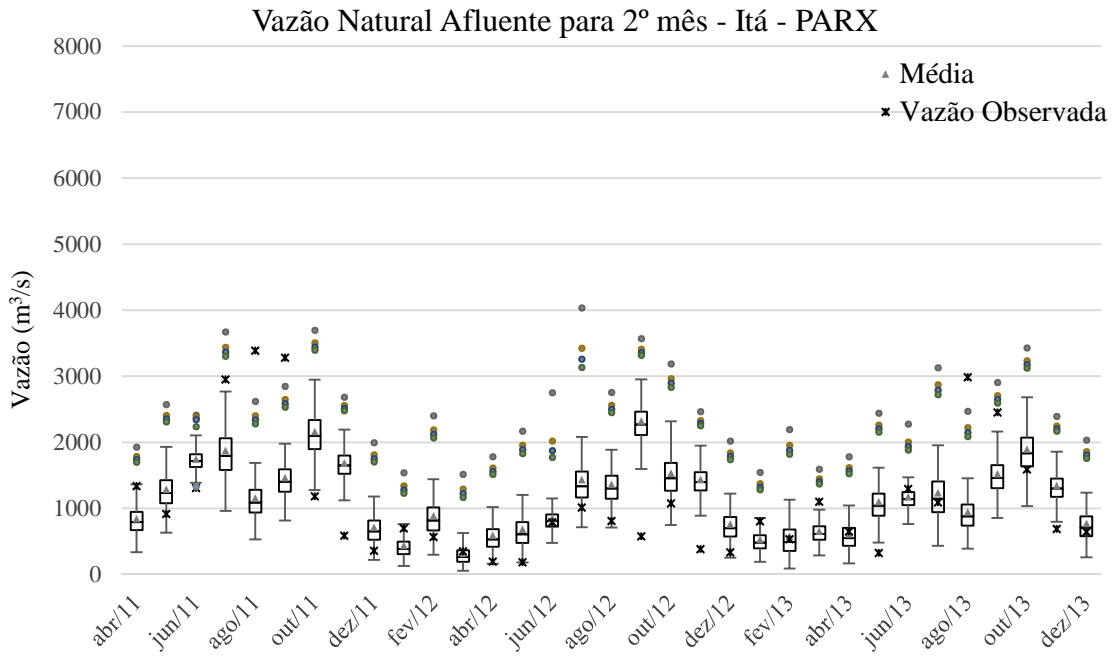


Figura 5-55 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o segundo mês.

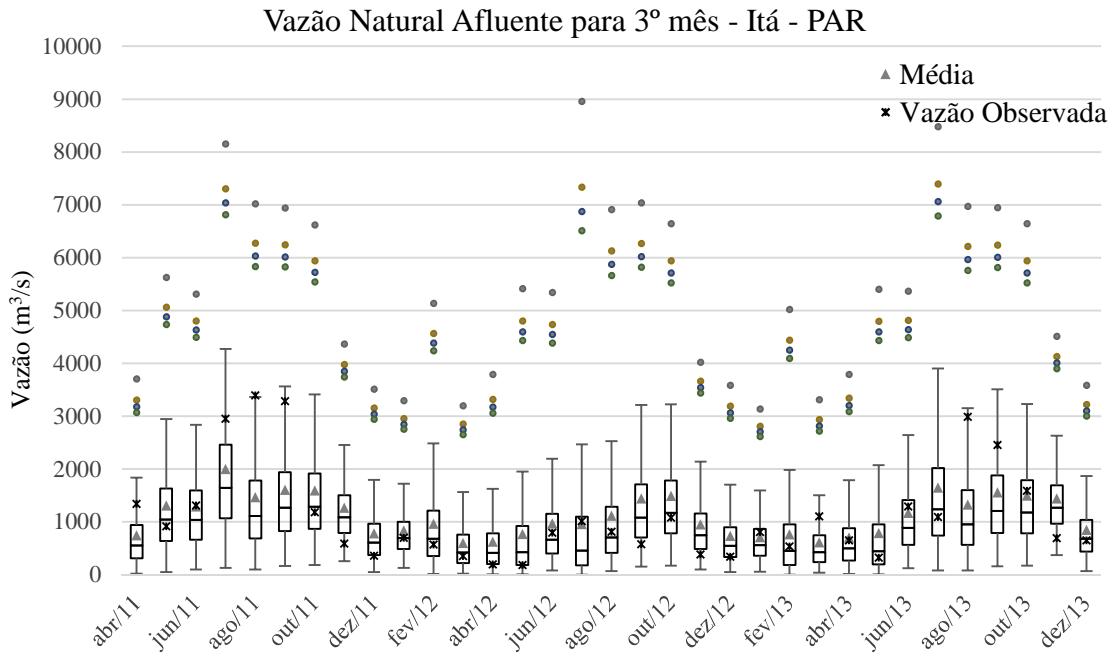


Figura 5-56 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o terceiro mês.

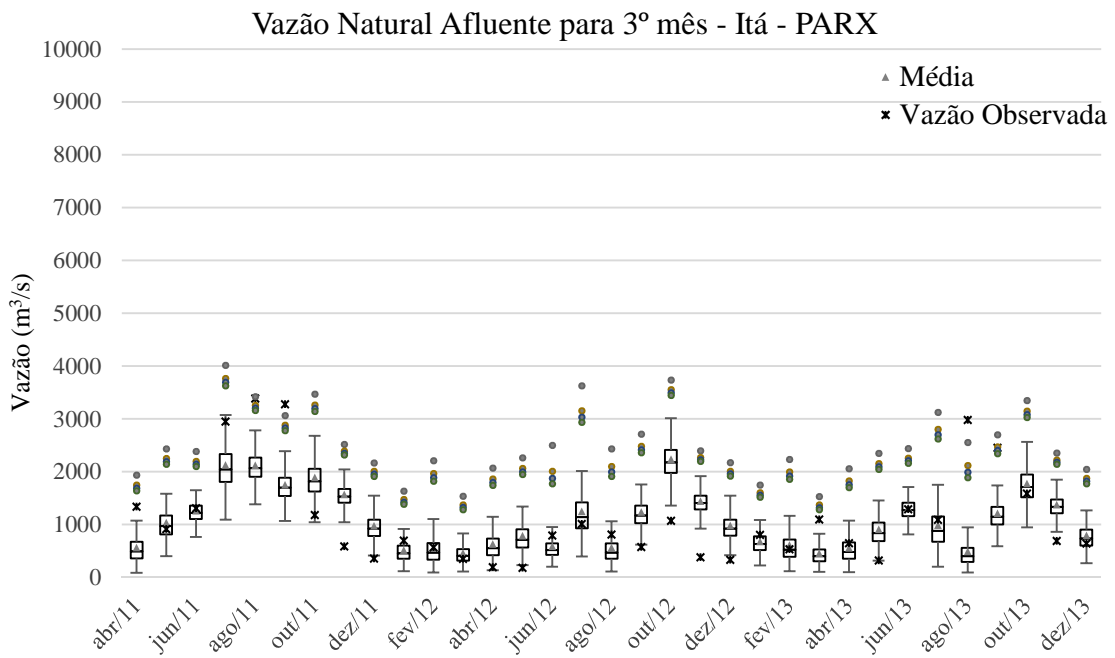


Figura 5-57 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o terceiro mês.

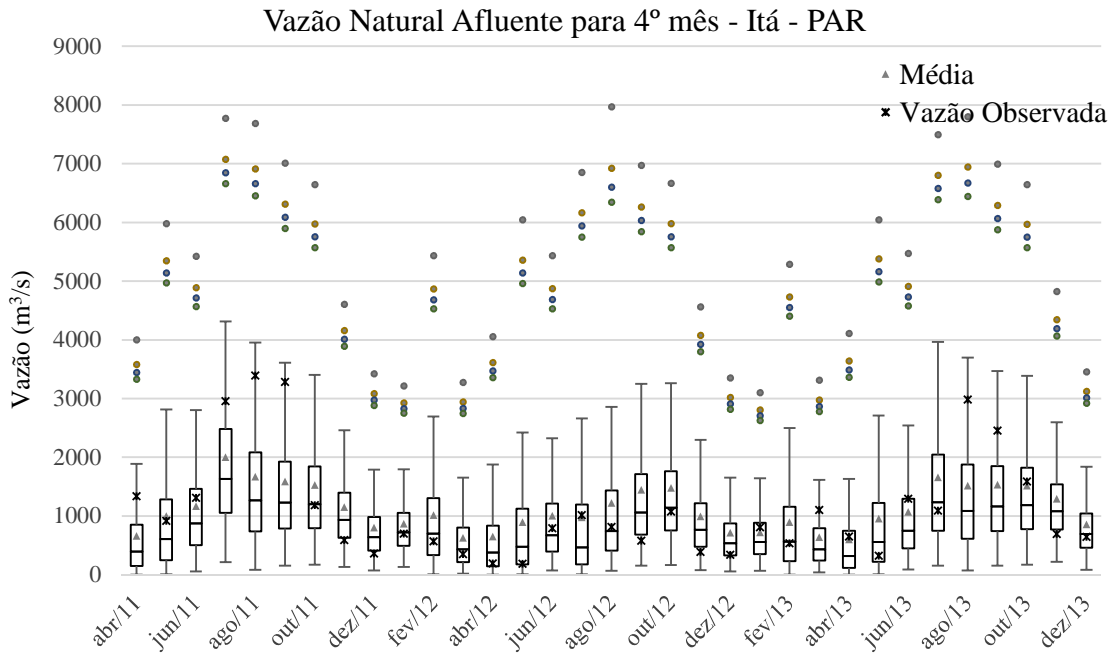


Figura 5-58 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o quarto mês.

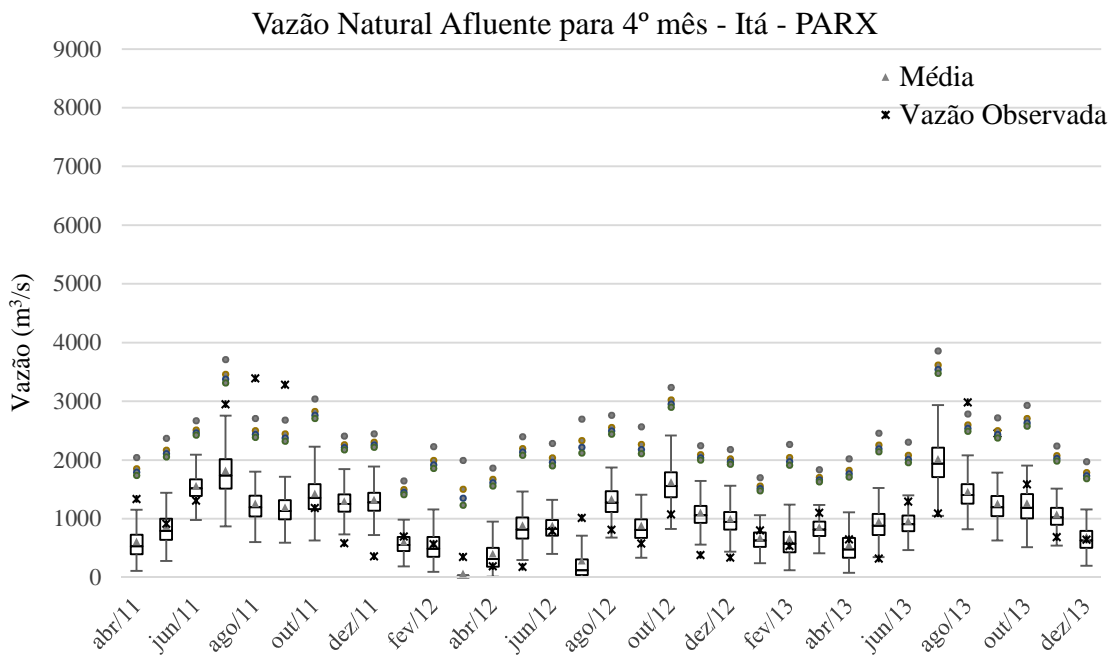


Figura 5-59 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o quarto mês.

O modelo PARX foi ajustado com os dados de vazões e precipitações observadas, porém devido à qualidade da previsão da precipitação não atingiu bons resultados.

A Figura 5-60 mostra a distribuição acumulada das vazões observadas, dos 200 cenários gerados pelo PAR e PARX, para o período em teste.

Nota-se que para vazões inferiores a 1000 m³/s a distribuição acumulada dos cenários gerados pelo PAR é mais aderente à observação, porém a partir desse valor ocorre o inverso, o distribuição acumulada do modelo PARX está mais próxima à distribuição observada, especialmente para o primeiro mês. Segundo o teste de Kolmogorov-Smirnov, as distribuições acumuladas dos cenários gerados pelos modelos PAR e PARX são aderentes à observação, Tabela 5-10.

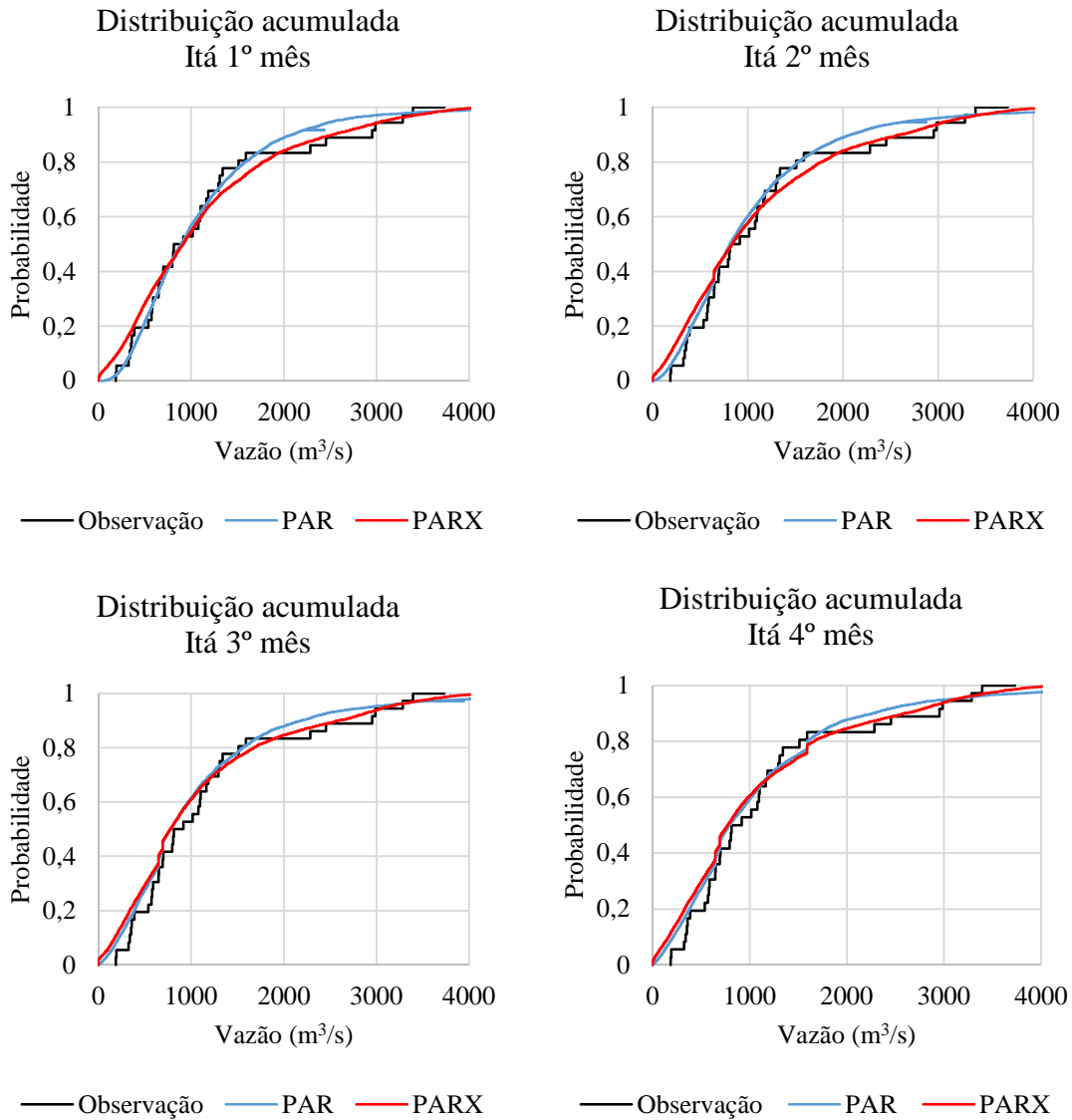


Figura 5-60 Distribuição acumulada.

