

Universidade Federal de Juiz de Fora
Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
Doutorado em Engenharia Elétrica

Cristina Márcia Barros de Castro

PLANEJAMENTO ENERGÉTICO DA OPERAÇÃO DE MÉDIO PRAZO CONJUGANDO
AS TÉCNICAS DE PDDE, PAR(P) E *BOOTSTRAP*

Juiz de Fora
2012

Cristina Márcia Barros de Castro

PLANEJAMENTO ENERGÉTICO DA OPERAÇÃO DE MÉDIO PRAZO CONJUGANDO
AS TÉCNICAS DE PDDE, PAR(P) E *BOOTSTRAP*

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, área de concentração: Sistemas de Energia Elétrica, da Universidade Federal de Juiz de Fora, como requisito para obtenção do título de doutor.

Orientador: Prof. André Luís Marques Marcato, D.Sc.

Co-orientador: Prof. Reinaldo Castro Souza, Ph.D.

Juiz de Fora
Dezembro de 2012

Ficha catalográfica elaborada através do Programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Castro, Cristina Márcia Barros de.
PLANEJAMENTO ENERGÉTICO DA OPERAÇÃO DE MÉDIO PRAZO
CONJUGANDO AS TÉCNICAS DE PDDE, PAR(P) E BOOTSTRAP / Cristina
Márcia Barros de Castro. -- 2012.
179 f. : il.

Orientador: André Luís Marques Marcato
Coorientador: Reinaldo Castro Souza
Tese (doutorado) - Universidade Federal de Juiz de Fora,
Faculdade de Engenharia. Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica, 2012.

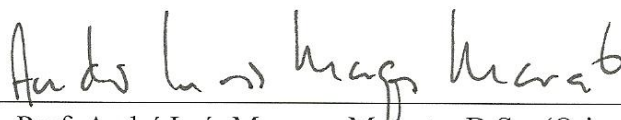
1. Planejamento da Operação. 2. Sistemas Hidrotérmicos. 3. Bootstrap. 4. Modelo Autorregressivo Periódico. 5. Programação Dinâmica Dual Estocástica. I. Marcato, André Luís Marques, orient. II. Souza, Reinaldo Castro, coorient. III. Título.

Cristina Márcia Barros de Castro

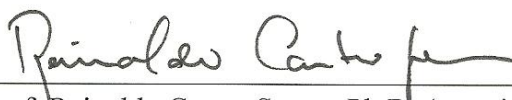
PLANEJAMENTO ENERGÉTICO DA OPERAÇÃO DE MÉDIO PRAZO CONJUGANDO
AS TÉCNICAS DE PDDE, PAR(P) E *BOOTSTRAP*

APROVADA: 27 de dezembro de 2012.

BANCA EXAMINADORA



Prof. André Luís Marques Marcato, D.Sc. (Orientador)
Universidade Federal de Juiz de Fora



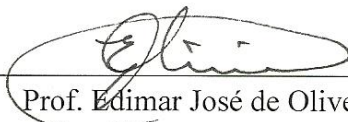
Prof. Reinaldo Castro Souza, Ph.D. (co-orientador)
Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro - PUC-Rio



Prof. Haroldo de Faria Junior, D.Sc.
Universidade Federal do ABC



Prof. Bruno Henrique Dias, D. Sc.
Universidade Federal Fluminense



Prof. Edimar José de Oliveira, D. Sc.
Universidade Federal de Juiz de Fora



Prof. João Alberto Passos Filho, D. Sc.
Universidade Federal de Juiz de Fora

Resumo

Com o objetivo de atendimento à demanda de energia elétrica, buscando um baixo custo na geração de energia, é imprescindível o desenvolvimento do planejamento da operação do setor elétrico brasileiro. O planejamento da operação no horizonte de médio prazo leva em consideração a alta estocasticidade das afluições e é avaliado através da série histórica de Energia Natural Afluyente (ENA). No modelo homologado pelo setor, o estudo da ENA tem sido feito por meio da metodologia *Box e Jenkins*, para determinar os modelos autorregressivos periódicos (PAR(p)), bem como sua ordem p . Aos resíduos gerados na modelagem do PAR(p), são aplicados uma distribuição lognormal três parâmetros, como forma de gerar séries sintéticas hidrológicas semelhantes à série histórica original. Contudo, a transformação lognormal incorpora não linearidades que afetam o processo de convergência da Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE). Este trabalho incorpora a técnica de *bootstrap* para a geração de cenários sintéticos que servirão de base para a aplicação da PDDE. A técnica estatística *Bootstrap* é um método alternativo a ser empregado ao problema de planejamento e que permite tanto determinar a ordem (p) do modelo PAR(p), quanto gerar novas séries sintéticas hidrológicas. Assim, o objetivo do trabalho é analisar os impactos existentes com o uso do *Bootstrap* no planejamento da operação dos sistemas hidrotérmicos e, em seguida estabelecer uma comparação com a metodologia que tem sido aplicada no setor. Diante dos resultados foi possível concluir que a técnica *bootstrap* permite a obtenção de séries hidrológicas bem ajustadas e geram resultados confiáveis quanto ao planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, podendo ser usada como uma técnica alternativa ao problema em questão.

Palavras-chave: Modelo Autorregressivo Periódico, *Bootstrap*, Programação Dinâmica Dual Estocástica, Planejamento da Operação, Sistemas Hidrotérmicos.

Abstract

Aiming to match the long term load demand with a low cost in power generation, it is very important to improve more and more the operation planning of the Brazilian electric sector. The operation planning of medium/long term takes into account the water inflows, which are strongly stochastic, and it must be evaluated using the series of Natural Energy Inflows (NEI). In the current computational model applied to Brazilian operation planning of medium/long term, the study of ENA has been done by Box and Jenkins methodology, which determines the periodic autoregressive model (PAR (p)), as well as its order p. A lognormal distribution with three parameters is applied on the residues that are created by the PAR (p) model, as a way to generate synthetic hydrologic series similar to the original series. However, this lognormal transformation brings nonlinearities which can disturb the stability and convergence of Stochastic Dual Dynamic Programming (SDDP). This thesis incorporates the bootstrap technique to create synthetic scenarios which will be taken into account as a basis for the SDDP implementation. This statistical technique, called bootstrap, is an alternative method used to determine both the order (p) of the model PAR (p), and, after that, to produce synthetic hydrological series. Thus, the objective of this thesis is to analyze the impact of the Bootstrap technique compared to the current methodology. The results showed that the bootstrap technique is suitable to obtain adherent hydrological series. So, it was created reliable scenarios regarding the planning of the operation of hydrothermal systems. Finally, this new methodology can be used as an alternative technique to long term hydrothermal planning problems.

Keywords: Periodic autoregressive Model, Bootstrap, Stochastic Dual Dynamic Programming, Operation Planning, Hydrothermal Systems.

*O impossível existe até quando alguém
duvide dele e prove o contrário.*

Albert Einstein

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, presente em todos os momentos de minha vida, motivo de inspiração e de força.

Agradeço, em especial ao meu esposo, Ivo, pelo amor dedicado ao longo dessa nossa caminhada, pelo apoio e compreensão, principalmente nos momentos finais deste trabalho.

Aos meus pais, José Aparecido e Soila, que sempre estiveram presentes e me proporcionaram atingir mais esta conquista.

Ao meu irmão, Alexandre, que sempre me incentivou a seguir em frente.

À minha vó Léa, que sempre com muito carinho e amor, vibra a cada nova conquista.

À toda minha família, pelo incentivo, apoio e força.

Ao professor André Marcato pela atenção, ideias e conhecimentos repassados e por ter acreditado na realização deste trabalho.

Aos professores, José Luiz Rezende Pereira, Edimar José de Oliveira, Paulo Augusto Nepomuceno Garcia, do Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica, pelo voto de confiança que depositaram em mim, uma vez que não sou graduada em Engenharia Elétrica.

Aos amigos Tales Pulinho e Rafael Brandi, pelo apoio, auxílio, conversas e conhecimentos repassados ao longo destes anos.

À equipe da PUC-Rio, em especial ao professor Reinaldo de Souza Castro e Fernando Cyrino, pela disponibilidade e auxílios prestados.

À CAPES, pelo apoio financeiro.

Sumário

LISTA DE TABELAS.....	11
LISTA DE FIGURAS	12
LISTA DE ABREVIATURAS.....	16
LISTA DE SÍMBOLOS	17
1. INTRODUÇÃO	21
1.1. CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....	21
1.2. MOTIVAÇÃO DO TRABALHO	22
1.3. OBJETIVOS	23
1.4. ESTRUTURA DA TESE	23
2. PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO DO SETOR ELÉTRICO BRASILEIRO	25
2.1. INTRODUÇÃO	25
2.2. PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO DE SISTEMAS HIDROTÉRMICOS.....	26
2.2.1. <i>Planejamento da Operação de Médio Prazo</i>	<i>32</i>
2.3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	35
2.4. CONSIDERAÇÕES FINAIS	38
3. DEFINIÇÃO DO MODELO ESTATÍSTICO E GERAÇÃO DE CENÁRIOS SINTÉTICOS.....	39
3.1. INTRODUÇÃO	39
3.2. MODELO AUTOREGRESSIVO PERIÓDICO - PAR(P).....	42
3.3. ETAPAS DA METODOLOGIA <i>BOX E JENKINS</i>	46
3.3.1. <i>Identificação da ordem do modelo autorregressivo periódico.....</i>	<i>46</i>
3.3.2. <i>Estimação dos parâmetros do modelo</i>	<i>51</i>
3.3.3. <i>Verificação dos resíduos do modelo</i>	<i>52</i>
3.4. GERAÇÃO DE CENÁRIOS SINTÉTICOS.....	52
3.4.1. <i>Testes Estatísticos de Avaliação do Modelo</i>	<i>57</i>
3.5. CONSIDERAÇÕES FINAIS	64
4. REAMOSTRAGEM <i>BOOTSTRAP</i>.....	66
4.1. INTRODUÇÃO	66
4.2. O MÉTODO <i>BOOTSTRAP</i>	67
4.3. <i>BOOTSTRAP</i> EM SÉRIES TEMPORAIS	70
4.4. <i>BOOTSTRAP</i> NA IDENTIFICAÇÃO DA ORDEM DO MODELO.....	71
4.5. <i>BOOTSTRAP</i> NA GERAÇÃO DE CENÁRIOS HIDROLÓGICOS.....	76
4.6. CONSIDERAÇÕES FINAIS	78
5. PROGRAMAÇÃO DINÂMICA APLICADA À OTIMIZAÇÃO DO PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO DE MÉDIO PRAZO.....	79
5.1. INTRODUÇÃO	79
5.2. PROGRAMAÇÃO DINÂMICA ESTOCÁSTICA.....	81
5.3. PROGRAMAÇÃO DINÂMICA DUAL.....	83
5.4. PROGRAMAÇÃO DINÂMICA DUAL ESTOCÁSTICA APLICADA AO PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO DE SISTEMAS HIDROTÉRMICOS.....	90
5.4.1. <i>PDDE com afluições representadas pelo Modelo Autorregressivo Periódico - PAR (p)</i>	<i>98</i>
5.5. CONSIDERAÇÕES FINAIS	100
6. ESTUDO DE CASO	101

6.1.	INTRODUÇÃO	101
6.2.	ANÁLISE DA SÉRIE DE ENA E DETERMINAÇÃO DO MODELO AUTORREGRESSIVO PERIÓDICO	102
6.3.	SÉRIES SINTÉTICAS GERADAS	122
6.4.	PROCESSO DE OTIMIZAÇÃO DO PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO	131
6.4.1.	<i>Estudo da Simulação Sem Reamostragem</i>	133
6.4.2.	<i>Estudo da Simulação Com Reamostragem</i>	150
6.5.	CONSIDERAÇÕES FINAIS	166
7.	CONCLUSÕES.....	168
	REFERÊNCIAS	171
	ANEXO	177