5.3.3 Hidrelétrica Três Marias

A Figura 5-61 mostra a média dos cenários de vazão natural afluente gerados pelos modelos PAR, PARX, além da vazão observada para a usina Três Marias. Nota-se que os dois modelos obtiveram resultados muito próximos nos períodos úmidos. Os dois

modelos também conseguiram prever o aumento das vazões em janeiro de 2012, porém o modelo PARX gerou em média cenários com vazões mais próximas ao observado, também se percebe que o modelo PARX consegue gerar vazões menores mais rapidamente que o modelo PAR. Já no período úmido de 2012/2013 ocorreram vazões abaixo da MLT e os dois modelos geraram vazões próximas da média.

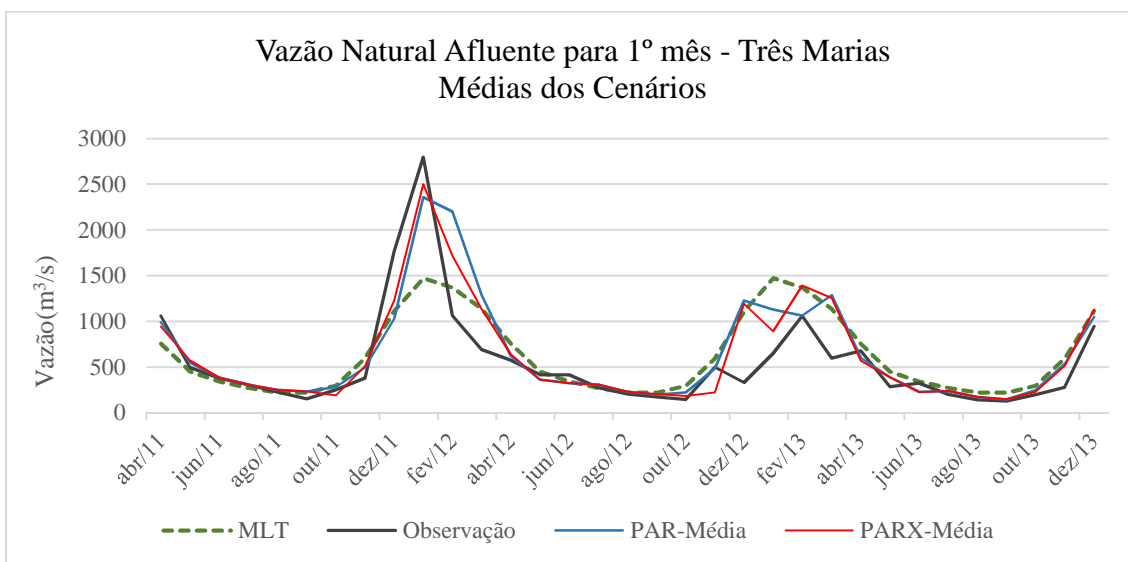


Figura 5-61 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 1º mês.

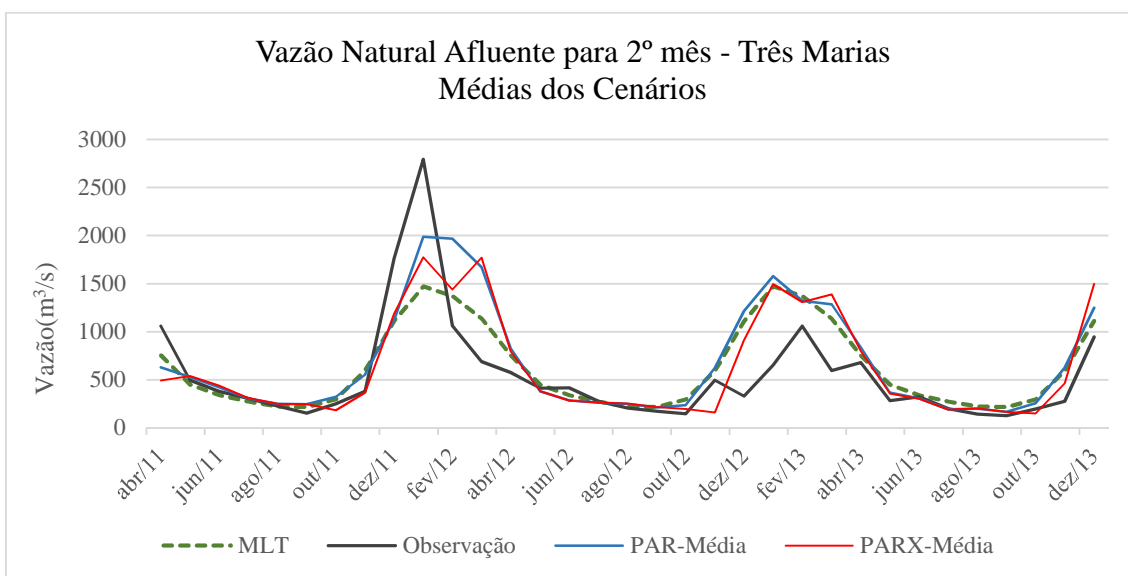


Figura 5-62 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 2º mês.

Conforme já foi observado, ao gerar cenários para meses mais distantes da última observação da vazão os modelos perdem a memória do passado recente e por

isso geram cenários mais próximos da média das vazões históricas, como apresentado na Figura 5-62, Figura 5-63 e Figura 5-64.

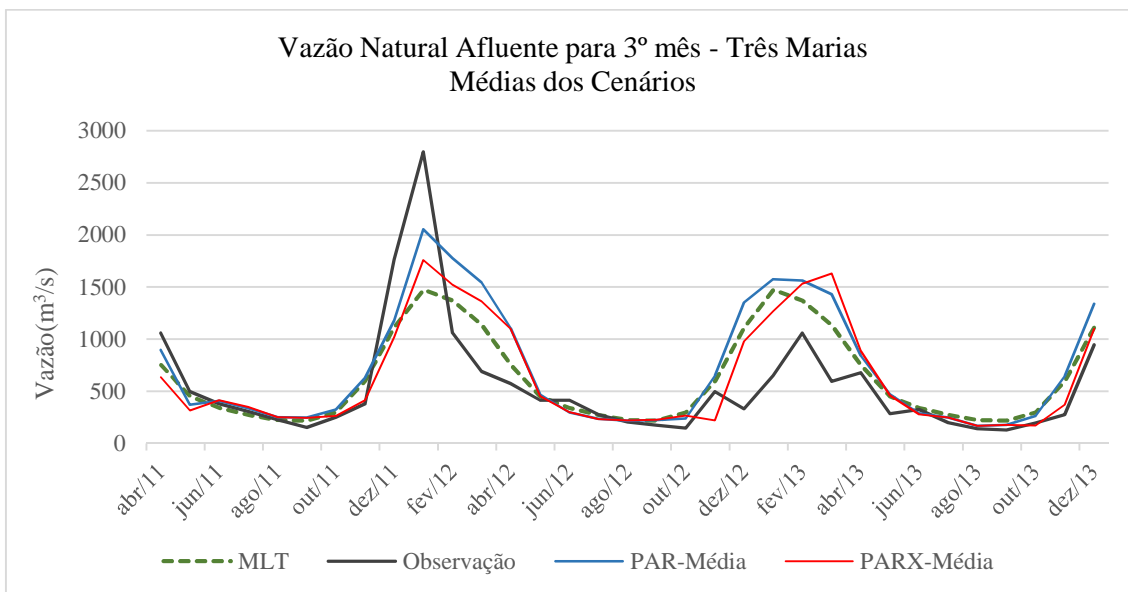


Figura 5-63 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 3º mês.

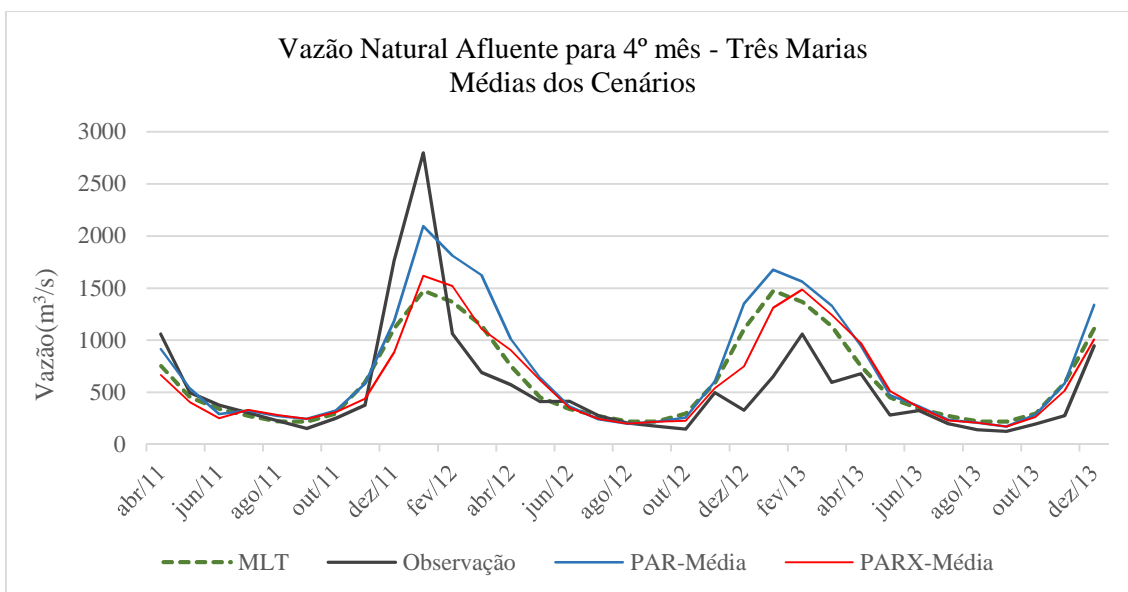


Figura 5-64 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 4º mês.

Os índices utilizados neste trabalho para verificar a destreza dos modelos PAR e PARX frente à vazão observada são apresentados na Tabela 5-9. Nota-se que o modelo PARX consegue reduzir os valores dos índices RMSE, EMPA e a DM. Em contrapartida, o coeficiente NS aumentou para todos os meses do horizonte em estudo,

chegando a 0,73 ao utilizar o modelo PARX com a precipitação prevista. O modelo PARX obteve resultados mais aderentes que o modelo PAR, para os 4 meses do horizonte em estudo, especialmente para o primeiro mês.

Da Figura 5-65 a Figura 5-72 são mostrados os gráficos box-plots dos cenários de vazão gerados para a usina Três Marias até o quarto mês à frente.

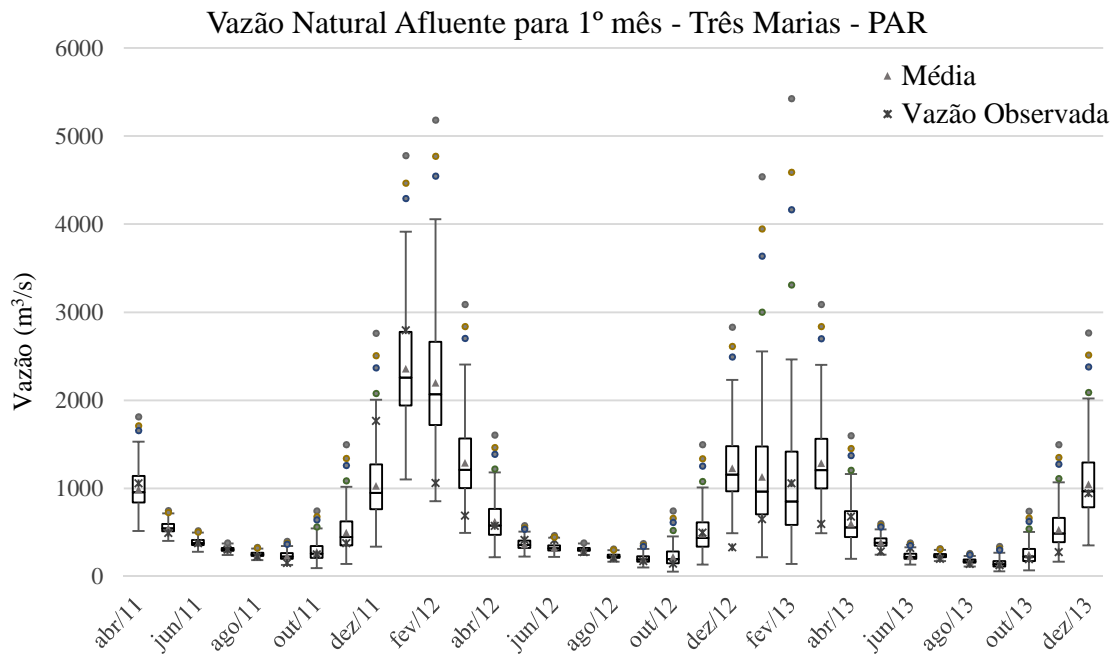


Figura 5-65 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o primeiro mês.

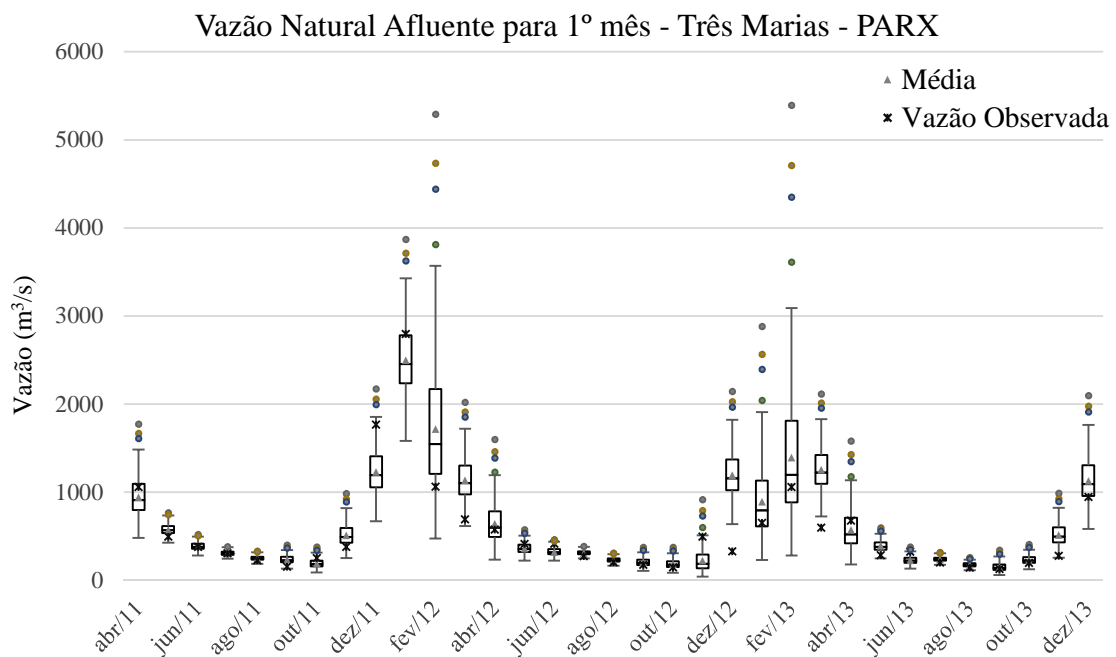


Figura 5-66 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o primeiro mês.

Para essa usina os dois modelos geraram cenários em que a vazão observada estava contida ou com valores próximos, como em dezembro de 2012, para o primeiro mês. Já para o segundo mês todas vazões observadas estavam contidas nos cenários gerados.

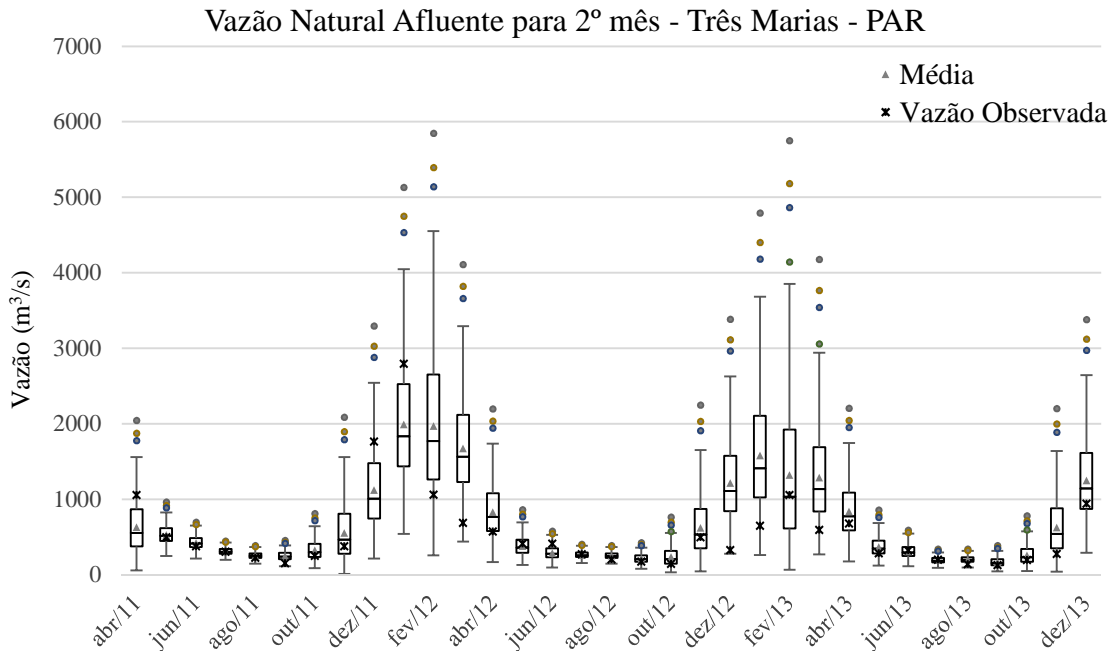


Figura 5-67 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o segundo mês.