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1– Forma de cálculo das sequências negativas.....	62
Tabela 4.1 - Processo de formação de uma amostra <i>bootstrap</i>	77
Tabela 6.1– Período Crítico da ENA Sudeste/Centro-Oeste	103
Tabela 6.2 - Ordens p dos modelos PAR(p) Subsistema Norte - Método <i>Bootstrap</i>	114
Tabela 6.3 - Modelos PAR(p) Ajustados – Subsistema Sudeste/Centro-Oeste	118
Tabela 6.4 - Modelos PAR(p) Ajustados – Subsistema Sul	118
Tabela 6.5 - Modelos PAR(p) Ajustados – Subsistema Nordeste.....	119
Tabela 6.6 - Modelos PAR(p) Ajustados – Subsistema Norte	119
Tabela 6.7 – Comparação das estatísticas das séries ENA e amostras <i>bootstrap</i> – Subsistema Sudeste-Centro/Oeste	120
Tabela 6.8 – Comparação das estatísticas das séries ENA e amostras <i>bootstrap</i> – Subsistema Sul.....	120
Tabela 6.9 – Comparação das estatísticas das séries ENA e amostras <i>bootstrap</i> – Subsistema Nordeste.....	121
Tabela 6.10 – Comparação das estatísticas das séries ENA e amostras <i>bootstrap</i> – Subsistema Norte	121
Tabela 6.11 – Exemplo de determinação da Energia Natural Afluyente para 5 anos de planejamento - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste	133
Tabela 6.12 – Dados da Simulação sem Reamostragem (Caso 1)	134
Tabela 6.13 – Comparação entre método vigente e <i>bootstrap</i> sem reamostragem – SEB.....	148
Tabela 6.14 – Dados da Simulação com Reamostragem (Caso 2).....	150
Tabela 6.15 – Comparação entre método vigente e <i>bootstrap</i> com reamostragem – Sistema Elétrico Brasileiro.....	165

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1- Etapas da Decisão das Ações Operativas em um Sistema Hidrotérmico.	27
Figura 2.2 - Funções de Custo Imediato e Futuro.	28
Figura 2.3 - Custo Total de Operação.....	29
Figura 2.4 – Modelagem de Sistemas Hidrotérmicos no Planejamento da Operação.....	30
Figura 3.1 - Fases da Metodologia <i>Box e Jenkins</i>	41
Figura 3.2- Geração de Séries Sintéticas.	53
Figura 3.3 – Comportamento de uma Sequência Negativa.	61
Figura 3.4 – Volume de Regularização (Déficit).	64
Figura 4.1 - Algoritmo <i>Bootstrap</i> para estimação de ρ_{km} e ϕ_{kkm}	72
Figura 5.1 – Interligação dos subsistemas.	80
Figura 5.2 – Etapas da PDDE.	86
Figura 5.3 – Exemplo de Convergência Z_{sup} e Z_{inf} na PDDE, simulação sem reamostragem.....	89
Figura 5.4 – Criação da Árvore de Cenários: Sorteio Aberturas.....	94
Figura 5.5 – Sorteio da Árvore de Cenários: Simulação <i>Forward</i>	95
Figura 5.6 – Primeira Simulação <i>Forward</i> - PDDE.	96
Figura 5.7- Primeira Simulação <i>Backward</i> - PDDE.....	97
Figura 5.8 – Segunda Simulação <i>Forward</i> - PDDE.	97
Figura 6.1 – Série Histórica de Energia Natural Afluyente - Sudeste/Centro-Oeste.	102
Figura 6.2 – Série Energia Natural Afluyente - Sudeste/Centro-Oeste – Ano: 1931.....	103
Figura 6.3 - Correlograma de autocorrelação da série ENA – Meses Janeiro a Dezembro – Subsistemas: Sudeste/Centro-Oeste.	104
Figura 6.4 - Correlograma de autocorrelação da série ENA – Janeiro a Dezembro – Subsistemas: Sul.....	105
Figura 6.5 - Correlograma de autocorrelação da série ENA – Janeiro a Dezembro – Subsistemas: Nordeste.....	105
Figura 6.6 - Correlograma de autocorrelação da série ENA – Janeiro a Dezembro – Subsistemas: Norte.....	106
Figura 6.7 - Correlograma de autocorrelação parcial da série ENA - Janeiro a Dezembro - Subsistemas: Sudeste/Centro-Oeste.	107
Figura 6.8 - Correlograma de autocorrelação parcial da série ENA – Janeiro a Dezembro – Subsistemas: Sul.....	107
Figura 6.9 - Correlograma de autocorrelação parcial da série ENA – Janeiro a Dezembro – Subsistemas: Nordeste.....	108
Figura 6.10 - Correlograma de autocorrelação parcial da série ENA – Janeiro a Dezembro – Subsistemas: Norte.....	109
Figura 6.11- Ordens p dos modelos PAR(p) – Sudeste/Centro-Oeste: modelo vigente X método <i>bootstrap</i>	111
Figura 6.12- Ordens p dos modelos PAR(p) - Sul: modelo vigente X método <i>bootstrap</i>	112

Figura 6.13 - Ordens p dos modelos PAR(p) - Nordeste: modelo vigente X método <i>bootstrap</i> .	112
Figura 6.14 - Ordens p dos modelos PAR(p) - Norte: modelo vigente X método <i>bootstrap</i> .	113
Figura 6.15 – Funções de Autocorrelações Parciais e Intervalos de Confiança - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste.	115
Figura 6.16 - Funções de Autocorrelações Parciais e Intervalos de Confiança - Subsistema Sul.	116
Figura 6.17 - Funções de Autocorrelações Parciais e Intervalos de Confiança - Subsistema Nordeste.	117
Figura 6.18 - Funções de Autocorrelações Parciais e Intervalos de Confiança - Subsistema Norte.	117
Figura 6.19 – Cenários Gerados e Médias – Subsistema Sudeste/Centro-Oeste.	123
Figura 6.20 – Cenários Gerados e Médias – Subsistema Sul.	123
Figura 6.21 – Cenários Gerados e Médias – Subsistema Nordeste.	124
Figura 6.22 – Cenários Gerados e Médias – Subsistema Norte.	124
Figura 6.23 – Cenários Gerados e Desvio Padrão – Subsistema Sudeste/Centro-Oeste.	125
Figura 6.24 – Cenários Gerados e Desvio-Padrão – Subsistema Sul.	125
Figura 6.25 – Cenários Gerados e Desvio-Padrão – Subsistema Nordeste.	126
Figura 6.26 – Cenários Gerados e Desvio-Padrão – Subsistema Norte.	126
Figura 6.27 – Teste de Kolmogorov-Smirnov para soma da sequência negativa - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste – Série Gerada: Método <i>Bootstrap</i> .	127
Figura 6.28 – Teste de Kolmogorov-Smirnov para intensidade da sequência negativa - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste – Série Gerada: Método <i>Bootstrap</i> .	128
Figura 6.29 - Teste de Qui-Quadrado para comprimento da sequência negativa - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste – Série Gerada: Método <i>Bootstrap</i> .	128
Figura 6.30 - Máxima Soma, Máximo Comprimento e Máxima Intensidade da Sequência Negativa - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste – Série Gerada: Método <i>Bootstrap</i> .	129
Figura 6.31 – Máximo Déficit - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste – Série Gerada: Método <i>Bootstrap</i> .	130
Figura 6.32 – Vazão Média Afluente no Período Crítico - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste – Série Gerada: Método <i>Bootstrap</i> .	130
Figura 6.33– Comprimento do Período Crítico - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste – Série Gerada: Método <i>Bootstrap</i> .	131
Figura 6.34 – Árvore de Cenários: Sequência <i>Forward</i> .	132
Figura 6.35 – Custo Total de Operação do Sistema Elétrico Brasileiro - Sem Reamostragem.	134
Figura 6.36 – Custo Marginal de Operação do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Sem Reamostragem.	135
Figura 6.37 – Custo Marginal de Operação do Subsistema Sul- Sem Reamostragem.	135
Figura 6.38 – Custo Marginal de Operação do Subsistema Nordeste- Sem Reamostragem.	136
Figura 6.39 – Custo Marginal de Operação do Subsistema Norte- Sem Reamostragem.	136

Figura 6.40 – Geração Hidráulica Total do Sistema Elétrico Brasileiro - Sem Reamostragem.	137
Figura 6.41 – Geração Hidráulica do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Sem Reamostragem.	137
Figura 6.42 – Geração Hidráulica do Subsistema Sul - Sem Reamostragem.	138
Figura 6.43 – Geração Hidráulica do Subsistema Nordeste - Sem Reamostragem.	138
Figura 6.44 – Geração Hidráulica do Subsistema Norte - Sem Reamostragem.	138
Figura 6.45 – Geração Térmica Total do Sistema Elétrico Brasileiro - Sem Reamostragem.	139
Figura 6.46 – Geração Térmica do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Sem Reamostragem.	140
Figura 6.47 – Geração Térmica do Subsistema Sul - Sem Reamostragem.	140
Figura 6.48 – Geração Térmica do Subsistema Nordeste - Sem Reamostragem.	140
Figura 6.49 – Geração Térmica do Subsistema Norte - Sem Reamostragem.	141
Figura 6.50 – Déficit Total de Operação do Sistema Elétrico Brasileiro - Sem Reamostragem.	141
Figura 6.51 – Déficit do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Sem Reamostragem.	142
Figura 6.52 – Déficit do Subsistema Sul - Sem Reamostragem.	142
Figura 6.53 – Déficit do Subsistema Nordeste - Sem Reamostragem.	142
Figura 6.54 – Déficit do Subsistema Norte - Sem Reamostragem.	143
Figura 6.55 – Energia Armazenada Final Total SEB - Sem Reamostragem.	144
Figura 6.56 – Energia Armazenada Final Subsistema do Sudeste/Centro-Oeste - Sem Reamostragem.	144
Figura 6.57 – Energia Armazenada Final do Subsistema Sul - Sem Reamostragem.	144
Figura 6.58 – Energia Armazenada Final do Subsistema Nordeste - Sem Reamostragem.	145
Figura 6.59 – Energia Armazenada Final do Subsistema Norte - Sem Reamostragem.	145
Figura 6.60 – Energia Vertida Total do Sistema Elétrico Brasileiro - Sem Reamostragem.	146
Figura 6.61 – Energia Vertida Total Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Sem Reamostragem.	146
Figura 6.62 – Energia Vertida Total Subsistema Sul - Sem Reamostragem.	146
Figura 6.63 – Energia Vertida Total Subsistema Nordeste - Sem Reamostragem.	147
Figura 6.64 – Energia Vertida Total Subsistema Norte - Sem Reamostragem.	147
Figura 6.65 – Média dos 2000 cenários gerados - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste.	148
Figura 6.66 – Média dos 2000 cenários gerados - Subsistema Sul.	149
Figura 6.67 – Média dos 2000 cenários gerados- Subsistema Nordeste.	149
Figura 6.68 – Média dos 2000 cenários gerados- Subsistema Norte.	150
Figura 6.69 – Custo Total de Operação do SEB - Com Reamostragem.	151
Figura 6.70 – Custo Marginal de Operação do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Com Reamostragem.	151
Figura 6.71 – Custo Marginal de Operação do Subsistema Sul - Com Reamostragem.	152
Figura 6.72 – Custo Marginal de Operação do Subsistema Nordeste - Com Reamostragem.	152
Figura 6.73 – Custo Marginal de Operação do Subsistema Norte - Com Reamostragem.	153

Figura 6.74 – Geração Hidráulica Total do Sistema Elétrico Brasileiro - Com Reamostragem.	154
Figura 6.75 – Geração Hidráulica do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Com Reamostragem.	154
Figura 6.76 – Geração Hidráulica do Subsistema Sul - Com Reamostragem.....	155
Figura 6.77 – Geração Hidráulica do Subsistema Nordeste - Com Reamostragem.....	155
Figura 6.78 – Geração Hidráulica do Subsistema Norte - Com Reamostragem.	156
Figura 6.79 – Geração Térmica Total do Sistema Elétrico Brasileiro - Com Reamostragem.	157
Figura 6.80 – Geração Térmica do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Com Reamostragem.	157
Figura 6.81 – Geração Térmica do Subsistema Sul - Com Reamostragem.	157
Figura 6.82 – Geração Térmica do Subsistema Nordeste - Com Reamostragem.	158
Figura 6.83 – Geração Térmica do Subsistema Norte - Com Reamostragem.....	158
Figura 6.84 – Déficit Total do Sistema Elétrico Brasileiro - Com Reamostragem.	159
Figura 6.85 – Déficit Total do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Com Reamostragem.	159
Figura 6.86 – Déficit Total do Subsistema Sul - Com Reamostragem.	159
Figura 6.87 – Déficit Total do Subsistema Nordeste - Com Reamostragem.	160
Figura 6.88 – Déficit Total do Subsistema Norte - Com Reamostragem.....	160
Figura 6.89 – Energia Armazenada Final do Sistema Elétrico Brasileiro - Com Reamostragem.	161
Figura 6.90 – Energia Armazenada Final do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Com Reamostragem.	161
Figura 6.91 – Energia Armazenada Final do Subsistema Sul - Com Reamostragem.	162
Figura 6.92 – Energia Armazenada Final do Subsistema Nordeste - Com Reamostragem. ..	162
Figura 6.93 – Energia Armazenada Final do Subsistema Norte - Com Reamostragem.	162
Figura 6.94 – Energia Vertida Total do Sistema Elétrico Brasileiro - Com Reamostragem..	163
Figura 6.95 – Energia Vertida do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Com Reamostragem.	163
Figura 6.96 – Energia Vertida do Subsistema Sul - Com Reamostragem.....	164
Figura 6.97 – Energia Vertida do Subsistema Nordeste - Com Reamostragem.....	164
Figura 6.98 – Energia Vertida do Subsistema Norte - Com Reamostragem.....	164
Figura 6.99 – Déficit de Vazão Mínima Total do Sistema Elétrico Brasileiro - Com Reamostragem.	165
Figura 6.100– Convergência na Simulação com Reamostragem.	166

LISTA DE ABREVIATURAS

AR(p)	Modelo autorregressivo de ordem p
ARIMA(p,d,q)	Modelo autorregressivo de ordem “p”, média móvel de ordem “q” e com índice de diferenciação “d”
AS	<i>Ant System</i>
CCEE	Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
CEPEL	Centro de Pesquisa de Energia Elétrica
ENA	Energia Natural Afluenta
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
FAC	Função de Autocorrelação
FACP	Função de Autocorrelação Parcial
IC	Intervalo de Confiança
MA(q)	Modelo média móvel de ordem “q”
MCMC	<i>Markov Chain Monte Carlo</i> (Monte Carlo via Cadeias de Markov)
MDDH	Modelo de Despacho Hidrotérmico
ONS	Operador Nacional do Sistema
PAR(p)	Modelo Autorregressivo Periódico de ordem “p”
PCH	Pequenas Centrais Hidrelétricas
PDDD	Programação Dinâmica Dual Determinística
PDE	Programação Dinâmica Estocástica
PDDE	Programação Dinâmica Dual Estocástica
PMO	Programa Mensal da Operação
PND	Programação Neuro-Dinâmica
QRB	Quase Ruído Branco
SEB	Sistema Elétrico Brasileiro
SIN	Sistema Interligado Nacional

LISTA DE SÍMBOLOS

α	Nível de significância;
α_{t+1}	Valor esperado do custo futuro associado a decisão tomada no tempo t ;
β	Taxa de desconto;
γ_k	Covariância da defasagem de tempo k ;
δ_{t+1}	Termo constante da restrição linear;
ε_t	Distribuição normal de resíduos com média μ_ε e variância σ_ε^2 , que se refere ao antilogaritmo dos resíduos da série temporal normalizada a_t ;
$\hat{\theta}^*(b)$	Estimador <i>bootstrap</i> da amostra b ;
$\hat{\theta}_{\%,lo}$	Limite inferior do intervalo de confiança percentil <i>bootstrap</i> ;
$\hat{\theta}_{\%,up}$	Limite superior do intervalo de confiança percentil <i>bootstrap</i> ;
$\lambda_{Y_{t1}}^{Linear}$	Derivada primeira de Y_t em relação à Y_{t-1} para modelo linear;
$\lambda_{Y_{t1}}^{Não\ Linear}$	Derivada primeira de Y_t em relação à Y_{t-1} para modelo não linear;
μ	Média;
μ^m	Média mensal, no mês m ;
μ_{gerada}	Média da série gerada;
μ_{global}	Média global;
μ_{hist}	Média da série histórica;
μ_t	Média no ano t ;
$\pi EA_{t+1}(i)$	Derivada da função objetivo $Custo_t$ com relação à energia armazenada no subsistema i no início do estágio $t + 1$;
$\rho_{at_k}^m$	Função de autocorrelação dos resíduos no mês m na defasagem k ;
ρ_k^m	Função de autocorrelação no mês m na defasagem k ;
ρ_k^{*l}	Função de autocorrelação para amostra <i>bootstrap</i> na defasagem k , com $l=1,2,\dots,B$;
ρ_k^*	Função de autocorrelação <i>bootstrap</i> na defasagem k ;
σ	Desvio Padrão;
σ^2	Variância;
σ^{2^m}	Variância mensal, no mês m ;
$\sigma_{a_t}^{2^m}$	Variância dos resíduos no mês m e tempo t ;
σ^m	Desvio Padrão, no mês m ;
σ_{global}	Desvio Padrão global;
φ_k^m	Coefficiente do modelo autorregressivo com o número de defasagens igual a k , sendo $k=1,2,\dots,p$;
φ_{kk}^m	Função de autocorrelação parcial no mês m na defasagem k ;
φ_{kk}^m corrigido	Função de autocorrelação parcial corrigida no mês m na defasagem k ;

φ_{kk}^*	Função de autocorrelação parcial <i>bootstrap</i> na defasagem k ;
χ^2	Estatística calculada do teste Qui-quadrado;
Ω_i	Conjunto de subsistemas diretamente conectados ao subsistema i ;
a_t	Resíduos obtidos após estimação do modelo normalizado, no tempo t ;
$ASSIM^m$	Assimetria no mês m ;
$ASSIM_{global}$	Assimetria global;
b	Refere-se a cada amostra <i>bootstrap</i> , sendo $b=1,2,\dots,B$;
B	Número máximo de amostras <i>bootstrap</i> ;
$cov(Y_t, Y_{t+k})$	Covariância entre Y_t e Y_{t+k} ;
C	Comprimento da sequência negativa;
$Custo_t$	Valor esperado do custo total de operação do estágio t até o final do período de planejamento;
CT_j	Custo da usina térmica j ;
$D_t(i)$	Demanda de energia do subsistema i no estágio t , descontadas a geração de pequenas usinas e a energia de submotorização;
$DEF_{t,i}$	Déficit de energia do subsistema i no estágio t ;
e_t^m	Resíduos obtidos após estimação do modelo, no mês m e tempo t ;
E_i	Dados da distribuição de frequência esperada;
$E(a_t)$	Valor esperado dos resíduos, no tempo t ;
$E(a_t a_{t-i})$	Autocorrelação entre os resíduos no tempo t e tempo $(t-i)$;
$E(Y_t)$	Valor esperado da série temporal Y , no tempo t ;
$EA_t(i)$	Energia armazenada no subsistema i no início do estágio t ;
$EA_{t+1}(i)$	Energia armazenada no subsistema i no início do estágio $t+1$;
$EAMAX_t(i)$	Limite máximo de armazenamento do subsistema i no início do estágio t ;
$EAMIN_t(i)$	Limite mínimo de armazenamento do subsistema i no início do estágio t ;
$EAVMAX_t(i)$	Limite máximo de armazenamento do subsistema i no início do estágio t por restrição de volume de espera;
$EC_t(i)$	Energia controlável afluente ao subsistema i durante o estágio t (incluída a vazão mínima);
$EDVC_t(i)$	Energia de desvio de água a ser abatida da energia controlável no subsistema i durante o estágio t ;
$EDVF_t(i)$	Energia de desvio de água a ser abatida da energia fio d'água no subsistema i durante o estágio t ;
$EFIO_t(i)$	Energia fio d'água afluente ao subsistema i durante o estágio t ;
$EM_t(i)$	Energia de enchimento de volume morto no subsistema i durante o estágio t ;
$EVM_t(i)$	Energia de vazão mínima afluente ao subsistema i durante o estágio t ;

$EVP_t(i)$	Energia evaporada no subsistema i durante o estágio t ;
$EVT_t(i)$	Energia vertida no subsistema i no estágio t ;
$EXC_t(i)$	Excesso de energia a fio d'água, energia de vazão mínima, geração térmica mínima, geração de pequenas usinas e energia de submotorização no subsistema i no estágio t ;
$F(x)$	Distribuição de probabilidade acumulada da amostra;
$F_0(x)$	Distribuição de probabilidade acumulada esperada;
$F_t(i, r)$	Intercâmbio de energia do subsistema i para o subsistema r , no estágio t ;
$\bar{F}_t(i, r)$	Capacidade de intercâmbio de energia do subsistema i para o subsistema r , no estágio t ;
$FC_t(i)$	Fator de correção da energia controlável do subsistema i durante o estágio t ;
g	Número de observações da distribuição de frequência observada;
$GH_t(i)$	Energia hidráulica controlável gerada pelo subsistema i no estágio t ;
$GHMAX_t(i)$	Limite máximo de geração hidráulica do subsistema i no estágio t ;
$GT_t(j)$	Energia gerada pela usina térmica j do subsistema i no estágio t ;
$\overline{GT}_t(j)$	Limite máximo de geração térmica da usina j no estágio t , descontando o limite mínimo de geração térmica dessa usina;
$GTMIN_t(j)$	Limite mínimo de geração térmica da usina j no estágio t ;
H_0	Hipótese Nula do teste de hipóteses;
H_1	Hipótese Alternativa do teste de hipóteses;
I	Intensidade da sequência negativa;
I_{ρ_k}	Intervalo de confiança da função de autocorrelação na técnica <i>bootstrap</i> ;
$I_{\varphi_{kk}}$	Intervalo de confiança da função de autocorrelação parcial na técnica <i>bootstrap</i> ;
k	Número de defasagens;
m	Mês de estudo, sendo $m=1,2,\dots,12$;
N	Número de anos da série;
$NFIC$	Número de subsistemas fictícios;
NS	Número de subsistemas reais;
NUT	Número de usinas térmicas;
O_i	Dados da distribuição de frequência observada;
p	Ordem máxima do modelo autorregressivo;
q	Número de segmentos da função de custo futuro;
S	Soma da sequência negativa;
$s^*(\rho_k)$	Desvio padrão <i>bootstrap</i> da função de autocorrelação na defasagem k ;
$s^*(\varphi_{kk})$	Desvio padrão <i>bootstrap</i> da função de autocorrelação parcial na defasagem k ;
\widehat{se}_B	Estimador <i>bootstrap</i> do desvio padrão;

t	Período de tempo, sendo $t=1,2,3,\dots,N$;
t_{n-1}^α	Valor da distribuição t Student com nível de significância α e $(n - 1)$ graus de liberdade;
\widehat{var}_B	Estimador <i>bootstrap</i> da variância;
$var(a_t)$	Variância dos resíduos no tempo t ;
$var(Y_t)$	Variância da série temporal Y no tempo t ;
$x^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$	Amostra inicial com n elementos a partir de uma população;
$x^{*B} = (x_1^{*B}, x_2^{*B}, \dots, x_n^{*B})$	Amostra <i>bootstrap</i> com n elementos a partir da amostra inicial;
\bar{x}^*	Estimador <i>bootstrap</i> da média;
$Z_{(1-\alpha/2)}$	Valor tabelado da distribuição padrão normal, dado o nível de significância α ;
Z_{inf}	Limite inferior do processo de convergência;
Z_{sup}	Limite superior do processo de convergência;
Y_t	Série Temporal Y , com o tempo t variando de 1 a N
Y_t^m corrigido	Valor da série temporal usando os parâmetros corrigidos, no mês m , no tempo t ;
Y_{t-k}^m	Valor correspondente da série temporal no mês m , no tempo $(t-k)$;
w_t	Vetor multivariado para os quatro subsistemas, que representa a dependência temporal e espacial dos resíduos ε_t ;