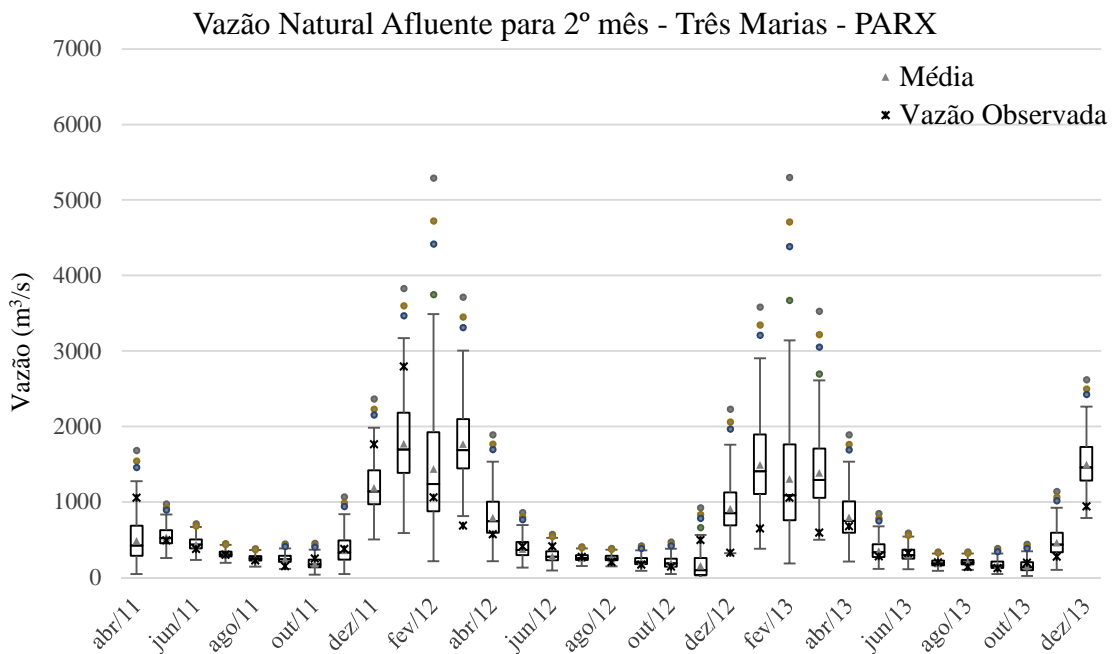


Figura 5-68 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o segundo mês.

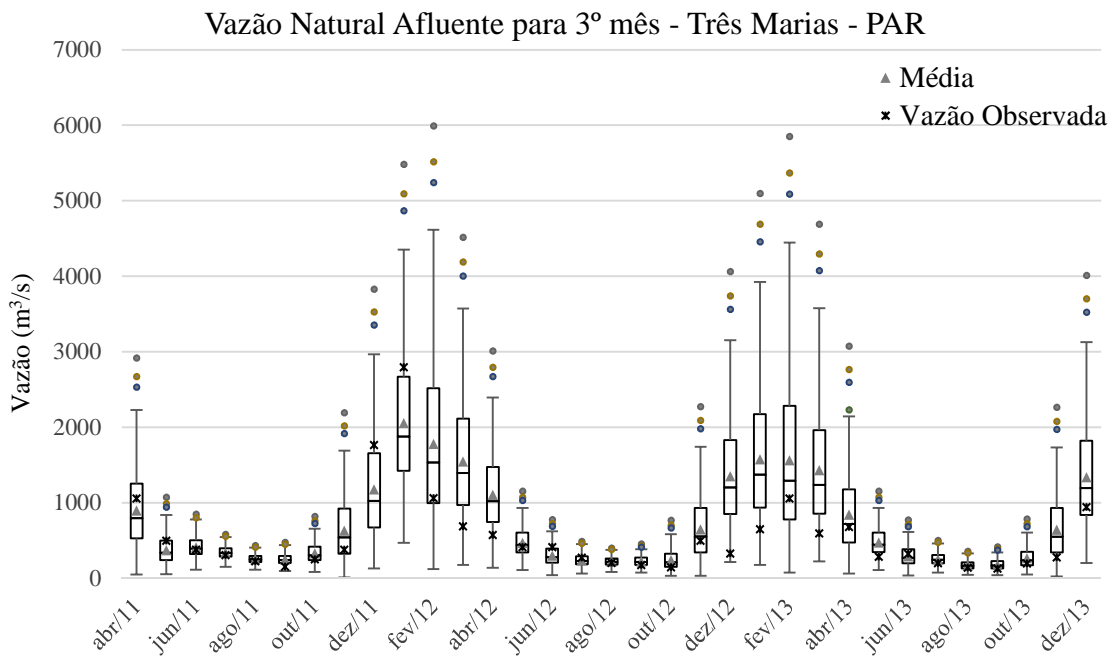


Figura 5-69 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o terceiro mês.

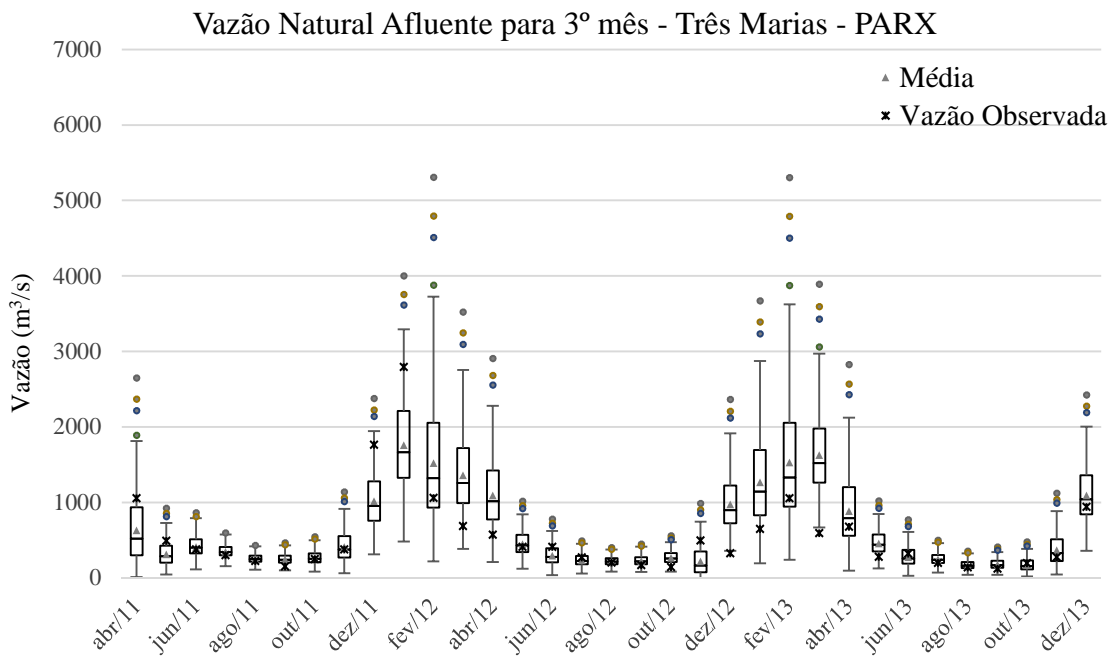


Figura 5-70 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o terceiro mês.

Observa-se que o modelo PARX gera cenários com menor dispersão, pois os ruídos apresentam menor desvio padrão, pois as vazões geradas por esse modelo se adequam melhor ao histórico de vazões.

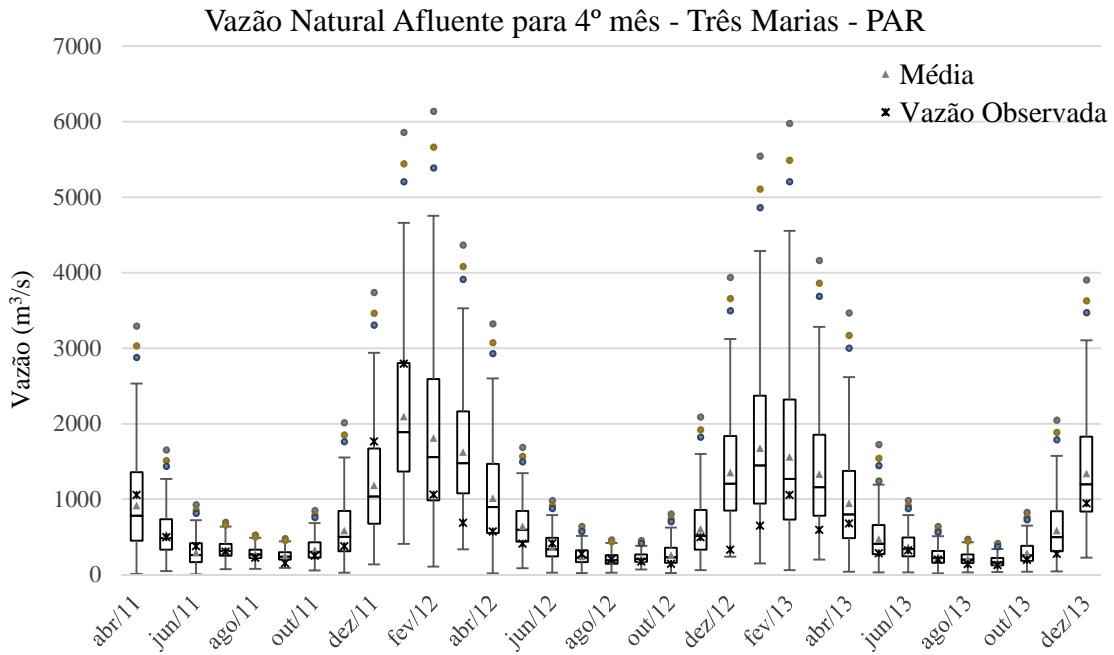


Figura 5-71 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o quarto mês.

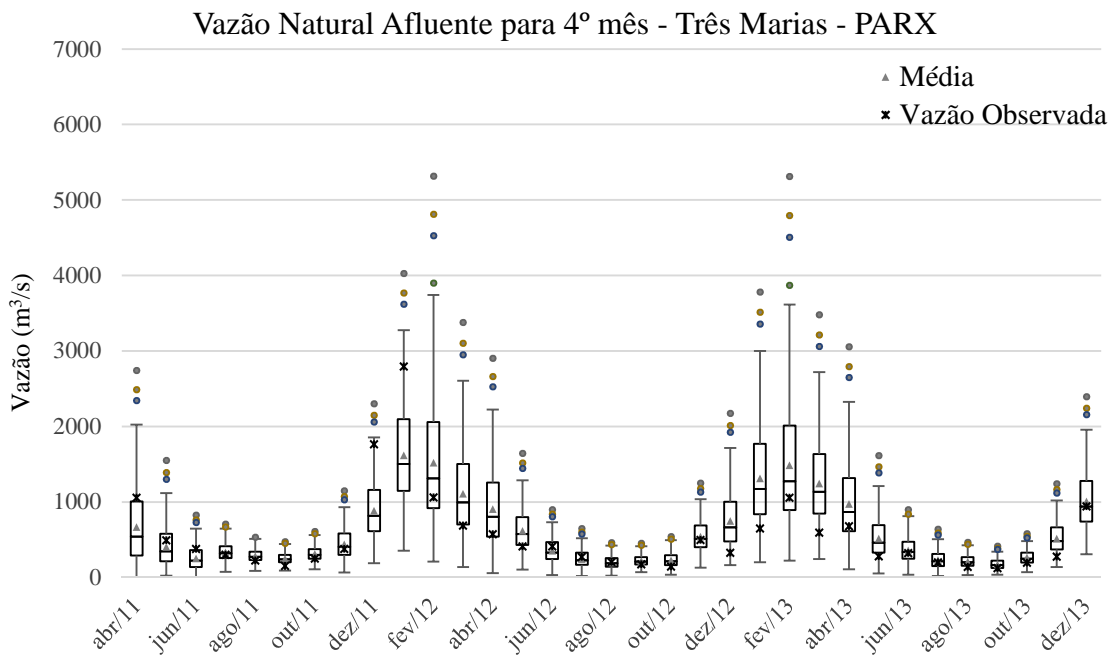


Figura 5-72 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o quarto mês.

A Figura 5-73 exibe as distribuições acumuladas dos 200 cenários gerados para cada mês pelos modelos PAR e PARX, juntamente com a observação. Os dois modelos são aprovados pelo teste de Kolmogorov-Smirnov, Tabela 5-10, porém nota-se que o modelo PAR subestima a vazão para valores superiores a 570 m³/s, já o modelo PARX apresenta distância menor em relação à distribuição acumulada da vazão observada.

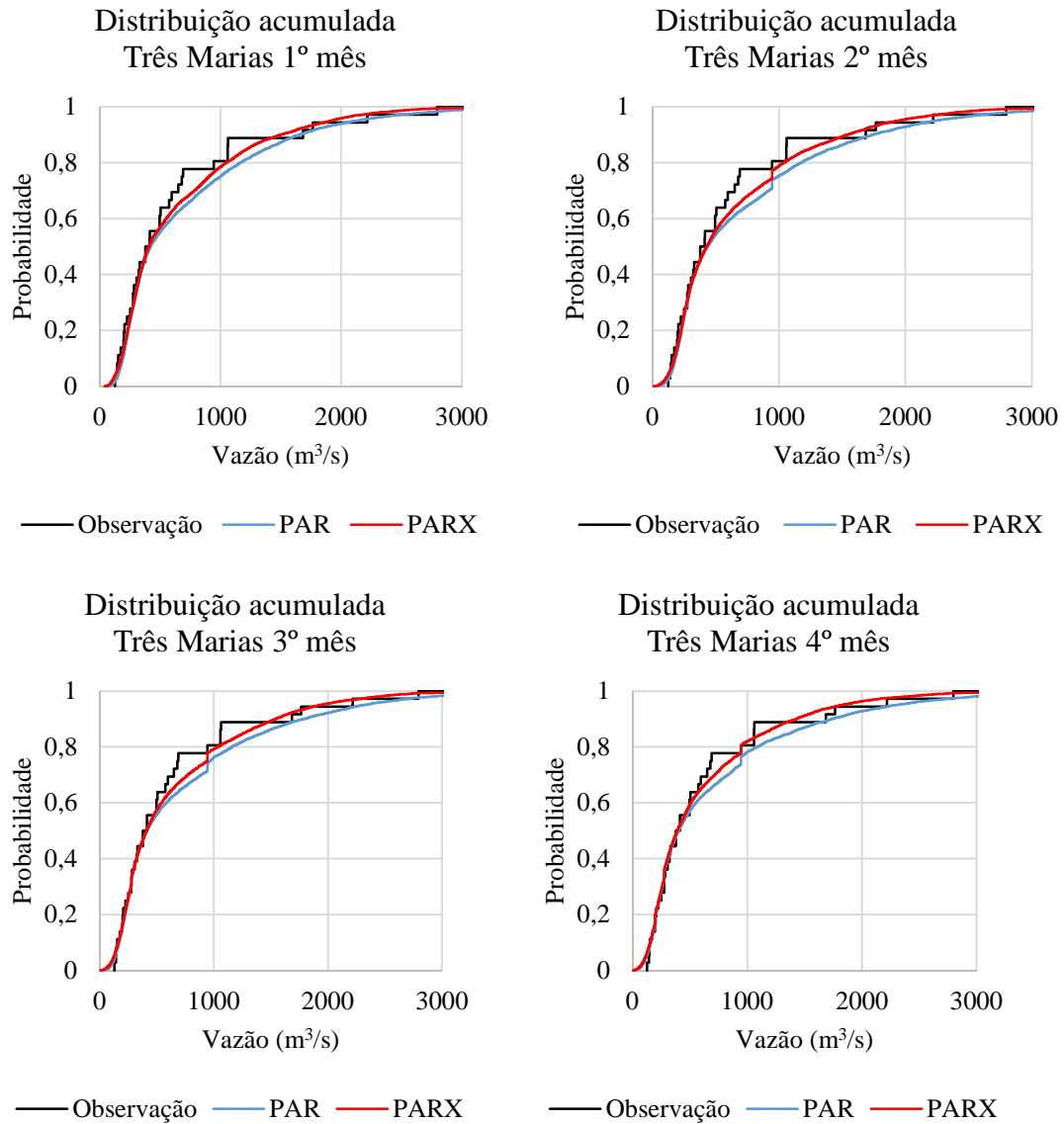


Figura 5-73 Distribuição acumulada.

5.3.4 Hidrelétrica Sobradinho

A Figura 5-74 mostra a vazão natural afluente à hidrelétrica Sobradinho, a média dos cenários de vazão gerados pelos modelos PARX e PAR, para o primeiro mês a frente.

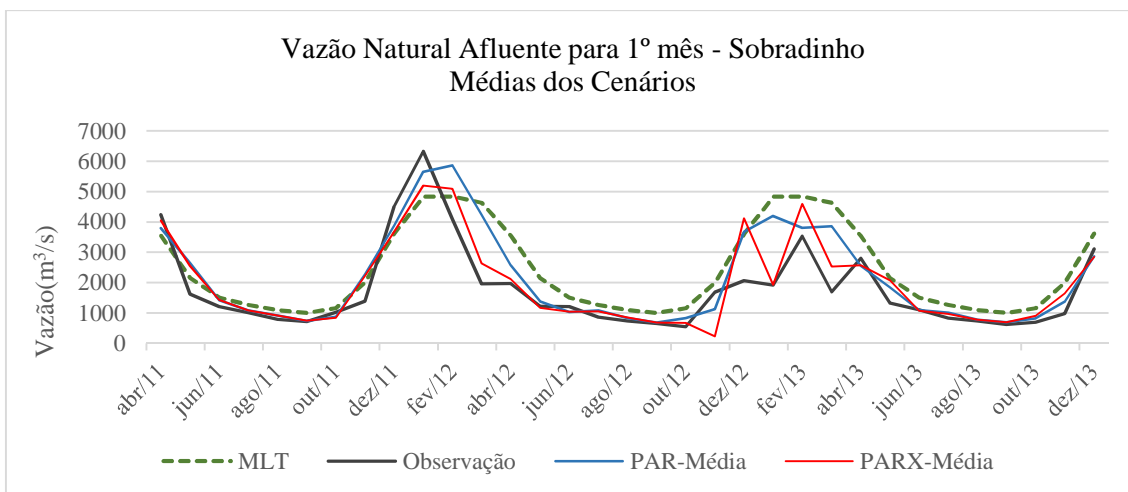


Figura 5-74 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 1º mês.

Percebe-se que os dois modelos conseguiram prever o aumento das vazões em janeiro de 2012, o modelo PAR chegou a valores mais próximos ao realizado que o PARX. No entanto, o modelo PARX atingiu vazões menores mais rapidamente que o modelo PAR. No período úmido de 2012/2013 a usina recebeu vazões menores que a MLT, apresentado pelos dois modelos. É interessante notar que o modelo PARX não atingiu as mesmas magnitudes, mas conseguiu capturar o mesmo comportamento.

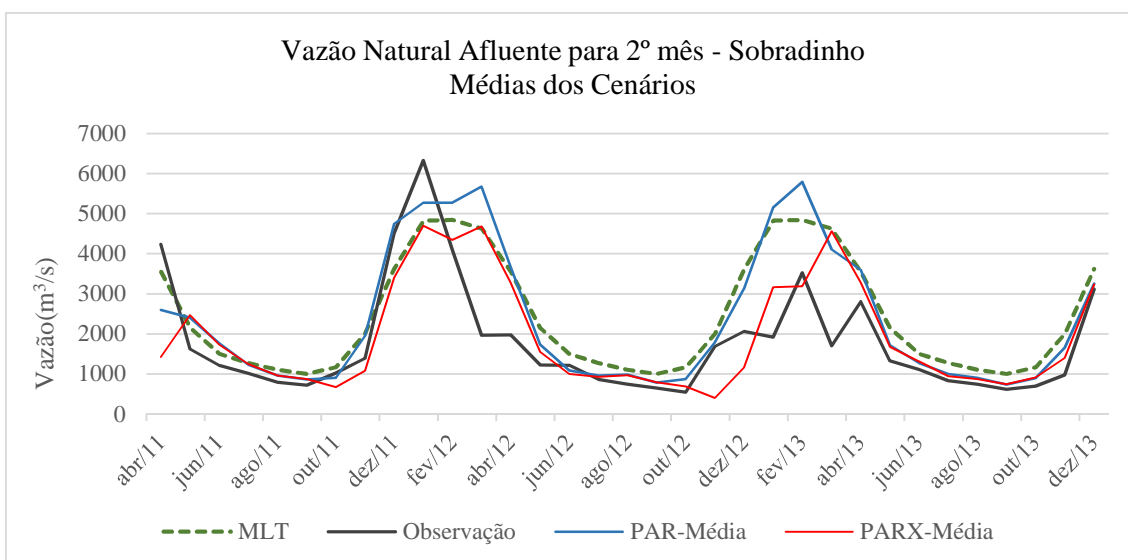


Figura 5-75 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 2º mês.

Na Figura 5-75, Figura 5-76 e Figura 5-77 são apresentadas as mesmas variáveis, porém para o segundo, terceiro e quarto mês de previsão. Os modelos tendem a média ao se afastarem do início da geração, especialmente no PAR.

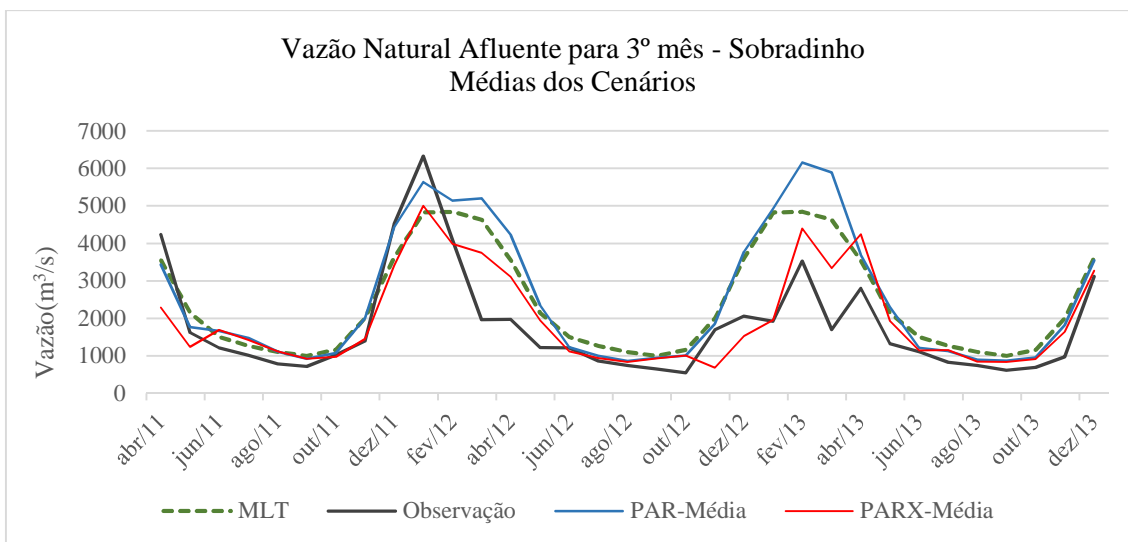


Figura 5-76 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 3º mês.

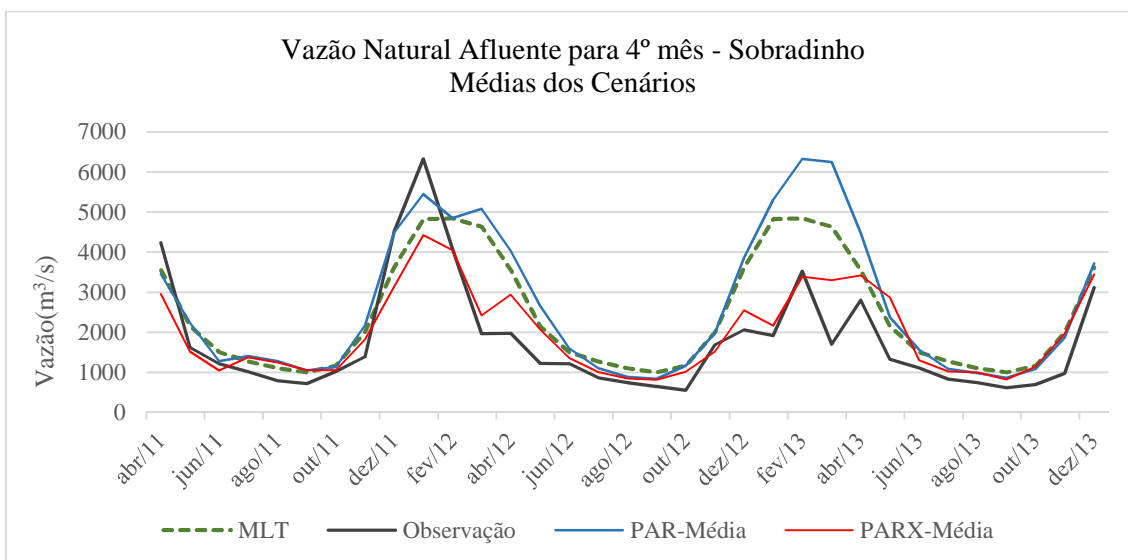


Figura 5-77 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 4º mês.

A Tabela 5-9 quantifica a destreza dos modelos em estudo através dos índices RMSE, EMPA, NS e DM. Verifica-se que para todo os meses do horizonte há redução do RMSE e EMPA ao utilizar a informação da precipitação prevista. Já os índices NS e DM apontaram que modelo PARX teve desempenho melhor que o PAR, com exceção para o segundo mês à frente em que o modelo PAR foi superior ao PARX. Os melhores resultados são para o primeiro mês de previsão, onde NS era de 0,66 e de 0,76, respectivamente para os modelos PAR e PARX.

Da Figura 5-78 a Figura 5-85 são apresentados os gráficos box-plots dos cenários de vazão gerados para a usina Sobradinho, do primeiro ao quarto mês.

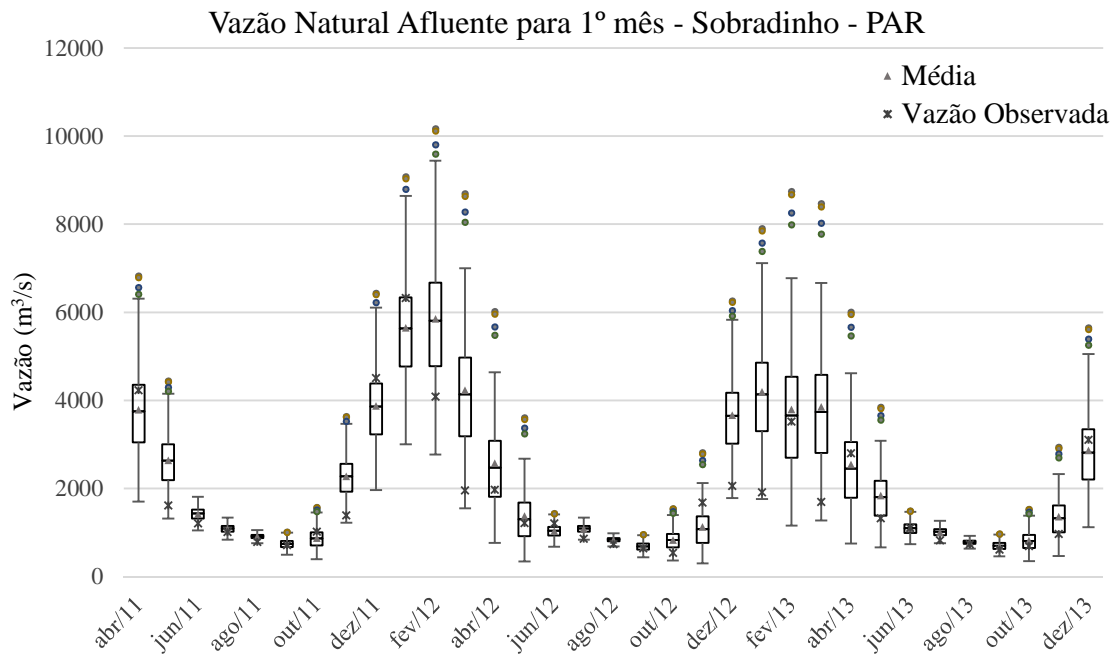


Figura 5-78 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o primeiro mês.

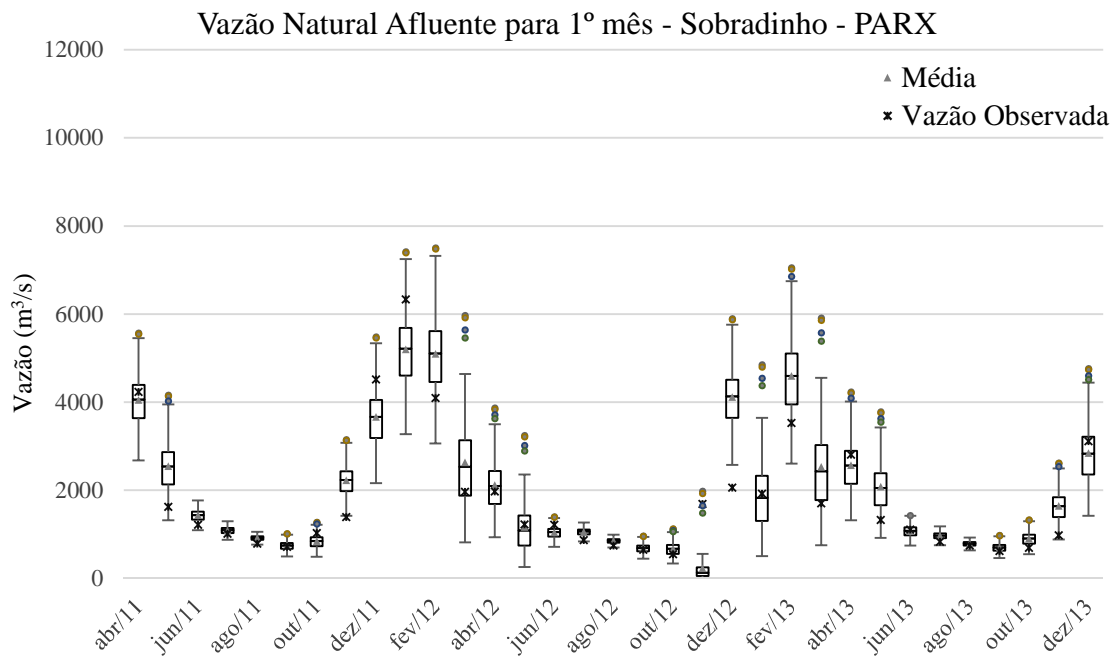


Figura 5-79 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o primeiro mês.

Observa-se que os modelos PAR e PARX geram cenários que continuam a vazão observada. Porém o modelo PARX diminuiu a dispersão dos cenários.

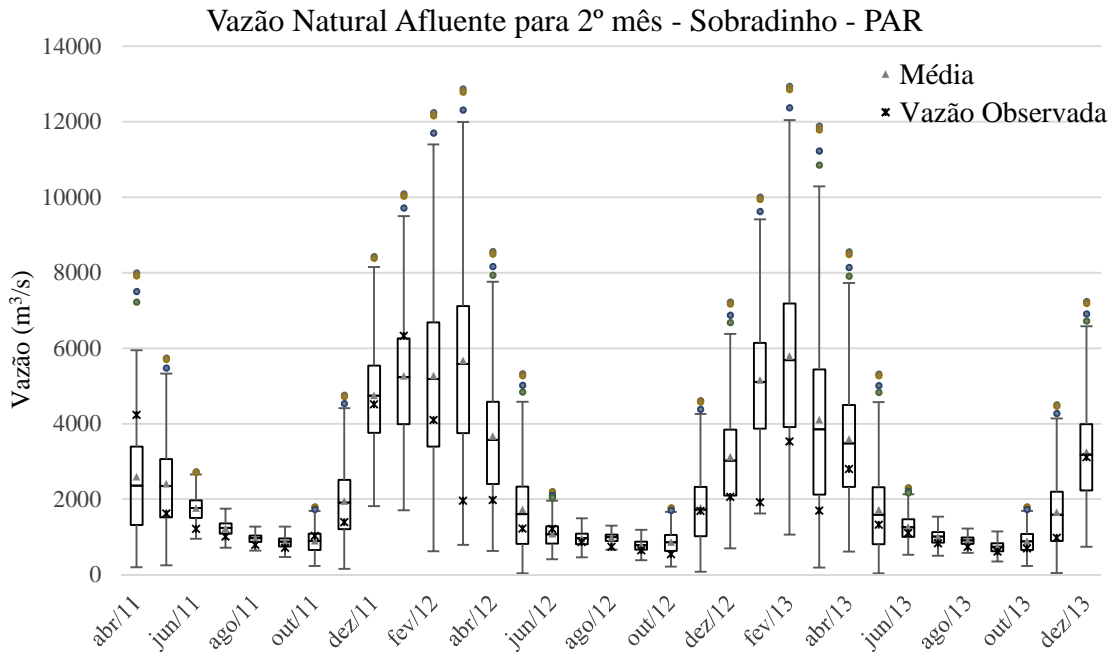


Figura 5-80 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o segundo mês.