1. INTRODUÇÃO

1.1. CONSIDERAÇÕES INICIAIS

O sistema de geração de energia elétrica no Brasil é um sistema hidrotérmico de grande porte, com usinas hidrelétricas em sua maioria, correspondendo a 72,1%¹ da energia gerada no Sistema Interligado Nacional (SIN), em um total de 159 usinas (com capacidade de produzir aproximadamente 77.106 MW²). Dentre elas existem usinas com reservatório, fio d'água, por bombeamento e em construção e estão localizadas em 12 bacias hidrográficas (ONS, 2011).

O SIN abrange as regiões Sul, Sudeste, Centro-Oeste, Nordeste e parte no Norte. O que leva a denominação dos subsistemas, como: Sul, Sudeste/Centro-Oeste, Nordeste e Norte. Existem ainda sistemas de menor porte, não conectados ao SIN e chamados de Sistemas Isolados, que geram apenas 3,4% da produção de energia do país e estão concentrados na região Amazônica.

As hidrelétricas, por terem o custo de produção de energia mais barato, são prioritárias no abastecimento do mercado, enquanto que as termelétricas geram energia em períodos nos quais a geração hidrelétrica não é suficiente ou não é desejável, do ponto de vista estratégico, para atender aos consumidores, podendo ser em picos de demanda (aumento excessivo do consumo) ou para se preservar determinados níveis dos reservatórios das usinas hidrelétricas, que são os estoques de energia.

Dessa forma, é importante planejar eficientemente o funcionamento do sistema de geração de energia. Segundo (TOLMASQUIM, 2011), planejar envolve determinar a estratégia de expansão do sistema para atender a demanda futura de energia elétrica, visando minimizar os custos de expansão e garantindo a operação segura e econômica do sistema. O planejamento pode ser realizado de duas formas:

¹ Valor estimado para 31 de dezembro de 2011.

² Valor estimado para 31 de dezembro de 2011.

- (i) Planejamento da Expansão: refere-se à formulação de uma estratégia de expansão que permita atender a demanda prevista de energia de maneira segura e econômica;
- (ii) Planejamento da Operação: dada a estratégia da expansão, busca atender a demanda, minimizando os custos de operação de forma segura.

Assim, o planejamento da operação busca obter a política ótima de operação para o sistema de geração de energia, considerando a geração das hidrelétricas, termelétricas e os intercâmbios de energia entre os subsistemas, sempre minimizando o custo esperado de geração no horizonte de planejamento desejado.

1.2. MOTIVAÇÃO DO TRABALHO

A busca pela política ótima para o planejamento da operação do sistema elétrico brasileiro foi o que motivou o desenvolvimento do presente trabalho. Diante de um cenário com incertezas nas afluências, sistema elétrico de grande porte e interligado, longo horizonte de tempo para planejamento e presença de usinas hidrelétricas e termelétricas operando no sistema, fica bem evidente a complexidade do problema a ser resolvido.

O planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos no médio prazo tem sido realizado pelo modelo computacional homologado do setor elétrico denominado Newave (CEPEL, 2000), o qual considera a agregação de sistemas equivalentes de energia e aplica a Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) associada com a Decomposição de Benders para realizar o processo de otimização do custo de geração de energia. Para isso, são geradas séries sintéticas semelhantes estatisticamente à série histórica de Energia Natural Afluente (ENA), séries estas que captam a elevada estocasticidade das afluências sobre o processo de planejamento.

As séries de ENAs sintéticas são geradas através de um Modelo Autorregressivo Periódico – PAR(p). Devido às mudanças que ocorrem mês a mês na configuração do parque hidrotérmico e no mercado de energia ao longo do período de estudo, é necessário ajustar um modelo PAR(p) para cada mês. Ou seja, para cada mês é estimada a ordem (p) com os respectivos coeficientes autorregressivos $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$. Logo, para a geração das séries

sintéticas de ENAs de cada mês utiliza-se uma componente previamente estimada (μ e σ) e uma parcela aleatória (resíduos). A modelagem vigente utiliza uma transformação lognormal para evitar-se a geração de ENAs negativas, no entanto verifica-se que este procedimento pode gerar não linearidades que impactam no processo de convergência do modelo de otimização (PDDE). A fim de evitar que as não linearidades interferissem no processo de otimização, (OLIVEIRA, 2010) aplicou a técnica *bootstrap* para identificar a ordem do modelo autorregressivo periódico e para gerar novas séries sintéticas. Dessa forma, neste trabalho, a técnica de *bootstrap* foi incorporada na metodologia PDDE e será feita uma comparação dos resultados do planejamento da operação com a modelagem em vigor.

1.3. OBJETIVOS

O objetivo deste trabalho é incorporar a técnica de *Bootstrap* para geração de cenários sintéticos de ENA na metodologia de PDDE aplicada ao planejamento de longo prazo da operação de sistemas hidrotérmicos. Para tanto, será realizado uma comparação dos resultados gerados pelo modelo vigente (que não utiliza a técnica de *Bootstrap*) com os resultados obtidos pela metodologia proposta.

Desta forma, serão analisados principalmente os custos marginais da operação, os níveis de armazenamento dos reservatórios equivalentes dos subsistemas Sudeste/Centro-Oeste, Sul, Nordeste e Norte e os volumes de gerações hidrotérmicas. Dessa forma, busca-se avaliar se utilizando o método *bootstrap* o comportamento do modelo PDDE é mais condizente com a realidade.

1.4. ESTRUTURA DA TESE

O presente trabalho está dividido em sete capítulos. O primeiro deles corresponde a esta Introdução, na qual foram abordados a motivação do trabalho e o objetivo que pretende atingir ao longo deste estudo. O Capítulo 2 caracteriza o sistema hidrotérmico brasileiro apresentando as dificuldades em se planejar no médio prazo a operação do setor elétrico brasileiro. Apresenta também uma revisão bibliográfica sobre o planejamento da operação no médio prazo.

O Capítulo 3 mostra como são realizadas as etapas da metodologia de *Box e Jenkins* aplicadas a um modelo autorregressivo periódico. Descreve as limitações do processo de geração de séries hidrológicas sintéticas através de transformações lognormais, bem como apresenta os testes realizados para verificação das séries geradas.

O Capítulo 4 descreve o método *Bootstrap*. A técnica *bootstrap* foi utilizada para a identificação da ordem dos modelos autorregressivos periódicos e aplicada aos resíduos destes modelos autorregressivos, permitindo a criação de séries hidrológicas sintéticas divergentes entre si devido à sua aleatoriedade.

O Capítulo 5 abrange a forma como o planejamento da operação de sistemas elétricos no Brasil vem sendo realizado, desde a década de 70 até os dias atuais. A ênfase deste trabalho está no planejamento de médio prazo, que busca o valor esperado dos custos de operação ao longo dos 5 anos de análise, dada a estocasticidade das afluências. Apresenta a abordagem da metodologia da Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) aplicada com a técnica de Decomposição de Benders.

No Capítulo 6, de Estudo de Caso, faz-se um estudo estatístico em torno da série histórica de Energia Natural Afluyente, em seguida são comparadas as ordens dos modelos autorregressivos periódicos (PAR(p)) encontrados pela metodologia vigente e pelo método *bootstrap*. São também comparados os parâmetros dos modelos formados pelas duas metodologias. Diante dos modelos PAR(p) são criadas séries sintéticas e neste capítulo ainda são apresentados os resultados dos testes de adequação dos cenários gerados através da técnica *bootstrap*. Por fim, as séries geradas são utilizadas como dados de entrada do problema de otimização do planejamento da operação, o que permite comparar os resultados (comportamento dos custos marginais da operação, os níveis de gerações hidrotérmicas e das energias armazenadas nos reservatórios equivalentes) pela metodologia vigente e *bootstrap*.

No Capítulo de Conclusões serão feitas algumas análises dos resultados obtidos e algumas sugestões de trabalhos futuros.

2. PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO DO SETOR ELÉTRICO BRASILEIRO

2.1. INTRODUÇÃO

O sistema de geração de energia elétrica no Brasil é caracterizado por ser de grande porte, com a maior parte dessa geração proveniente de usinas hidrelétricas, associadas em grandes reservatórios com capacidade de regularização plurianual, divididos em diversas bacias hidrográficas, e podendo haver várias usinas hidrelétricas em um mesmo rio. Assim, muitas usinas hidrelétricas encontram-se dispostas em cachoeiras, o que faz com que a operação de uma usina a montante afete a operação de uma a jusante, isto é, as hidrelétricas operam de forma interdependente.

Contudo a geração de energia necessária ao atendimento à demanda de energia não é feita somente por usinas hidrelétricas, a geração também é realizada pelas usinas térmicas, que podem ser usinas nucleares, por petróleo, gás natural, biomassa e outras. Ainda ocorre a importação/exportação de energia com outros países.

Devido à grande extensão do território nacional, são necessárias linhas de transmissão para interligar as usinas, tornando o Sistema Interligado Nacional (SIN) e levando também a necessidade de uma coordenação técnica da operação do sistema. Essa coordenação é realizada pelo Operador Nacional do Sistema (ONS). Assim, o ONS dividiu o território nacional em quatro subsistemas de operação, sendo eles: Sudeste/Centro-Oeste, Sul, Nordeste e Norte.

Neste capítulo será feita uma abordagem sobre a operação do setor elétrico nacional, os horizontes de planejamento e os objetivos a serem alcançados, com ênfase no planejamento da operação de médio prazo, que é o objeto de estudo deste trabalho. Além disso, será apresentada uma revisão bibliográfica sobre o tema. Por fim é feita uma conclusão do capítulo.

2.2. PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO DE SISTEMAS HIDROTÉRMICOS

A fim de realizar a coordenação e o controle da operação do SIN, o ONS planeja a operação do sistema elétrico considerando (SILVA, 2001):

- (i) A interconexão entre os subsistemas, de modo que regiões com condições hidrológicas desfavoráveis, ou períodos secos, utilizem a energia abundante em outro subsistema, evitando a geração térmica mais cara e reduzindo o custo esperado de operação do sistema;
- (ii) O acoplamento espacial da operação, pois devido a construção de usinas em cascata em uma mesma bacia hidrográfica, a operação de uma usina a montante afeta a operação das demais usinas a jusante;
- (iii) O acoplamento temporal da operação, pois decisões atuais impactam nos custos operativos de um estágio futuro.