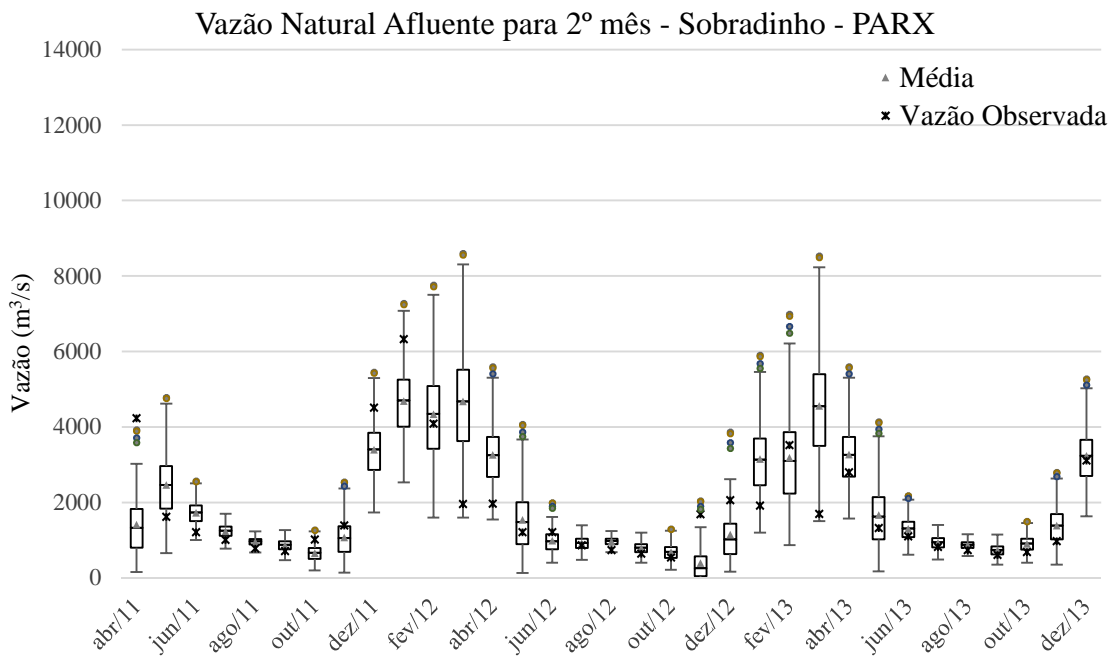


Figura 5-81 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o segundo mês.

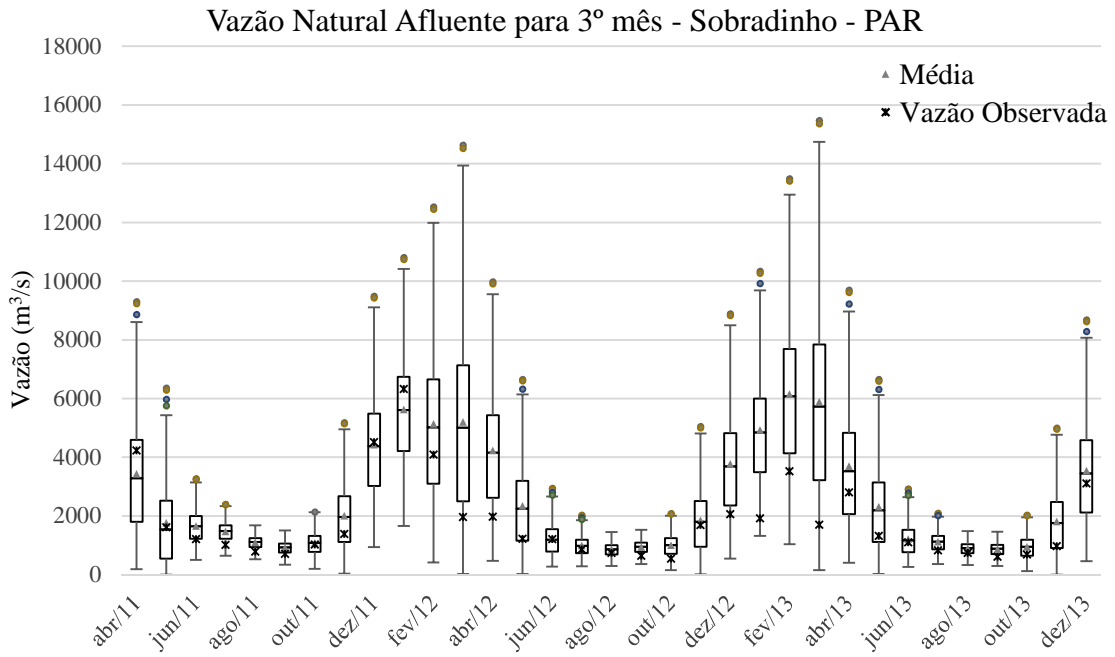


Figura 5-82 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o terceiro mês.

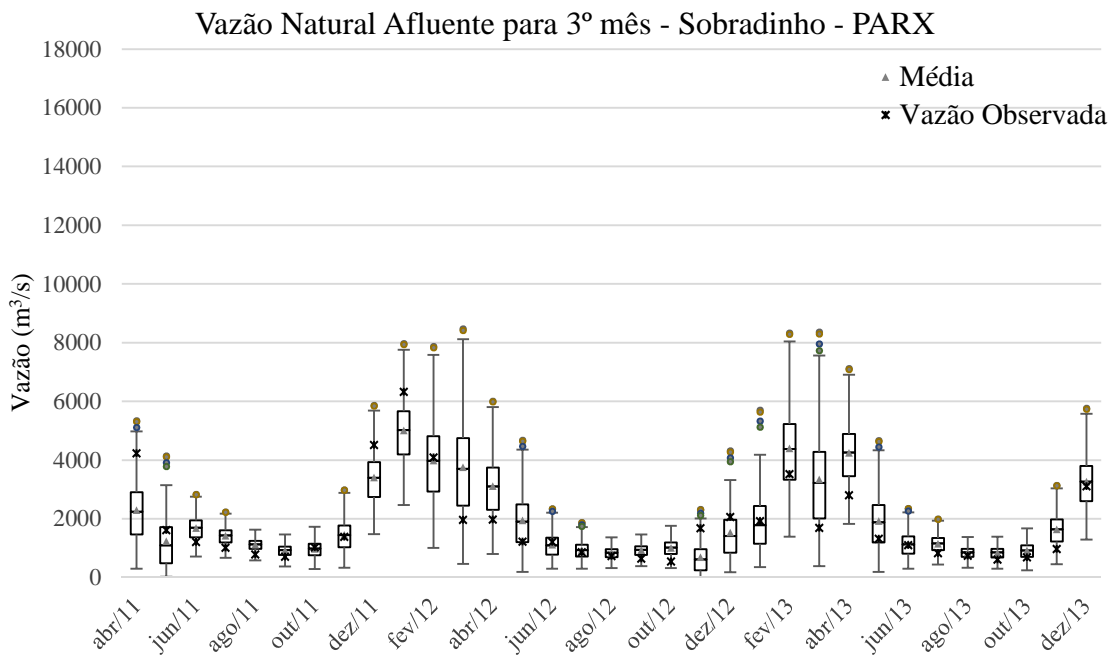


Figura 5-83 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o terceiro mês.

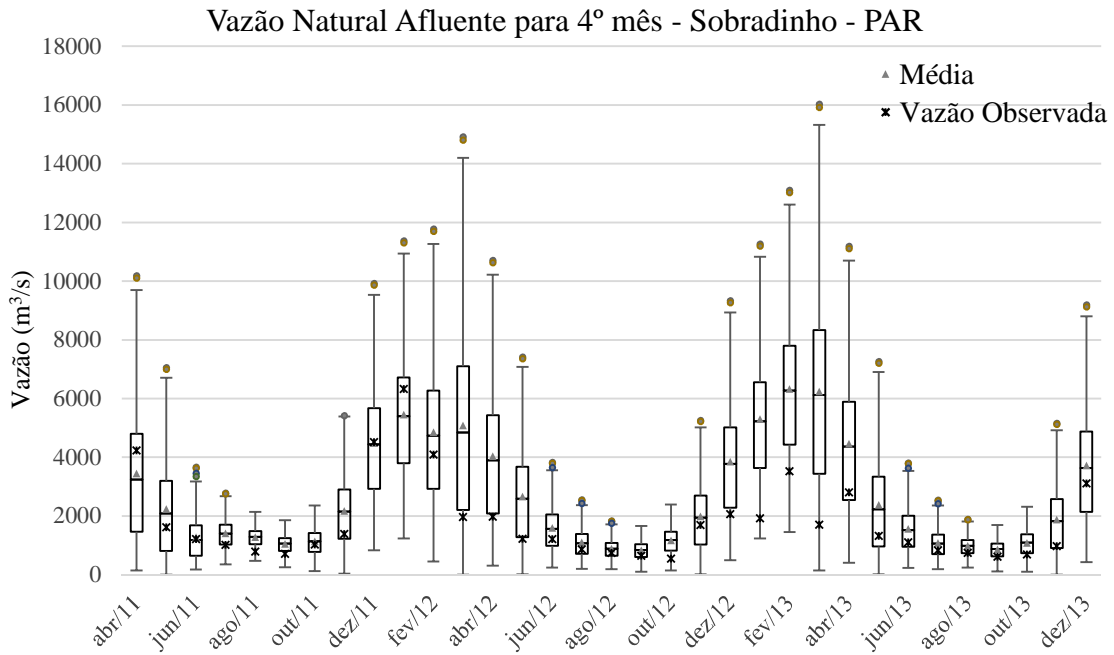


Figura 5-84 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o quarto mês.

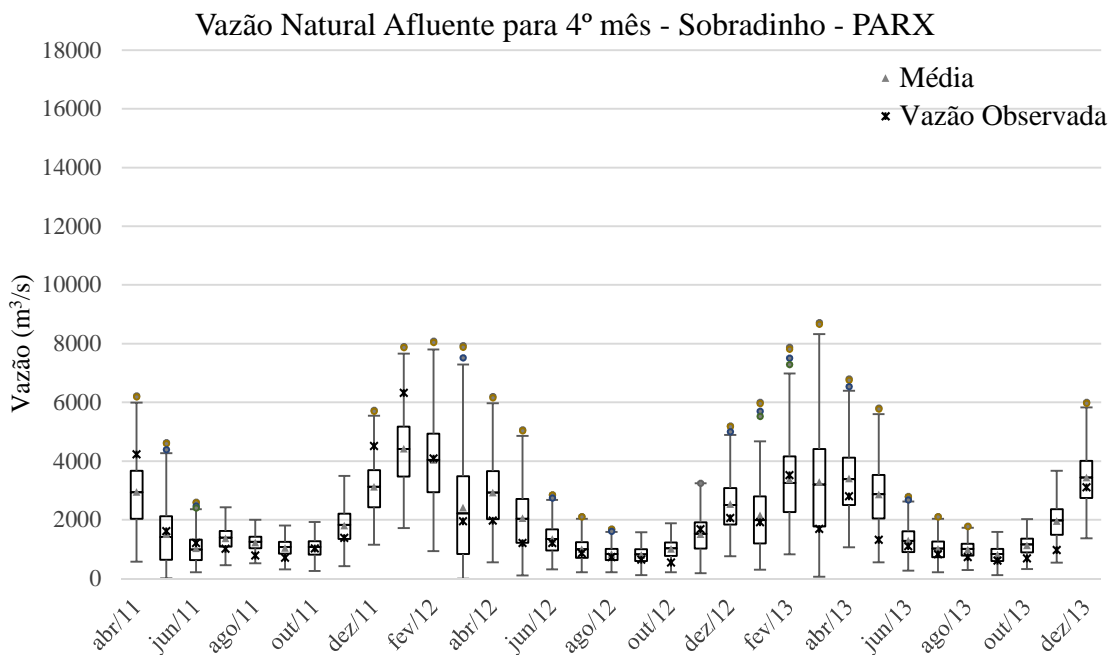


Figura 5-85 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o quarto mês.

Abaixo são apresentadas as distribuições acumuladas da vazão observada, dos 200 cenários gerados pelos modelos PAR e PARX para a usina Sobradinho, Figura 5-86. O teste de Kolmogorov-Smirnov, Tabela 5-10, considera as distribuições acumuladas apresentadas pelos modelos PAR e PARX aderentes à observação, porém o modelo

PAR subestima vazões maiores que 1600 m³/s. Já o modelo PARX subestima vazões entre 1600 m³/s a 3701 m³/s.

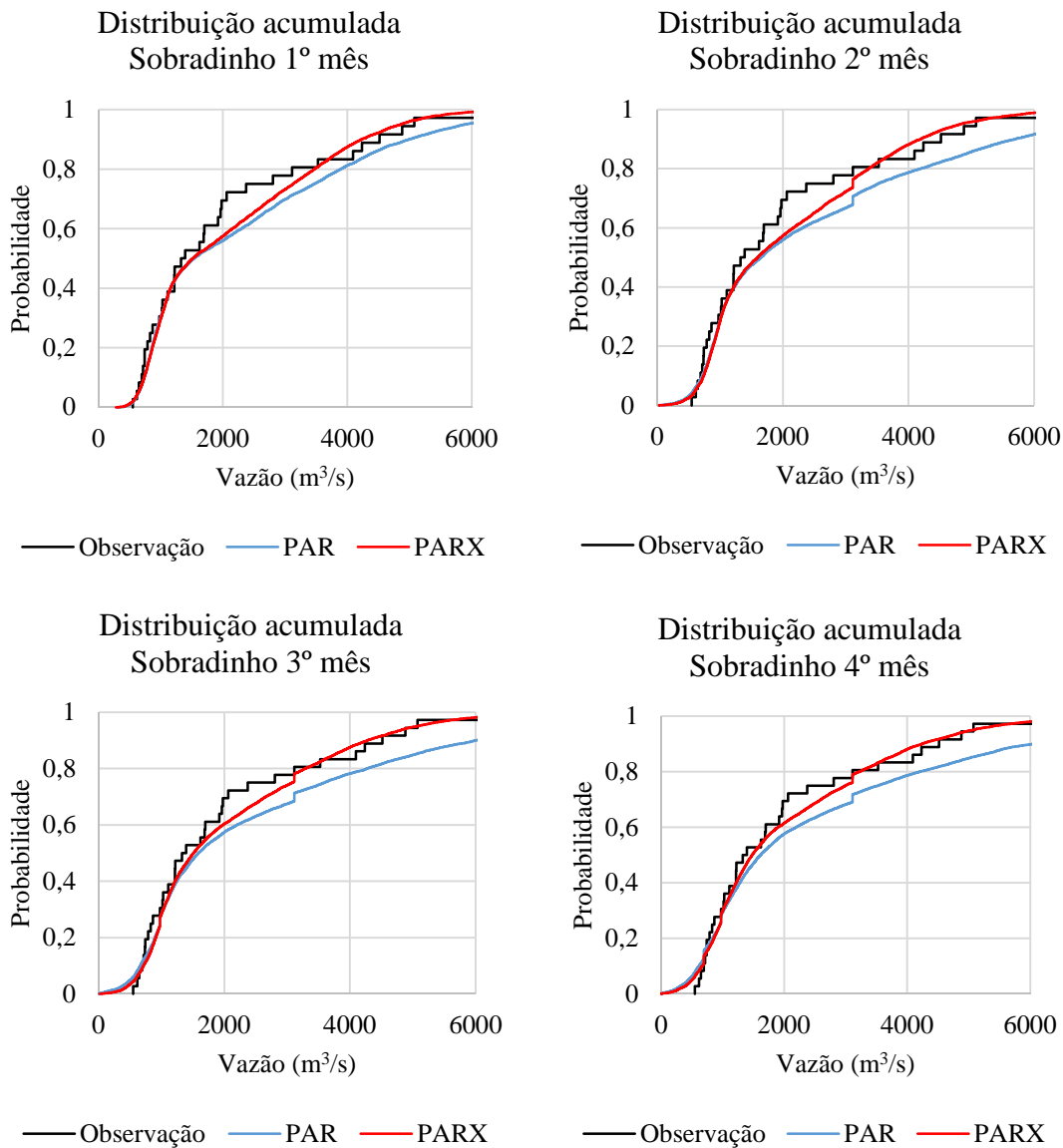


Figura 5-86 Distribuição acumulada.