O planejamento da operação do Sistema Elétrico Brasileiro (SEB) considera a definição dos conceitos integrados de quanto e quando produzir a energia necessária ao atendimento da demanda pelo menor custo total de operação possível. A geração pelo menor custo, seria através das hidrelétricas, devido ao custo de seu combustível, porém corre-se o risco de não atender à demanda do sistema. Dessa forma, o quanto produzir está associado a quantidade de energia a ser gerada pelas hidrelétricas e também pelas termelétricas. A determinação de quando produzir refere-se à decisão de qual o melhor momento de se gerar pelas usinas hidrelétricas dada a ocorrência de chuva em cada período de tempo analisado.

De acordo com a Figura 2.1, existem três etapas relacionadas à decisão de como gerar energia elétrica em um sistema hidrotérmico: decisão atual, nível de afluições futuras, e os resultados das ações. Caso a decisão a ser tomada hoje seja a utilização dos reservatórios das hidrelétricas, existem duas possibilidades de consequências futuras: (i) a de altas afluições futuras indicando que a decisão tomada hoje foi a correta; (ii) a de baixas afluições futuras, o que irá gerar um déficit na geração de energia planejada. Se a decisão atual contemplar a não utilização dos reservatórios das hidrelétricas, essa decisão será a melhor caso ocorram baixas afluições no futuro. Se forem observadas altas afluições, poderá ocorrer vertimento em algumas usinas e com isso perda financeira no processo de decisão. Dessa forma, no planejamento de sistemas hidrotérmicos, busca-se determinar os montantes ótimos de geração

hidrelétrica e termelétrica, levando em conta as incertezas presentes na disponibilidade dos recursos, cujo objetivo é minimizar o custo total de operação esperado, dentro do horizonte de planejamento definido (FORTUNATO, NETO, *et al.*, 1990). Isto é, utilizar, sempre que viável, a geração hidrelétrica, usando as fontes térmicas como energia complementar.

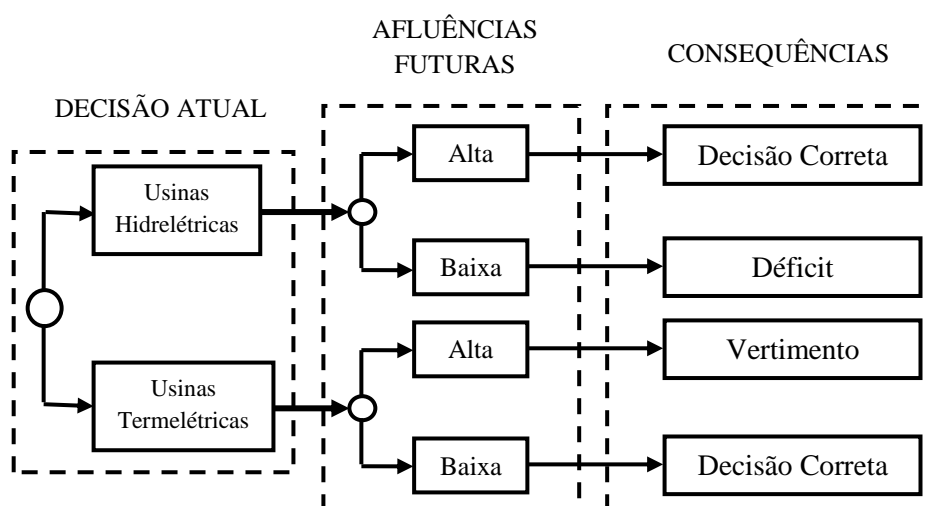


Figura 2.1- Etapas da Decisão das Ações Operativas em um Sistema Hidrotérmico.

No processo de tomada de decisão de um sistema hidrotérmico existe uma dependência entre a decisão tomada hoje e os custos operativos no futuro, ou seja, há um acoplamento no tempo (SILVA, 2001).

Considerando que o objetivo do planejamento da operação de sistemas elétricos é o mínimo custo total, deve-se analisar as parcelas que compõem este custo. O custo total é composto pelo custo imediato, que se refere às decisões tomadas no momento atual e pelo custo futuro, que considera as decisões tomadas no futuro integradas às decisões tomadas hoje (FORTUNATO, NETO, *et al.*, 1990; SILVA, 2001), já que as hidrelétricas apresentam interdependência espacial (por estarem interligadas em cascata) e temporal (água não utilizada hoje pode ser usada em um período posterior).

Os custos operativos do planejamento podem ser visualizados na Figura 2.2, que ilustra o comportamento dos custos imediato e futuro de produção de energia com relação ao volume de armazenamento dos reservatórios.

Como o custo da água na geração de energia é considerado nulo, a melhor ação seria a utilização das usinas hidrelétricas, contudo dado o acoplamento no tempo, à medida que se tende a manter o armazenamento no máximo, a utilização de mais usinas termelétricas no sistema torna-se necessária, o que eleva o custo imediato e conseqüentemente permite que as usinas hidrelétricas sejam utilizadas no futuro. Dessa forma, pode-se dizer que a derivada da função de custo futuro representa o valor da água.

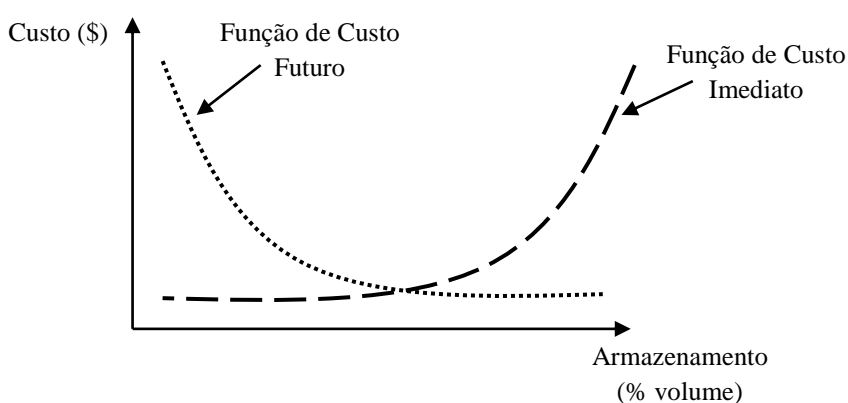


Figura 2.2 - Funções de Custo Imediato e Futuro.

Por sua vez, o custo futuro está associado ao custo esperado da geração termelétrica e do déficit (derivada da função de Custo Imediato) no final do período em análise. Então, esta função tende a diminuir com o aumento do volume final armazenado, indicando mais energia hidrelétrica a disposição no futuro. Assim, o ponto ótimo para o uso da água é aquele que minimiza a soma do custo imediato e do futuro, ou seja, minimiza o custo total de operação. Este ponto ótimo corresponde ao ponto em que o valor da água iguala-se ao custo de geração da termelétrica mais cara que estiver sendo utilizada, Figura 2.3.

Pela Figura 2.3, quando o custo total da operação é mínimo, tem-se derivadas iguais com sinais trocados para as curvas de custo imediato e futuro.

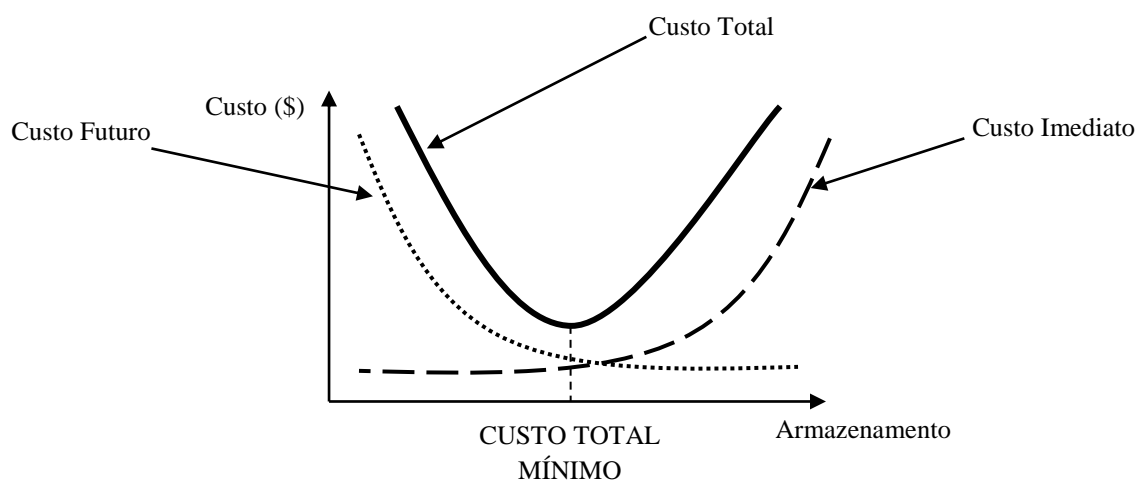
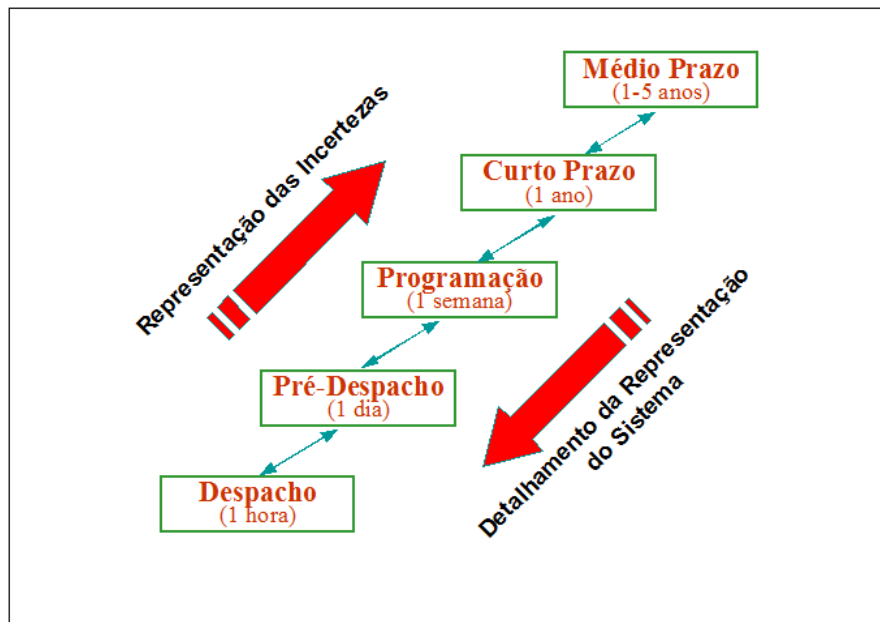


Figura 2.3 - Custo Total de Operação.

Como o custo imediato é decorrente dos valores das decisões tomadas no momento em questão, então o mesmo corresponde ao valor do combustível que está sendo usado pela geração termelétrica de energia (SOARES FILHO, 1987). Já o custo futuro é mais difícil de ser determinado, pois é função do nível das afluições no período de planejamento em estudo, ou seja, existe um elevado grau de incerteza na definição deste custo. Como esse nível é desconhecido previamente, usa-se o histórico de afluições para auxiliar na construção de dados confiáveis (determinação de um modelo autorregressivo - PAR(p)) a serem utilizados. Para isso, realiza-se uma análise do comportamento estatístico das afluições passadas a fim de obter índices estatísticos importantes, como: média, desvio padrão, correlação temporal (avalia o quanto um evento depende do que ocorreu anteriormente) e correlação espacial (que indica a dependência de um evento em um local com relação a outro que está ocorrendo em local distinto) (CCEE e ONS, 2006).