5.3.5 Hidrelétrica Tucuruí

A Figura 5-87 compara a geração dos cenários de vazão natural afluente dos modelos PAR e PARX para a hidrelétrica de Tucuruí para o primeiro mês de geração.

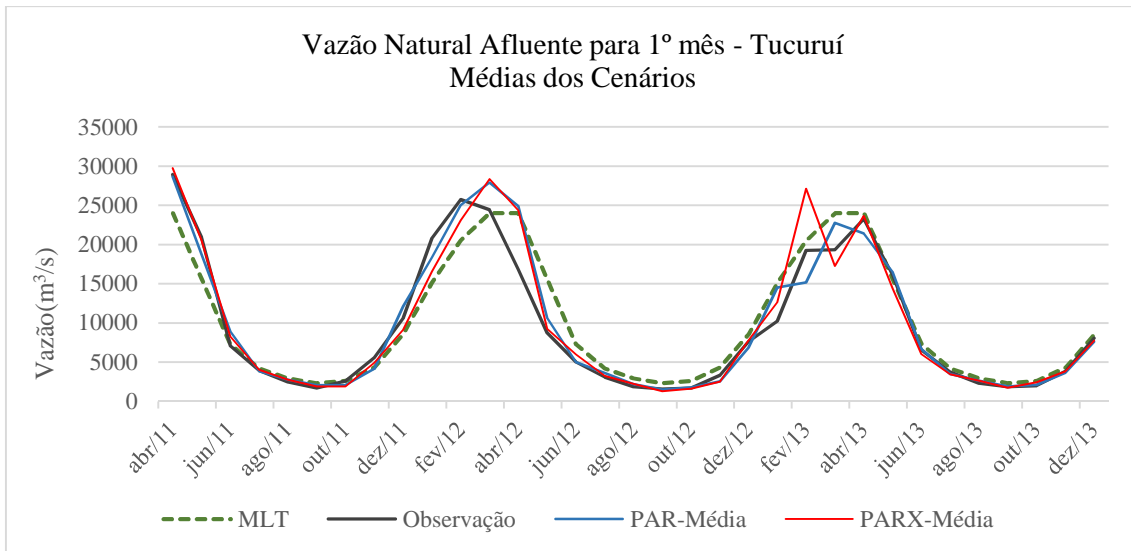


Figura 5-87 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 1º mês.

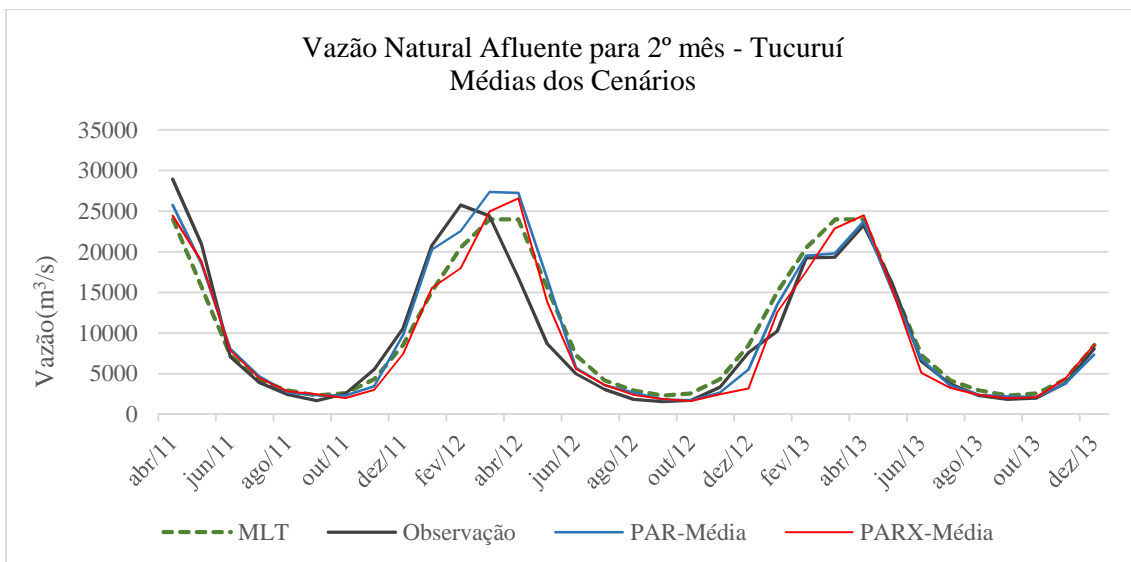


Figura 5-88 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 2º mês.

Conforme mencionando anteriormente o modelo PAR consegue gerar cenários muito aderentes à vazão observada. Ainda assim o modelo PARX com precipitação observada aperfeiçoou o modelo PAR. No caso do modelo PARX com precipitação prevista, os erros de previsão para o primeiro e segundo mês dificultaram a geração de cenários mais aderentes à vazão observada que o modelo PAR, Figura 5-87 e Figura 5-88.

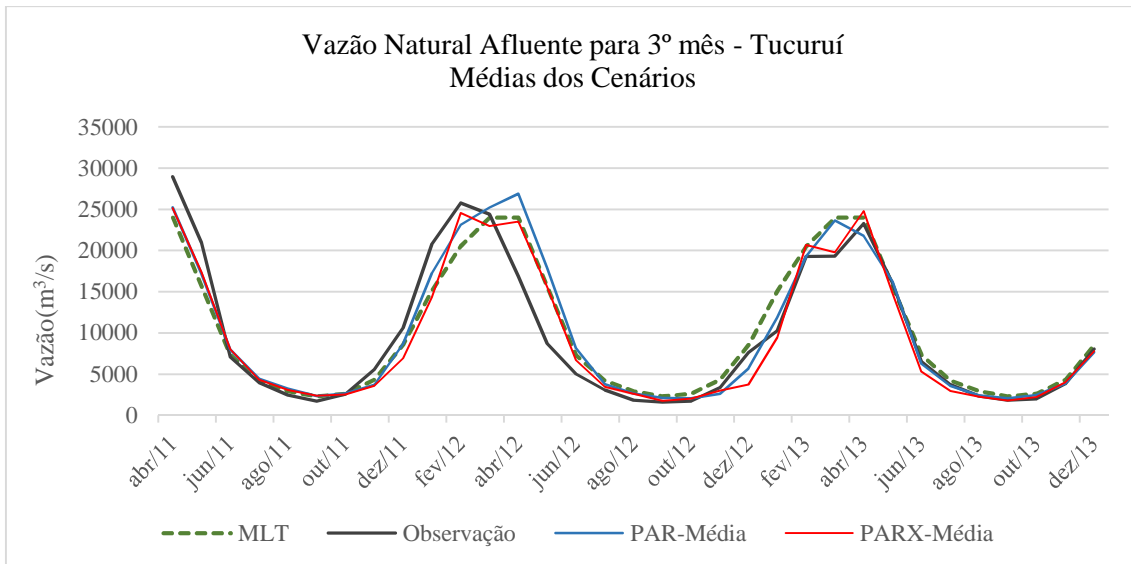


Figura 5-89 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 3º mês.

Porém verifica-se que para o terceiro e quarto mês de geração de cenários a informação da previsão da precipitação traz ganhos para o modelo PARX, se comparado ao modelo PAR, Figura 5-89 e Figura 5-90.

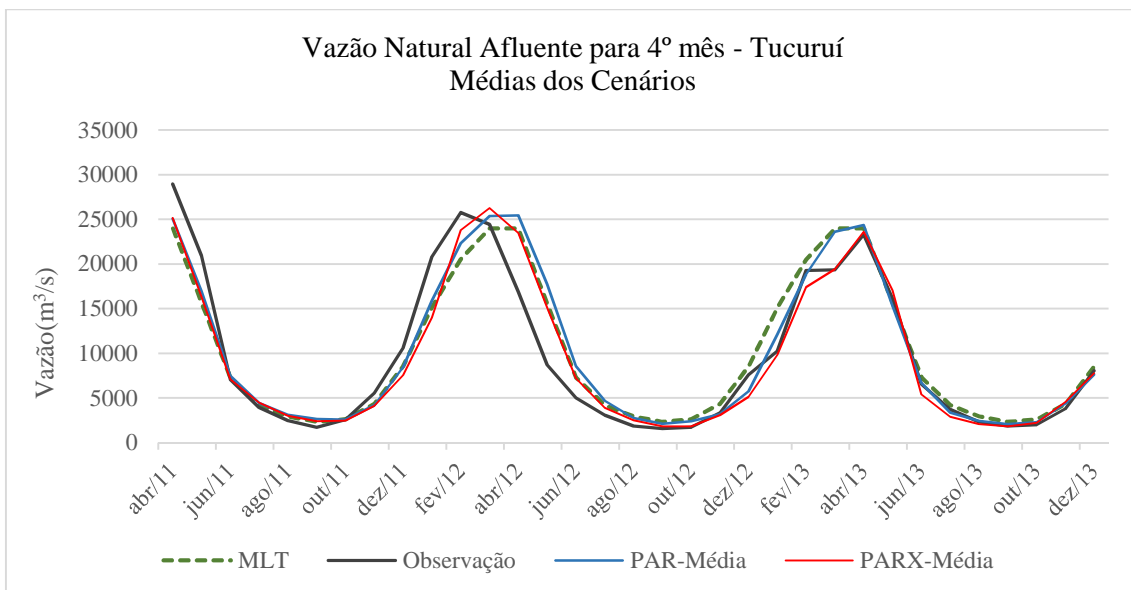


Figura 5-90 Precipitação observada, MLT, média dos cenários dos modelos PARX e PAR para o 4º mês.

Visando quantificar a destreza dos modelos em estudo, a Tabela 5-9 apresenta os índices utilizados neste trabalho. Nota-se que o modelo PAR apresenta a RMSE, EMPA e DM menores que o modelo PARX, mas a situação muda para o terceiro e quarto mês à frente. Novamente, destaca-se o alto valor do coeficiente NS, em torno de 0,9,

evidenciando a destreza dos modelos para geração de cenários de vazão natural afluente para a usina de Tucuruí.

Da Figura 5-91 a Figura 5-98 são apresentados os gráficos box-plots dos cenários gerados pelos modelos PAR e PARX, do primeiro ao quarto mês. Observa-se que os dois modelos apresentam resultados equivalentes para o primeiro mês à frente.

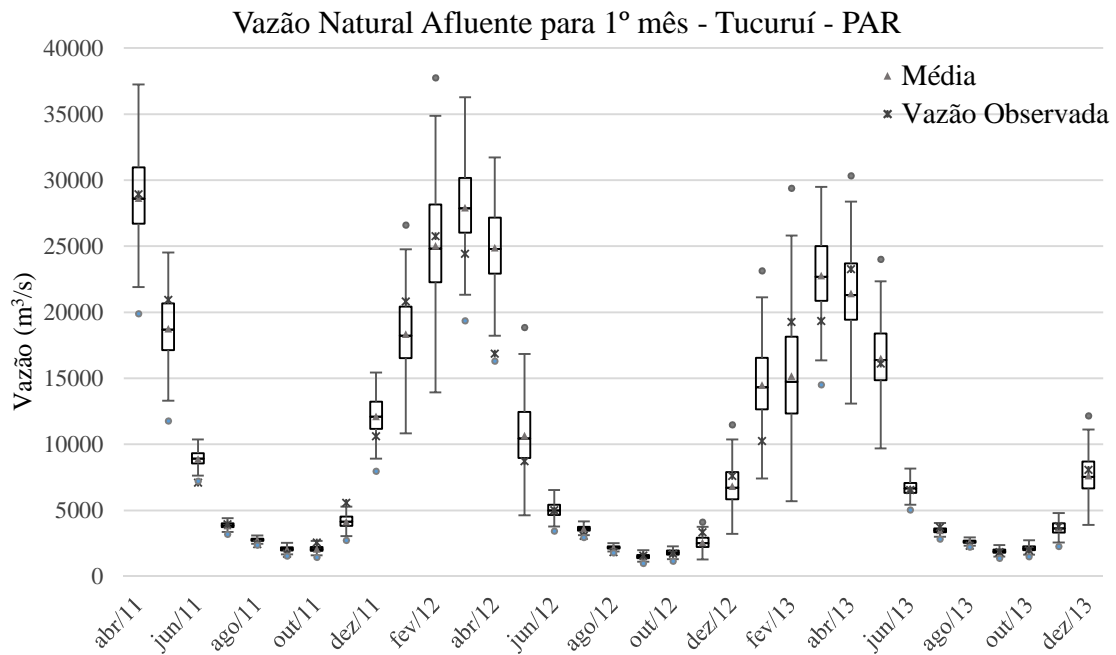


Figura 5-91 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o primeiro mês.

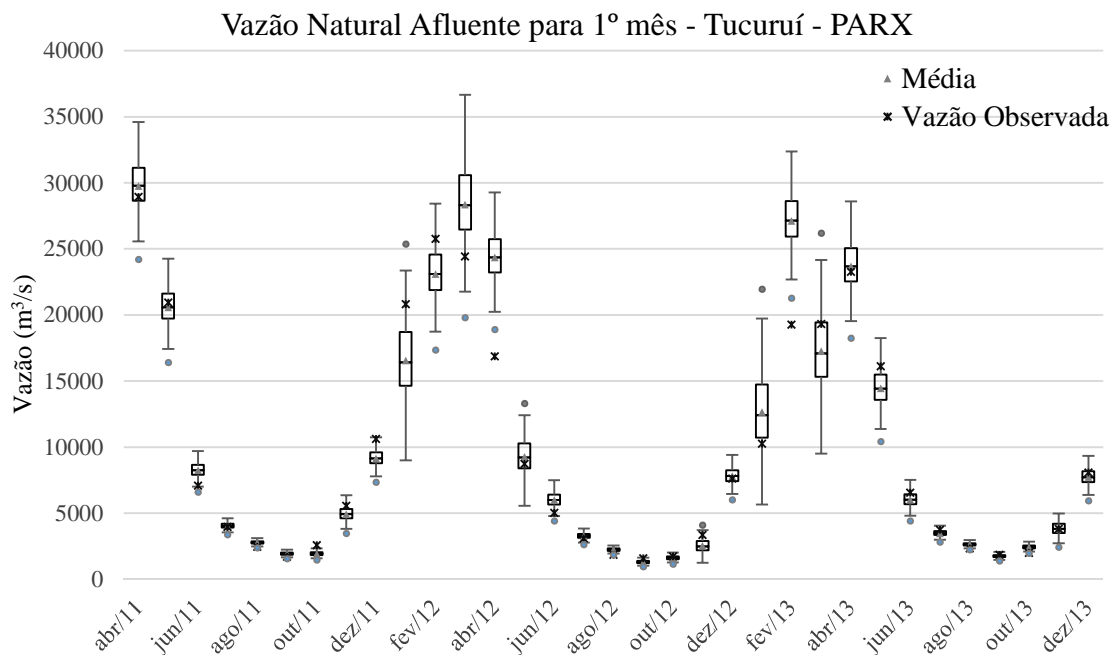


Figura 5-92 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o primeiro mês.

Do segundo ao quarto mês, o modelo PARX gera cenários com menor dispersão.