O planejamento da operação do sistema hidrotérmico é realizado em algumas etapas (Figura 2.4), as quais são classificadas de acordo com o horizonte de estudo. Em cada etapa a aleatoriedade das afluições às usinas hidrelétricas e o detalhamento do sistema elétrico se diferem. Para cada etapa é utilizado um modelo, pelo Operador Nacional do Sistema (ONS), os quais verificam a adequação do sistema com relação ao seu grau de confiabilidade e estimam seus custos de operação.



Fonte: (MARCATO, 2002).

Figura 2.4 – Modelagem de Sistemas Hidrotérmicos no Planejamento da Operação.

No planejamento de médio prazo, sendo o Newave o modelo computacional homologado, o horizonte de estudo é de 5 anos, as usinas hidrelétricas são representadas de forma simplificada através de sistemas equivalentes de energia (ARVANITIDIS e ROSING, 1970; MARTINEZ e SOARES, 2002; ZAMBELLI, SIQUEIRA, *et al.*, 2006; DA CRUZ e SOARES, 1996) e existe a necessidade de um maior detalhamento da estocasticidade das afluições por meio da análise dos cenários hidrológicos. Os sistemas podem trocar energia entre si até um limite máximo de intercâmbio. Nesta fase é criada uma função multivariada, conhecida como função de custo futuro, a qual define o valor econômico da energia armazenada em função dos níveis de armazenamento dos reservatórios e da afluição nos meses passados (MARCATO, 2002).

Conforme o horizonte de estudo diminui, observa-se uma redução na incerteza sobre as afluições futuras e uma maior necessidade de representação detalhada das usinas hidrelétricas, das termelétricas, das pequenas centrais hidrelétricas (PCH's) e das redes de transmissão (MARCATO, 2002).

No planejamento de curto prazo, o horizonte de análise é menor do que um ano. Nesta etapa as usinas hidrelétricas são detalhadas (são utilizadas as usinas na forma individualizada), bem como os troncos de transmissão e a periodicidade dos dados é semanal. Neste caso, a incerteza quanto às afluências aos reservatórios é representada através de uma árvore de vazões. O modelo computacional homologado de decisão é o DECOMP, que utiliza a função de custo futuro definida no planejamento de médio prazo. DECOMP determina o despacho otimizado do sistema, juntamente com a contribuição das usinas geradoras em intervalos semanais para o primeiro mês e mensais para os demais. Através da função custo futuro, das projeções de demanda e afluência e das disponibilidades das usinas térmicas com seus preços de produção, o DECOMP também determina como será a evolução dos níveis dos reservatórios.

A terceira etapa é denominada programação diária, sendo o sistema avaliado no intervalo de tempo de uma hora ou de meia em meia hora e contempla-se, geralmente, o horizonte de uma semana. O sistema elétrico é bem detalhado, apresentando os barramentos elétricos de interesse, as restrições hidrelétricas e a representação minuciosa das unidades geradoras. Neste horizonte não é representada a incerteza das vazões. Então, considerando a função de custo futuro proveniente do planejamento de médio prazo e as projeções diárias de afluência e de demanda, originadas do planejamento de curto prazo, o DESSEM (modelo computacional homologado de programação diária) determina o despacho do sistema e os custos marginais de operação.

Para o planejamento da operação de longo prazo, de 20 a 30 anos, o modelo computacional homologado é o MELP, que seleciona o projeto de expansão a ser executado dentre uma lista de projetos candidatos à construção.

O foco do trabalho é o horizonte de planejamento de médio prazo. Dessa forma, no âmbito deste trabalho, foi utilizado um modelo computacional alternativo ao Newave denominado Modelo de Despacho Hidrotérmico (MDDH), o qual gerou resultados referentes ao planejamento da operação de médio prazo, os quais foram comparados com os obtidos pela metodologia vigente no setor.

O MDDH foi desenvolvido pelos programas de pós-graduação em engenharia elétrica da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-Rio) e da Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF) através da submissão de uma proposta conjunta para o edital de P & D 001/2008/ANEEL com o tema de estudo: Modelo de Otimização do Despacho Hidrotérmico. O projeto teve como empresa proponente a Duke Energy Internacional, Geração Paranapanema em conjunto com mais 19 empresas de energia elétrica do SIN, como empresas cooperadas.

2.2.1. Planejamento da Operação de Médio Prazo

O modelo Newave foi desenvolvido pelo Centro de Pesquisa de Energia Elétrica (CEPEL), pertencente ao sistema Eletrobrás, seguindo a metodologia descrita em (PEREIRA, 1985; PEREIRA e PINTO, 1985; PEREIRA, 1989). O modelo Newave determina no processo de cálculo da política, as funções de custo futuro mensais, através da Programação Dinâmica Dual Estocástica – PDDE, e no processo de simulação final os valores esperados de geração hidrotérmica, dos custos marginais de operação, o custo esperado de operação para um determinado período dentro do horizonte de planejamento (5 anos), dentre outros. O Newave calcula a função de custo futuro que será repassada para a próxima etapa (ou seja, o planejamento de curto prazo).

No planejamento de médio prazo são avaliados: (i) o impacto de longas secas na operação do sistema, (ii) sua probabilidade de ocorrência e (iii) a capacidade de regularização plurianual do sistema brasileiro (CEPEL, 2000). Neste horizonte de planejamento para diminuir os esforços computacionais, as usinas hidrelétricas são representadas de forma simplificada através de sistemas equivalentes (ARVANITIDIS e ROSING, 1970; DA CRUZ e SOARES, 1996; MARTINEZ e SOARES, 2002; ZAMBELLI, SIQUEIRA, *et al.*, 2006) e existe um maior detalhamento da estocasticidade das afluições por meio da análise dos cenários hidrológicos. Essa simplificação permite que sejam considerados quatro subsistemas equivalentes interligados (Sudeste/Centro-Oeste, Sul, Nordeste e Norte) ao invés de usinas individualizadas.

O modelo Newave é dividido em quatro módulos computacionais (CEPEL, 2000):

- 1) Módulo de Cálculo do Sistema Equivalente
- 2) Módulo de Energias Afluentes
- 3) Módulo de Cálculo da Política de Operação Hidrotérmica
- 4) Módulo de Simulação da Operação

No Módulo de Cálculo do Sistema Equivalente são calculadas variáveis importantes no âmbito de subsistemas equivalentes, como energias armazenáveis máximas, séries históricas de energias controláveis e de energias fio d'água, parábolas de energia de vazão mínima, energia evaporada, capacidade de turbinamento, correção da energia controlável em função do armazenamento, perdas por limite de turbinamento nas usinas fio d'água, geração hidráulica máxima e energia associada ao desvio de água à montante de uma usina hidroelétrica.

No Módulo de Energias Afluentes, a partir da série histórica de energia afluente são gerados modelos autorregressivos periódicos de ordem p , estimados os parâmetros do modelo estocástico e geradas as séries sintéticas de energias afluentes, que são utilizadas no módulo de cálculo da política de operação hidrotérmica. As séries geradas são usadas na análise de desempenho no módulo de simulação da operação. Estes procedimentos estão explicados nos capítulos 3 e 4.

No Módulo de Cálculo da Política de Operação Hidrotérmica é determinada a política de operação mais econômica para os subsistemas equivalentes, levando em conta as incertezas nas afluências futuras, os patamares de demanda e as limitações técnicas. Neste módulo faz-se o uso da Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) para a solução do problema de planejamento da operação, o que permite obter o custo de operação em um estágio t através de uma função linear por partes. Neste processo, o algoritmo faz uma aproximação da função linear de forma recursiva, dispensando a discretização do espaço de estados, como é feita na Programação Dinâmica Estocástica. A formulação do problema de otimização está descrita no Capítulo 5.

No Módulo de Simulação da Operação o objetivo é simular a operação do sistema ao longo do horizonte de planejamento para diferentes cenários hidrológicos, sintéticos ou do histórico, fornecendo como informações os custos de operação, os custos marginais, o risco de déficit, os valores de intercâmbio de energia, a energia armazenada no final do estágio e os valores de geração hidroelétrica e térmica. Então, busca-se minimizar a função objetivo dada por:

$$Custo\ total_t = \min \sum_{k \in NS} \sum_{j \in NUT_k} CT_j GT_{t,j} + \frac{1}{1 + \beta} \alpha_{t+1} \quad (2.1)$$

Onde:

- NS = Número de subsistemas
- NUT = Número de usinas térmicas
- CT_j = Custo da usina térmica j
- $GT_{t,j}$ = Geração térmica da usina j no tempo t
- β = Taxa de desconto
- α_{t+1} = Valor esperado do custo futuro da decisão tomada no tempo t

A função objetivo está sujeita às restrições de: balanço hídrico, equação de atendimento à demanda, limites de geração térmica, limites na capacidade de intercâmbio, limites na capacidade de armazenamento, geração hidráulica máxima, limites operativos, equação de subsistemas fictícios e função de custo futuro. Informações mais detalhadas podem ser encontradas no Capítulo 5, seção 5.4.

O MDDH, através de uma interface gráfica amigável, permite ao usuário importar um caso de estudo (dos dados do Programa Mensal da Operação - PMO – assim como o NEWAVE), alterá-lo, calcular uma política operativa e realizar a simulação final da operação. Para o cálculo da política operativa, pode-se utilizar a metodologia da Programação Dinâmica Estocástica juntamente com a técnica *Convex-Hull* (PDE-*ConvexHull*), e a Programação Dinâmica Dual Estocástica com a metodologia *Bootstrap* (PDDE-*Bootstrap*). Para PDDE pode-se optar por utilizar os cenários históricos ou sintéticos (Modelo PAR(p)) além de considerar ou não a reamostragem das sequências *forward*. A Simulação Final pode ser realizada utilizando a política (função de custo futuro) calculada pelo modelo MDDH ou oriunda de outros modelos, como por exemplo, o NEWAVE. A simulação final também pode

ser feita utilizando a abordagem de sistemas equivalentes ou a de usinas individualizadas, onde são apresentados os valores esperados de geração hidrotérmica, dos custos marginais de operação, o custo esperado de operação para o horizonte de planejamento de cinco anos, dentre outros. Destaca-se que a execução pode ser local ou remota, paralela ou distribuída.

2.3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Na literatura especializada, diversas técnicas e metodologias têm sido utilizadas para a resolução do problema referente ao planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, considerando diferentes horizontes de planejamento (YAKOWITZ, 1982; YEH, 1985).

Na década de 90 foi realizada uma análise das técnicas/algoritmos de resolução empregadas no planejamento de longo e médio prazo, onde foram apontadas as principais características, vantagens e desvantagens das técnicas de resolução (CARNEIRO, 1991).

Na literatura especializada um algoritmo bastante encontrado na resolução do problema de planejamento é o baseado em fluxo em redes (ROSENTHAL, 1981; OLIVEIRA e SOARES, 1995; SUN, YEN, *et al.*, 1995; LUND e FERREIRA, 1996; HSU e CHENG, 2002; CASTRO e GONZÁLEZ, 2004). A solução do problema é obtida através de uma fase preliminar com o objetivo de escolher uma solução inicial factível que se apresente mais próxima de uma solução ótima via utilização de técnicas heurísticas. Entretanto, (ILICH, 2009) apresentou um trabalho abordando as limitações do uso de algoritmos de fluxo em redes na operação de reservatórios.

(CHRISTOFORIDIS, AGANAGIC, *et al.*, 1996) propôs uma metodologia para o planejamento da operação de sistemas com predominância de geração hidráulica. Para tanto, a metodologia faz uso de técnicas de previsão de carga e da programação de manutenção, sendo a técnica de otimização empregada baseada no método primal dual de pontos interiores.

No trabalho de (GORENSTIN, CAMPODONICO, *et al.*, 1991) foi considerada a estocasticidade das afluências e o sistema de transmissão (modelo linearizado). Como técnica de otimização, fez-se uso da programação dinâmica dual estocástica, onde cada subproblema é modelado como um fluxo de potência ótimo linearizado, sendo o mesmo resolvido através de um algoritmo SIMPLEX.

Em (AMJADY, FARROKHZAD e MODARRES, 2002) é proposto um modelo que integra o planejamento da operação e a confiabilidade do sistema, além de considerar como variáveis estocásticas a demanda de energia e as afluições dos reservatórios. O algoritmo proposto para a solução do problema inclui: (i) técnica de decomposição; (ii) relaxação lagrangeana; (iii) programação dinâmica na resolução do problema não linear.

O emprego de uma representação híbrida para os reservatórios das usinas hidráulicas (reservatórios equivalentes e individualizados) foi proposto por (MARCATO, 2002). O modelo híbrido possibilita uma série de estudos como: viabilidade econômica e operativa de determinado aproveitamento hidráulico; representação detalhada do sistema com fortes restrições operativas; estudos de controle de cheias, dentre outros.

No trabalho de (LABADIE, 2004) diversas técnicas que utilizam otimização estocástica implícita e explícita, aplicadas ao planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, são apresentadas. Entre as implícitas, têm-se: (i) programação linear; (ii) programação não linear; (iii) fluxo em redes; (iv) programação dinâmica discreta, (iv) programação dinâmica diferencial e (v) teoria de controle ótimo a tempo discreto. Em relação às técnicas de otimização estocástica explícitas foram abordadas: (i) programação estocástica linear, (ii) programação dinâmica estocástica e (iii) controle ótimo estocástico.

(NANDALAL e BOGARDI, 2007) apresentam técnicas de otimização baseadas em programação dinâmica para operação ótima de reservatórios, tais como programação dinâmica incremental e programação dinâmica estocástica, além de métodos de decomposição, métodos de agregação/desagregação e métodos baseados em reservatórios equivalentes.

Em (DIAS, 2010) foi apresentada uma nova proposta para modelagem das funções de custo futuro, utilizadas na Programação Dinâmica Estocástica (PDE). A técnica proposta foi aplicada ao planejamento da operação de médio prazo de sistemas elétricos de potência. Através da discretização do espaço de estados, o algoritmo de fechos convexos (*convex hull*) foi utilizado na obtenção de uma série de hiperplanos que compõe um conjunto convexo. A aplicabilidade do método foi mostrada utilizando um caso exemplo de duas usinas hidrelétricas reais em cascata. Adicionalmente, um estudo de caso analisou as vantagens da paralelização do código de programação, onde métricas tais como fator de aceleração e

eficiência são analisadas. Por fim, é apresentada uma simulação contendo todo o sistema elétrico brasileiro, representado por reservatórios equivalentes.

Técnicas de inteligência artificial têm sido aplicadas na resolução do problema referente ao planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos. Em (HUMPIRI, 2005) foi realizado um estudo comparativo entre a programação não linear baseada em fluxo de redes do programa “HydroMax” (CARVALHO e SOARES, 1987) com a Computação Evolutiva (Algoritmo Genético). Para tanto, foram realizados estudos com usinas isoladas, usinas em cascatas e um sistema hidrelétrico formado por catorze usinas distribuídas em cascatas. Os resultados foram considerados interessantes quando a solução obtida pela técnica de programação não linear foi considerada como solução inicial da estratégia evolucionária, mostrando que as duas técnicas podem ser utilizadas para melhorar a solução fornecida pela programação não linear.

Em (MONTE e SOARES, 2009) foi aplicado um sistema de inferência neural-nebulosa adaptativo para o problema referente ao planejamento da operação de médio prazo de sistemas hidrotérmicos de geração. Para tanto, a metodologia trabalha em paralelo com um modelo de otimização determinístico considerando a previsão de vazão. A otimização determinística tem como objetivo fornecer informações que são utilizadas no treinamento da rede, a qual gera uma base de regras de inferência nebulosa que irá reproduzir o comportamento ótimo da usina através da definição da vazão turbinada em cada estágio.

Em (ANTUNES, 2011) foi proposta a técnica de inteligência artificial baseada no comportamento de colônias de formigas, mais conhecida como *Ant System* (AS), para otimizar o planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos. Os resultados indicaram que a técnica AS apresenta um comportamento semelhante ao obtidos por técnicas de programação não linear.

(RODRIGUES, CASTRO, *et al.*, 2011) propôs a utilização da Programação Neuro-Dinâmica (PND) aplicada ao planejamento da operação energética de sistemas hidrotérmicos de potência. A PND tem como característica observar seu comportamento através de simulações e utilizar de mecanismos embutidos para a melhoria de suas ações através do reforço, utilizando técnicas iterativas para melhorar a sua capacidade de estimar a função de custo futuro. A aproximação das funções de custo futuro através de redes perceptron de múltiplas camadas se mostrou eficiente e de extrema importância na PND.

2.4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo teve como objetivo apresentar alguns conceitos importantes no que diz respeito ao planejamento da operação.

Foram apresentadas as etapas do planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos de geração, dando ênfase ao médio prazo, tema de estudo. Em seguida, foi descrita a forma pela qual o modelo vigente (Newave), que planeja o horizonte de médio prazo, opera. Foram mostrados os quatro módulos utilizados pelo Newave e os resultados que são gerados em cada um destes módulos.

Por fim, foi feita uma revisão bibliográfica referente ao planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, considerando o horizonte de médio prazo. Observa-se que vários tipos de técnicas tem sido empregadas a fim de avaliar o comportamento da operação hidrotérmica no sistema brasileiro, entre elas destacam-se os tipos de Programação Dinâmica, Programação Linear, Programação Não Linear, Fluxos em Redes, Teoria de Controle Ótimo e algumas técnicas heurísticas, como algoritmos genéticos, rede neural e colônias de formiga.

O próximo capítulo descreve a forma como é determinado o modelo PAR(p), desde a identificação da ordem do modelo, passando pela estimação dos parâmetros e verificação dos resíduos. Aborda-se também o processo de geração de séries hidrológicas sintéticas.

3. DEFINIÇÃO DO MODELO ESTATÍSTICO E GERAÇÃO DE CENÁRIOS SINTÉTICOS

3.1. INTRODUÇÃO

Séries temporais são referentes a um conjunto de observações organizadas sequencialmente no tempo e dependentes uma das outras, devendo-se levar em consideração a correlação entre essas observações nos instantes de tempo. Cada série temporal corresponde a uma trajetória de uma situação observada dentro de um processo estocástico. Sendo processo estocástico uma família de variáveis aleatórias definidas em um instante de tempo t , na qual cada variável aleatória segue uma função de probabilidade (MORETTIN e TOLOI, 2004).

De acordo com (MORETTIN e TOLOI, 2004), os principais objetivos da análise de séries temporais são:

- investigar e compreender seu mecanismo gerador;
- fazer previsões para seus valores futuros;
- descrever seu comportamento;
- procurar periodicidades importantes em seus dados.

Diante disso, são ajustados modelos estocásticos que representam interpretações desses dados, devendo ser parcimoniosos, simples e bem aderentes. Através da modelagem de um processo estocástico torna-se possível gerar séries sintéticas, que representam amostras do conjunto de observações originais. Segundo (EFRON e TIBSHIRANI, 1993), para que um conjunto de variáveis aleatórias (uma nova função de distribuição de probabilidade) gerado a partir de uma função de distribuição de probabilidade original seja bem representativo, esse conjunto deverá conter informações estatísticas bem semelhantes daquelas obtidas dos dados originais.

Uma premissa importante em relação a um processo estocástico é que o mesmo deve ser estacionário. Isto é, o comportamento não deve se alterar ao longo do tempo, mantendo as estatísticas (média, desvio padrão e outras) inalteradas. Diante de dados com comportamento não estacionário, algumas transformações, como a diferenciação, tornam a série estacionária. A primeira diferenciação de uma série a torna estacionária de primeira ordem, a segunda

diferenciação, indica uma série estacionária de segunda ordem e assim sucessivamente. Portanto, dada uma série Y , denominada Y_t , em que $t = 1, 2, \dots, N$, pode-se classificar um processo estocástico como fracamente estacionário ou estacionário de segunda ordem, (MORETTIN e TOLOI, 2004; GUJARATI, 2006), se e somente se:

- (i) $E(Y_t) = \mu$, ou seja, média constante em todo o período t ;
- (ii) $var(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2$, isto é, variância constante em todo o período t ;
- (iii) $\gamma_k = E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)]$, que corresponde à covariância, sendo k a defasagem do tempo.

Os modelos paramétricos de séries temporais são conhecidos como AR(p), MA(q) ou ARIMA (p,d,q), os quais correspondem, respectivamente, modelo autorregressivo de ordem "p" - AR(p), modelo de média móvel de ordem "q" - MA(q) ou modelo autorregressivo de ordem "p" e de média móvel com ordem "q", com índice de diferenciação dado por "d". Para a análise desses modelos utiliza-se a metodologia *Box e Jenkins* (MORETTIN e TOLOI, 2004; BUENO, 2008; ENDERS, 1948; EHLERS, 2009; GUJARATI, 2006; PINDYCK e RUBINFELD, 2004; STOCK e WATSON, 2004), descrita na Figura 3.1.

A técnica de *Box e Jenkins* gera modelos parcimoniosos, isto é, com um número pequeno de parâmetros e com previsões bastante precisas quando comparadas com outros métodos de previsão (MORETTIN e TOLOI, 2004).

Na Figura 3.1, na fase de especificação do modelo, define-se o tipo de modelo (AR, MA, ARIMA, dentre outros) mais adequado aos dados. Na fase de identificação do modelo, o objetivo principal é a definição da ordem do modelo. Esta definição é feita através da avaliação do comportamento dos coeficientes de autocorrelação e autocorrelação parcial dos dados com suas defasagens no tempo (SOUZA e CAMARGO, 2004). Isto é, a correlação de uma determinada observação da série com suas próprias defasagens. Para (ENDERS, 1948) a ideia fundamental que respalda o método é o princípio da parcimônia, que seria o ajuste de um número de parâmetros suficiente para explicar o comportamento dos dados e sem acrescentar coeficientes desnecessários. Identificada a ordem, torna-se possível estimar os parâmetros do modelo, através de algum método de estimação, como o método da máxima verossimilhança ou dos momentos.

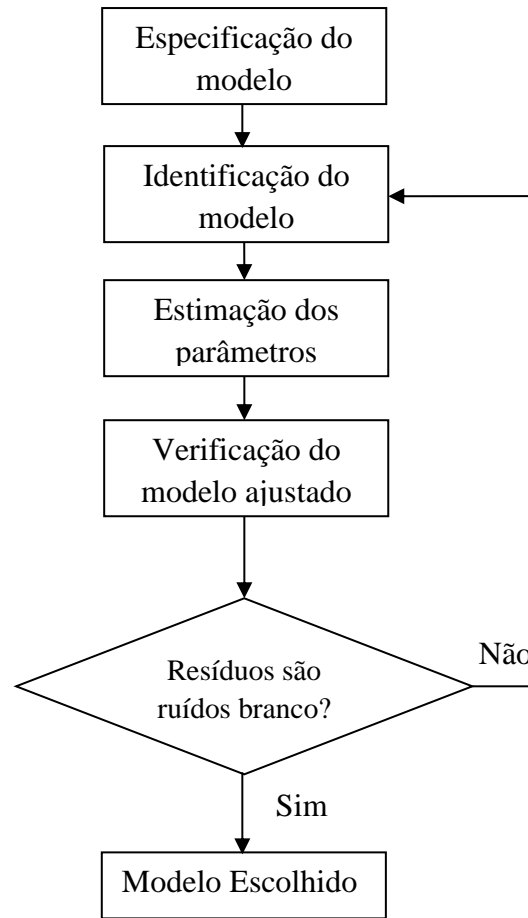


Figura 3.1 - Fases da Metodologia *Box e Jenkins*.