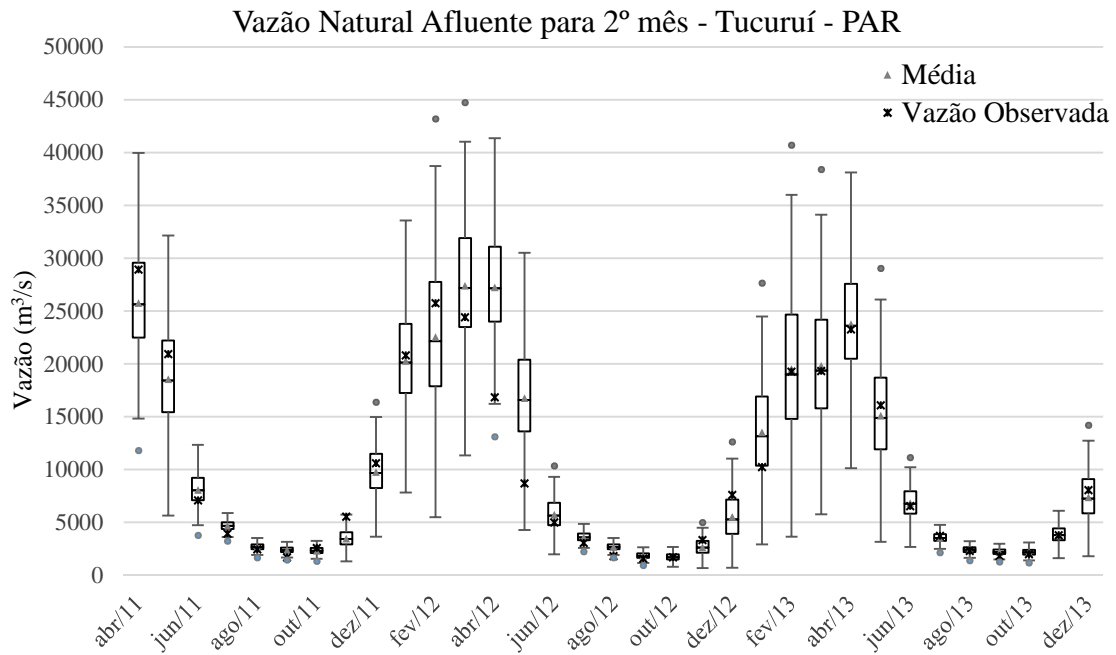


Figura 5-93 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o segundo mês.

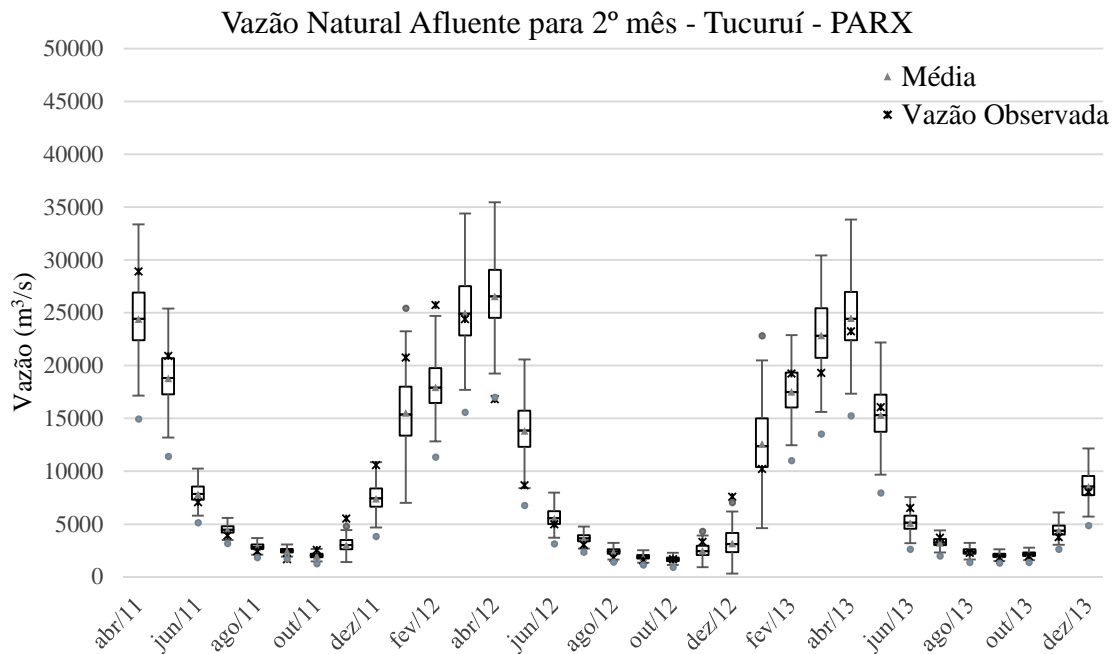


Figura 5-94 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o segundo mês.

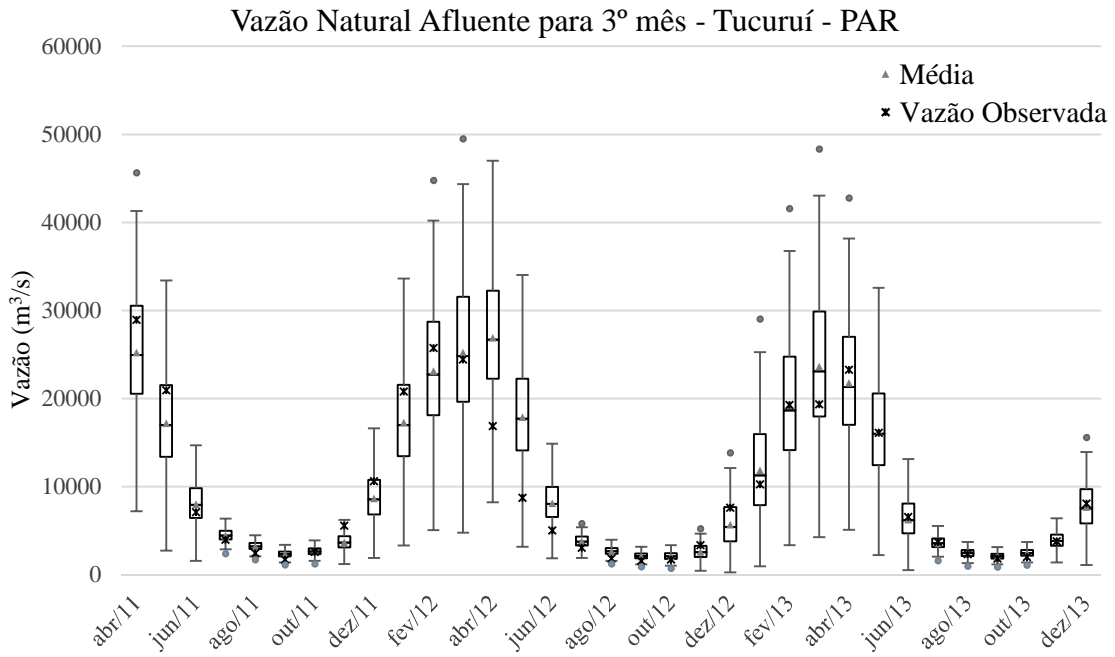


Figura 5-95 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o terceiro mês.

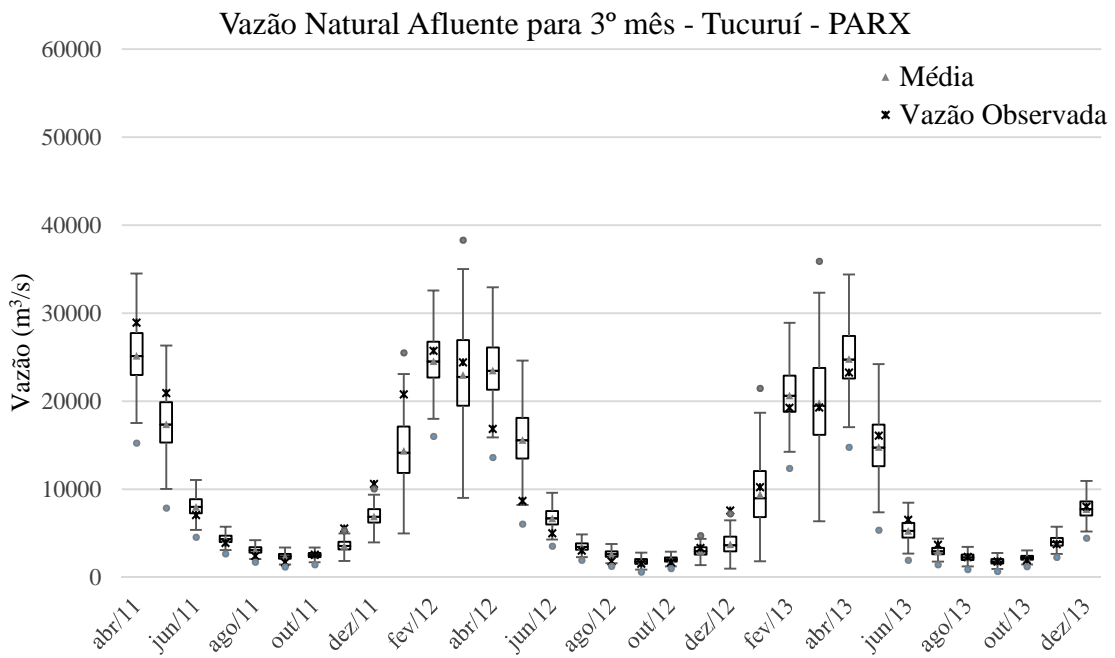


Figura 5-96 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o terceiro mês.

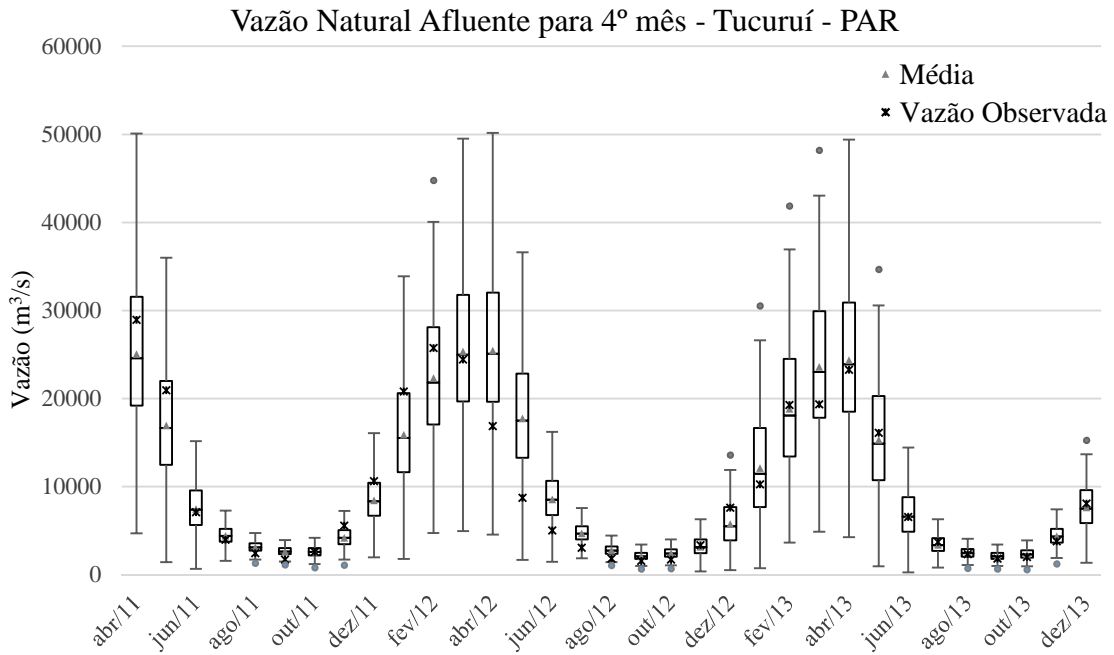


Figura 5-97 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PAR para o quarto mês.

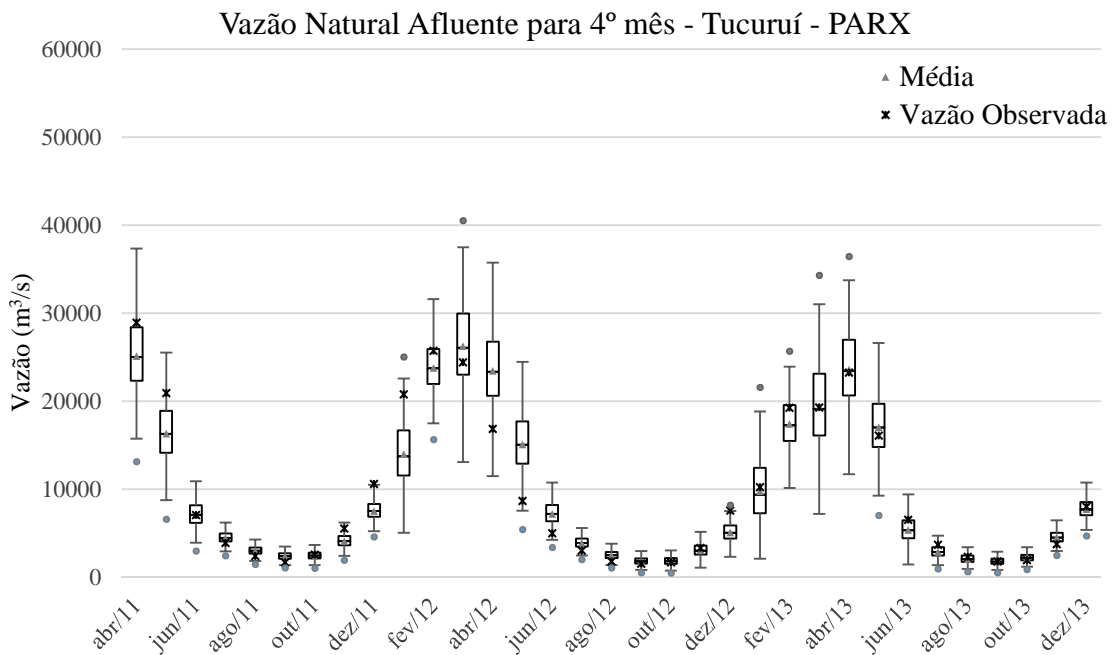


Figura 5-98 Gráfico box-plot dos cenários de vazão gerados pelo modelo PARX para o quarto mês.

A Figura 5-99 mostra as distribuições acumuladas da vazão observada, dos cenários gerados pelos modelos PAR e PARX. Os dois modelos apresentaram distribuições próximas à observada e foram consideradas aderentes pelo teste de Kolmogorov-Smirnov, Tabela 5-10.

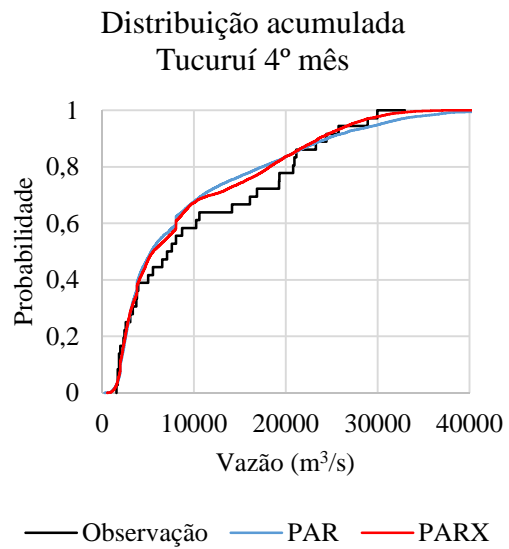
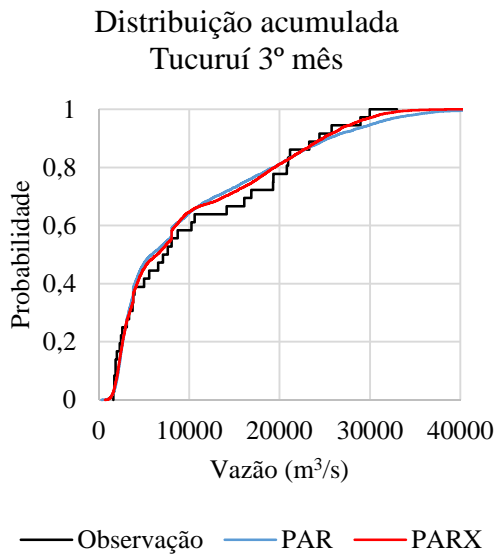
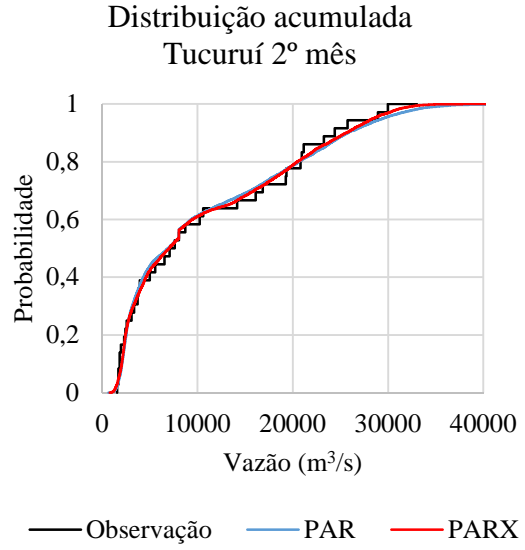
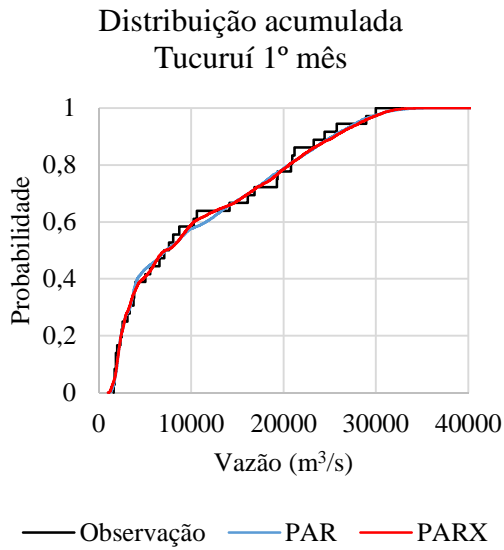


Figura 5-99 Distribuição acumulada.

Tabela 5-9 Índices.

	Índice	Modelo	1º mês	2º mês	3º mês	4º mês
Furnas	RMSE	PAR	231,51	288,20	267,63	269,04
		PARX - prec. prev.	194,99	293,87	247,86	251,80
	EMPA	PAR	0,21	0,27	0,29	0,28
		PARX - prec. prev.	0,19	0,28	0,22	0,22
	NS	PAR	0,78	0,60	0,66	0,67
		PARX - prec. prev.	0,86	0,60	0,72	0,68
	DM	PAR	0,31	0,48	0,44	0,44
		PARX - prec. prev.	0,24	0,49	0,36	0,39
Itá	RMSE	PAR	592,71	689,39	697,21	675,82
		PARX - prec. prev.	745,16	860,09	783,25	788,67
	EMPA	PAR	0,54	0,65	0,69	0,72
		PARX - prec. prev.	0,66	0,81	0,77	0,74
	NS	PAR	-0,27	-2,11	-2,36	-2,18
		PARX - prec. prev.	-0,52	-1,82	-1,13	-2,20
	DM	PAR	1,38	3,18	3,43	3,26
		PARX - prec. prev.	1,66	2,93	2,27	3,28
Três Marias	RMSE	PAR	350,81	413,58	419,09	422,83
		PARX - prec. prev.	281,84	401,80	393,84	362,81
	EMPA	PAR	0,37	0,48	0,54	0,55
		PARX - prec. prev.	0,36	0,43	0,45	0,42
	NS	PAR	0,60	0,42	0,43	0,44
		PARX - prec. prev.	0,73	0,41	0,38	0,31
	DM	PAR	0,55	0,75	0,79	0,79
		PARX - prec. prev.	0,45	0,73	0,77	0,81
Sobradinho	RMSE	PAR	875,34	1201,86	1345,62	1446,29
		PARX - prec. prev.	666,63	1038,05	791,15	720,87
	EMPA	PAR	0,32	0,43	0,52	0,60
		PARX - prec. prev.	0,26	0,37	0,35	0,35
	NS	PAR	0,67	0,48	0,40	0,32
		PARX - prec. prev.	0,77	0,39	0,59	0,54
	DM	PAR	0,46	0,68	0,80	0,91
		PARX - prec. prev.	0,35	0,72	0,54	0,58
Tucuruí	RMSE	PAR	2144,80	2662,79	2921,85	2892,36
		PARX - prec. prev.	2334,20	3013,25	2526,80	2498,25
	EMPA	PAR	0,13	0,17	0,21	0,23
		PARX - prec. prev.	0,13	0,21	0,19	0,18
	NS	PAR	0,94	0,91	0,88	0,88
		PARX - prec. prev.	0,93	0,87	0,90	0,91
	DM	PAR	0,15	0,20	0,24	0,26
		PARX - prec. prev.	0,15	0,25	0,21	0,21

Tabela 5-10 Teste de Kolmogorov-Smirnov

	Valor Crítico	1º mês	2º mês	3º mês	4º mês	
FURNAS	PAR	0,227	0,093	0,115	0,112	0,103
	PARX	0,227	0,097	0,100	0,082	0,097
ITÁ	PAR	0,227	0,091	0,090	0,107	0,111
	PARX	0,227	0,112	0,132	0,135	0,140
TRÊS MARIAS	PAR	0,227	0,138	0,152	0,138	0,123
	PARX	0,227	0,111	0,122	0,107	0,088
SOBRADINHO	PAR	0,227	0,154	0,154	0,140	0,138
	PARX	0,227	0,136	0,139	0,111	0,098
TUCURUÍ	PAR	0,227	0,071	0,091	0,097	0,116
	PARX	0,227	0,065	0,081	0,088	0,098

6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

O presente trabalho apresentou a geração de cenários de vazão natural afluente pelos modelos PAR e PARX, que utilizou como variável exógena a precipitação para as usinas Furnas, Três Marias, Sobradinho, Tucuruí e Itá, visando obter resultados para diversas regiões do país.

Foram gerados 200 cenários multivariados para cada mês e usina no formato paralelo. Os dois modelos utilizaram o mesmo número de parâmetros relativos à vazão e o modelo PARX usou precipitações cujo histórico apresentava correlações cruzadas no mínimo de 0,5. Para o modelo PAR empregou-se as equações de Yule-Walker para estimar os parâmetros, já os parâmetros do modelo PARX foram estimados através do método dos mínimos quadrados ordinários. Como o modelo PAR cujos parâmetros foram estimados através das equações de Yule-Walker é equivalente ao modelo PAR que emprega o método dos mínimos quadrados ordinários, os modelos PAR e PARX se diferenciam apenas devido à inclusão da informação da precipitação. O termo aleatório dos modelos é composto por ruídos com distribuição log-normal 3 parâmetros e com sorteio aleatório simples.

A precipitação observada seria uma previsão perfeita, pois não há incerteza e ao ser empregada no modelo PARX verificou-se que houve ganho para todas as usinas estudadas até o quarto mês à frente, tanto no período úmido quanto no período seco. Com destaque para a usina hidrelétrica Itá em que o modelo PARX conseguiu capturar mudanças abruptas das vazões. É importante ressaltar que o modelo PARX também foi capaz de gerar cenários para períodos com vazões abaixo da média, especialmente para as usinas de Três Marias e Sobradinho. Os períodos com pouco recurso são muito importantes para os modelos de coordenação hidrotérmica, pois os mesmos precisam determinar a melhor política de forma a minimizar o custo de operação de todo o horizonte, considerando onde e quando acumular água, além de diversas restrições operativas. Nos períodos com hidrologias muito favoráveis é importante armazenar água e minimizar o vertimento, pois água vertida poderia ter sido turbinada em períodos anteriores, reduzindo o custo de operação.

Devido à dificuldade de prever a precipitação, ao usar essa informação na geração de cenários de vazão pode-se inserir mais ruídos no processo, por isso é necessário analisar para quais usinas e meses o modelo PARX traz benefícios relevantes

para gerar cenários de vazão. Neste trabalho, o modelo PARX cuja variável exógena foi a média da previsão da precipitação dos cinco membros do modelo ETA com resolução de 40 km, apresentou ganhos em relação ao modelo PAR para praticamente todas as usinas e especialmente para o primeiro mês. Assim o modelo PARX poderia ser utilizado até o horizonte cujas previsões de precipitação trazem informação significativa para geração de cenários de vazão, curto prazo, e posteriormente o modelo PAR seria utilizado, longo prazo. Para a usina Tucuruí o modelo PAR atingia bons resultados para o primeiro mês, o modelo PARX conseguiu aperfeiçoar a geração para o terceiro e quarto mês à frente. Devido à baixa qualidade da previsão da precipitação o modelo PARX não apresentou ganhos para a usina Itá.

Em relação a distribuição acumulada dos cenários gerados observa-se que os modelos PAR e PARX podem ser considerados aderentes à distribuição da vazão observada no período em estudo, segundo o teste de Kolmogorov-Smirnov. Os gráficos box-plots mostraram que o modelo PARX apresenta menor dispersão que o modelo PAR. Recomenda-se fazer mais testes com o modelo PARX, por exemplo, os testes condicionados que visam verificar se estatísticas como a média e desvio padrão dos cenários gerados são adequados à vazão observada.

Diante dos bons resultados apresentados pelo modelo PARX ao empregar a precipitação observada no curto prazo, recomenda-se investir em previsões de precipitação mais adequadas à cada usina, seja através da escolha dos membros da previsão mais aderentes a cada região, até mesmo utilizando uma média ponderada dos mesmos, aumentando o histórico de previsão da precipitação, o que pode melhorar a correção dos erros sistemáticos da previsão da precipitação. Neste trabalho utilizou-se alguns parâmetros arbitrários como o número de cenários, o valor da correlação cruzada entre precipitação e vazão para definir o número de parâmetros relativos à precipitação utilizados no modelo PARX, recomenda-se fazer sensibilidades afim de que sejam calibrados.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] BALLINI, R., 2000, *Análise e previsão de vazões utilizando modelos de séries temporais, redes neurais e redes neurais nebulosas*. Tese de D.Sc. Universidade Estadual de Campinas, São Paulo, Brasil.
- [2] BONNÉ, J., 1971, “Stochastic simulation of monthly streamflow by a multiple regression model utilizing precipitation data”, *Journal of Hydrology*, v. 42, n. 4, pp. 285-310.
- [3] BOX, G. E. P., JENKINS, G. M., 1976, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 2 ed. San Francisco, Holden Day.
- [4] CATALDI, M.; SATURNINO B., R.; LOPES D., et al., 2012. “Assessment of precipitation climate forecasting of models ECHAM 4.5, CFS, COLA/IRI and CCM3 for hydro basins in southwest Brazil”. In: CLIVAR VAMOS Workshop on Modeling and Predicting Climate in the Americas, Petropolis – RJ. Disponível em: <http://www.clivar.org/sites/default/files/documents/vamos/W3_Cataldi.pdf>. Acesso em: 15 de junho de 2015.
- [5] COSSICH, W., CATALDI, M., ROTUNNO, F., OTTO, C., 2015, “Avaliação do desempenho da geração de cenário de afluência em reservatórios utilizando previsões de precipitação por conjunto”, *Ciência e Natura*, v. 37, pp. 55-62.
- [6] GUILHON, L.G.F., 2002, *Modelo heurístico de previsão de vazões naturais médias semanais aplicado à usina de Foz do Areia*. Tese de M.Sc. Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
- [7] HAMLET, A.F., LETTENMAIER, D.P., 1999, “Columbia River streamflow forecasting based on ENSO and PDO climate signals”, *Journal of water resources planning and management*, v. 125, n. 6, pp. 333-341.
- [8] HANNAN, E.J., DUNSMUIR, W.T.M., DEISTLER, M., 1980, “Estimation of vector ARMAX models”, *Journal of Multivariate Analysis*, v. 10, n. 3, pp. 275-295.
- [9] HIPEL, K. W., McLEOD, A. I., 1994, *Time series modeling of water resources and environmental systems*. 1 ed. Amsterdam, Elsevier.

- [10] JUNIOR, P.A.V., et al., 2009, “Previsões meteorológicas do Modelo Eta para subsidiar o uso de modelos de previsão agrícola no Centro-Sul do Brasil”, *Ciência Rural*, v. 39, n. 2, pp. 412-420.
- [11] JONES, R.H., BREISFORD, W.M., 1967, “Time Series with Periodic Structure”, *Biometrika*, v. 54, pp. 403-408.
- [12] KELMAN, J., VIEIRA, A. M., AMAYA, J. E. R., 2000, “El Niño influence on streamflow forecasting”. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, v. 14, pp. 123-138.
- [13] LIMA, C. H. R., LALL, U., 2007, “Análise e Previsões de Afluências ao Reservatório Sobradinho Utilizando um Modelo Periódico Autoregressivo Exógeno (Parx)”. *XVII Simpósio Brasileiro De Recursos Hídricos*, São Paulo, São Paulo, Brasil.
- [14] MACEIRA, M.E.P., 1989, *Operação ótima de reservatórios com previsão de afluências*. Tese de M.Sc., Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
- [15] MACEIRA, M.E.P., et al., “Chain of optimization models for setting the energy dispatch and spot price in the Brazilian system”. In: *Proceedings of the Power System Computation Conference – PSCC*, pp. 24-28, 2002.
- [16] MACEIRA, M.E.P., DUARTE, V.S., PENNA, D.D.J., et al., “Ten Years of Application of Stochastic Dual Dynamic Programming in Official and Agent Studies in Brazil Description of the NEWAVE”. In: *XVI Power Systems Computation Conference*, pp. 14-18, Glasgow, Escócia, 2008.
- [17] MESINGER, F., et al., 1990, “Eta model precipitation forecast for a period including tropical storm Allison”, *Weather and Forecasting*, v. 5, n. 3, p.483-493.
- [18] MOREIRA, C.J., REIMBOLD, M.M., SAUSEN, A.T., et al., “Identificação de Modelo ARX sob Critério PACF para Desempenho Comportamental de Estruturas MEMS”. *Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*, Fortaleza, Brasil, 13-17 outubro 2013.
- [19] MACEIRA, M.E.P., “Programação Dinâmica Dual Estocástica Aplicada ao Planejamento da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos com Representação

do Processo Estocástico de Afluências por Modelos Auto-Regressivos Periódicos”, Relatório Técnico Cepel, Junho 1993.

[20] ONS, *Processos de Consistência e de Consolidação de Dados Hidráulicos, Hidrológicos e Hidroenergéticos*, NT-076-2005, 2005.

[21] PENNA, D.D.J., MACEIRA, M.E.P., DAMAZIO, J., M., et al, “Análise comparativa entre os cenários hidrológicos gerados para o planejamento da operação de médio e curto prazos”. *Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos*, Campo Grande, Brasil, 22-26 novembro 2009.

[22] PENNA, D.D.J., MACEIRA, M.E.P., DAMAZIO, J., M.,” Geração de cenários sintéticos de energia e vazões para o planejamento da operação energética”. *XVI Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos*, João Pessoa, Brasil, 20-24 novembro 2005.

[23] POVEDA, G., MESA O. J., “Metodologías para la predicción de la hidrología colombiana considerando el fenómeno El Niño-Oscilación del Sur (ENOS).” *Revista Atmósfera*, n. 20, pp. 26-39.

[24] QUADRO M.F.L., MACHADO, L.H.R, et al, *Climatologia de precipitação e temperatura*. Disponível em <http://climanalise.cptec.inpe.br/~rclimanl/boletim/cliensp10a/chuesp.html>. Acesso em Abril de 2016.

[25] SALAS, J.D., DELLEUR, J.W., YEVJEVICH, V., et al, 1980, *Applied Modeling of Hydrologic Time Series*, 1ed. Colorado, Water Resources Publications.

[26] Site do Operador Nacional do Sistema – ONS. Disponível em: <http://www.ons.org.br/>..Acesso em junho de 2015.

[27] Site da Agência Nacional de Águas – ANA. Disponível em: <http://hidroweb.ana.gov.br/>. Acesso em setembro de 2014.

[28] Site do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/>. Acesso novembro de 2015.

[29] Site do CPTEC. Disponível em: <http://ftp.cptec.inpe.br/modelos/io/produtos/MERGE/>. Acesso em junho de 2015.

[30] *Relatório Final do PDE 2024*, 2015. Disponível em: <http://www.epe.gov.br/PDEE/Forms/EPEEstudo.aspx>. Acesso em: 10 agosto 2015.

- [31] *Relatório Anual de Avaliação das Previsões de Vazões*, 2010. Disponível em: < http://www.ons.org.br/download/operacao/hidrologia/pvannual_2010.pdf>. Acesso em: 15 junho 2015.
- [32] SOUZA, R.C., MARCATO, A.L.M., OLIVEIRA, F.L.C., 2011, “Operação ótima de sistemas hidrotérmicos com geração de cenários hidrológicos através de modelos autoregressivos periódicos identificados via bootstrap”. In: *15º Congresso da Associação Portuguesa de Investigação Operacional*, pp. 213-224, Coimbra, Abril.
- [33] THOMAS, H.A., FIERING, M.B., 1962, “Mathematical synthesis of streamflow sequences for the analysis of river basins by stimulation”. *Design of Water Resource*. pp.459-493.
- [34] Treistman, F., 2015, *Análise das Correlações Existentes Entre Precipitação e Vazão em Usinas Hidrelétricas Brasileiras*. Monografia, Universidade Federal do Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
- [35] VECCHIA, A.V., BALLERINI, R., 1991, “Testing for periodic autocorrelations. Seasonal time series data”, *Biometrika*, v. 78, pp. 53-63.
- [36] VIOLA, M. R., MELLO, C. D., PINTO, D. B., et al, 2010, “Métodos de Interpolação Espacial para o Mapeamento da Precipitação Pluvial”, *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v. 14, n. 9, pp. 970-978.
- [37] XAVIER, L. N., DINIZ, A. L., COSTA, F. S., et al. "Aprimoramento da modelagem da função de produção energética das usinas hidroelétricas no modelo DECOMP: metodologia e resultados." XVIII Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, Curitiba, Brasil, 16-21 de outubro 2005.