Um modelo, quando determinado, pode ser dividido em duas parcelas. A primeira é a parte determinística, ou seja, são os valores dos parâmetros encontrados dada a ordem do modelo. A segunda corresponde à parcela aleatória, sendo o hiato entre os valores observados na série original e os valores estimados. Dessa forma, a próxima fase avalia essa parcela aleatória, através da verificação dos ruídos, isto é, analisando se os resíduos da estimação são ruído branco. Os resíduos a_t são ruídos branco quando (MORETTIN e TOLOI, 2004):

- (i) $E(a_t) = 0$, ou seja, a média dos erros é igual a zero;
- (ii) $var(a_t) = \sigma^2$, isto é, a variância dos resíduos é constante;
- (iii) $E(a_t a_{t-i}) = 0, \forall i \neq 0$, a autocorrelação entre os erros é nula.

Quando os resíduos são ruído branco, o modelo está bem ajustado e o processo é finalizado. Caso contrário, deve-se identificar um novo modelo e prosseguir novamente com as etapas subsequentes do fluxograma da Figura 3.1.

Dessa forma, dadas as características de uma série hidrológica, conforme (SALAS, DELLEUR, *et al.*, 1980), os modelos autorregressivos são uma boa opção para sua representação. Com relação à série de Energia Natural Afluente (ENA) especificamente, devido à sazonalidade existente, tem sido empregado um modelo autorregressivo periódico, como pode ser visto em (CEPEL, 2000). Assim, a etapa de especificação do modelo, pela metodologia *Box e Jenkins*, já está definida, como sendo um modelo PAR(p), ou seja, um modelo autorregressivo periódico, no qual a ordem p será definida para cada mês analisado, de acordo com a correlação existente entre um determinado mês e os meses anteriores.

O objetivo deste capítulo é mostrar a forma como a metodologia *Box e Jenkins* é aplicada à série de ENA, trazendo informações quanto à geração de séries sintéticas de afluências.

O Capítulo está dividido em cinco seções, sendo a primeira delas esta introdução. A segunda seção descreve a série de afluências modelada conforme o modelo autorregressivo periódico. A terceira seção corresponde às etapas da metodologia *Box e Jenkins*. A seção quatro mostra como é feita a geração de séries sintéticas, assim como, apresenta a forma com são aplicados os testes estatísticos de adequação do modelo gerado com relação à série histórica. Em seguida, estão expostas algumas considerações finais sobre o capítulo.

3.2. MODELO AUTOREGRESSIVO PERIÓDICO - PAR(P)

A série histórica de Energia Natural Afluente (ENA), que corresponde às afluências médias naturais disponíveis nos sistemas, pode ser calculada em base diária, semanal, mensal ou anual, com informações por bacias ou por subsistemas. Neste trabalho, a ENA utilizada corresponde as médias para cada um dos quatro subsistemas brasileiros (Sudeste/Centro-Oeste, Sul, Nordeste e Norte). A ENA é calculada com base nas vazões naturais afluentes e nas produtibilidades das usinas calculadas considerando o armazenamento de 65% do volume útil de seus reservatórios (MARCATO, 2002). Esta premissa é utilizada pois a produtividade

das usinas hidrelétricas com reservatório varia de acordo com a altura de queda, e o valor empírico de 65%, é o mais próximo obtido ao se utilizar uma representação não linear da produtibilidade.

Segundo (SALAS, DELLEUR, *et al.*, 1980) foi Barnes (1954) quem introduziu a ideia de geração sintética de vazões, através do uso da tabela normal de números aleatórios. Na década de sessenta começaram os estudos a respeito da modelagem estocástica com o uso dos modelos autorregressivos (AR) para vazões anuais e sazonais. A modelagem de séries hidrológicas usando modelos AR foi introduzida por (THOMAS e FIERING, 1962) e (YEVJEVICH, 1963).

A série de Energia Natural Afluente, por sua vez, é modelada de forma periódica devido à sazonalidade do regime hidrológico. Dessa forma, séries hidrológicas mensais podem ser modeladas utilizando modelos autorregressivos periódicos (PAR(p)), onde p é a ordem do modelo, pelo fato de que suas características estatísticas, como média, desvio padrão e assimetria, seguem comportamentos periódicos (SALAS, DELLEUR, *et al.*, 1980). Em geral, as afluições em meses iniciais do período chuvoso dependem de 1 ou no máximo 2 meses anteriores. E as afluições em meses iniciais do período seco, dependem do que ocorreu em vários meses do período úmido imediatamente anterior (CCEE e ONS, 2006). O modelo de planejamento energético da operação de médio prazo utiliza o modelo PAR(p), sendo obtido pela técnica de *Box e Jenkins*. Com o objetivo de comparação entre metodologias foram utilizadas a metodologia *Box e Jenkins* e a técnica *Bootstrap* para: (i) identificação da ordem do modelo PAR(p); (ii) geração de séries sintéticas de ENA.

Devido à periodicidade da ENA, é possível determinar algumas estatísticas mensais da amostra (SALAS, DELLEUR, *et al.*, 1980), como é o caso das médias mensais, μ^m (sendo $m = 1, 2, \dots, 12$):

$$\mu^m = \frac{\sum_{t=1}^N Y_{(t-1)*12+m}^m}{N} \quad (3.1)$$

onde:

Y_t^m = valores da ENA;
 t = 1, 2, ..., N;
 N = número de anos da série;

$m = 1, 2, \dots, 12$

As variâncias mensais, σ^{2^m} , da amostra como segue:

$$\sigma^{2^m} = \frac{\sum_{t=1}^N (Y_{(t-1)*12+m}^m - \mu^m)^2}{N} \quad (3.2)$$

Os desvios padrão mensais, σ^m , são dados por:

$$\sigma^m = \sqrt{\sigma^{2^m}} \quad (3.3)$$

As assimetrias mensais, $ASSIM^m$, que avaliam o quanto uma distribuição de frequência desvia-se de uma distribuição simétrica (isto é, com *média* = *mediana* = *moda*) e são calculadas como (SALAS, DELLEUR, *et al.*, 1980):

$$ASSIM^m = \frac{\sum_{t=1}^N (Y_{(t-1)*12+m}^m - \mu^m)^3}{(N-1)(N-2)/N \sigma^{3^m}} \quad (3.4)$$

Assim, quando $ASSIM^m = 0$, a distribuição segue comportamento simétrico; quando $ASSIM^m > 0$, a distribuição é assimétrica positiva e é deslocada à direita em relação à distribuição simétrica, sendo $moda \leq mediana \leq média$; e quando $ASSIM^m < 0$, a distribuição é assimétrica negativa e é deslocada à esquerda com relação à simétrica, com $média \leq mediana \leq moda$.

A média estatística anual, μ_t , sendo $t = 1, 2, \dots, N$, também é calculada:

$$\mu_t = \frac{\sum_{m=1}^{12} Y_t^m}{12} \quad (3.5)$$

Bem como são calculadas algumas estatísticas globais como média, desvio padrão, assimetria e correlação. A média global, μ_{global} , da série é dada por:

$$\mu_{global} = \frac{\sum_{t=1}^N \mu_t}{N} \quad (3.6)$$

O desvio padrão global, σ_{global} , é obtido pela expressão:

$$\sigma_{global} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (\mu_t - \mu)^2}{N}} \quad (3.7)$$

A assimetria global, $ASSIM_{global}$:

$$ASSIM_{global} = \frac{\frac{\sum_{t=1}^N (\mu_t - \mu)^3}{N}}{\sigma^3} \quad (3.8)$$

A correlação é uma medida estatística que avalia o grau de dependência entre duas variáveis de uma distribuição, no tempo (t) e ($t + 1$). Neste caso, é a multiplicação da diferença entre as médias anuais e globais de um determinado ano, pela diferença entre as médias anuais e globais do ano seguinte. Ou seja,

$$CORRELAÇÃO = \frac{\frac{\sum_{t=1}^{N-1} (\mu_t - \mu_{global})(\mu_{t+1} - \mu_{global})}{N}}{(\sigma_{global})^2} \quad (3.9)$$

Após descrever alguns índices estatísticos, apresenta-se a forma pela qual os modelos autorregressivos mensais ($m = 1, 2, \dots, 12$) são calculados:

$$Y_t^m = \varphi_1^m * Y_{t-1}^m + \dots + \varphi_p^m * Y_{t-p}^m + e_t^m \quad (3.10)$$

em que:

- Y_t^m = valor calculado no mês m e no ano t ;
- m = 1, 2, ..., 12;
- φ_1^m = coeficiente do termo autorregressivo com uma defasagem, para o mês m ;
- Y_{t-1}^m = termo autorregressivo com uma defasagem, para o mês m ;
- p = ordem máxima do modelo autorregressivo;
- φ_p^m = coeficiente do termo autorregressivo com o número de defasagens igual à ordem do modelo, para o mês m ;
- Y_{t-p}^m = termo autorregressivo com o número de defasagens igual à ordem do modelo, para o mês m ;
- e_t^m = resíduos obtidos na modelagem, para o mês m .

De acordo com a equação (3.10) em um processo autorregressivo o valor estimado para um determinado período depende de valores defasados e o número de defasagens (ordem do modelo) é definido conforme o nível de dependência dessas defasagens com o valor analisado. Assim o modelo descrito em (3.10) estima a variável dependente a partir dos valores assumidos por ela em momentos anteriores. A forma de determinação da ordem do modelo está apresentada na Seção 3.3.

Com o objetivo de reduzir discrepâncias entre os dados, a modelagem é feita considerando um modelo normalizado de acordo com o método Z score (RUBIN, 2010), no qual a normalização é feita em torno da média e desvio padrão da amostra. Em um modelo normalizado tem-se a média da amostra igual a zero e a variância igual a um. O modelo normalizado mensal pode ser descrito como:

$$\left(\frac{Y_t - \mu^m}{\sigma^m}\right) = \varphi_1^m \left(\frac{Y_{t-1} - \mu^{m-1}}{\sigma^{m-1}}\right) + \dots + \varphi_p^m \left(\frac{Y_{t-p} - \mu^{m-p}}{\sigma^{m-p}}\right) + a_t \quad (3.11)$$

em que:

$$\begin{aligned} \mu^m &= \text{média do mês } m; \\ \sigma^m &= \text{desvio padrão do mês } m; \\ a_t &= \text{série de resíduos independentes com média zero e variância } \sigma_{a_t}^2{}^m. \end{aligned}$$

A próxima seção apresenta o detalhamento da metodologia de Box e Jenkins.

3.3. ETAPAS DA METODOLOGIA *BOX E JENKINS*

3.3.1. Identificação da ordem do modelo autorregressivo periódico

Uma vez que as séries hidrológicas foram modeladas como sendo um modelo autorregressivo periódico (PAR(p)) torna-se necessária a definição da ordem (p) para cada mês de cada subsistema. A determinação de (p) é dada pela avaliação dos coeficientes de autocorrelação e autocorrelação parcial dos dados com suas respectivas defasagens.

De acordo com (ENDERS, 1948), nas fases de identificação da ordem de um modelo e de estimação dos parâmetros da metodologia de *Box e Jenkins*, as funções de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP) exercem papéis importantes.

Uma função de autocorrelação ρ_k^m indica a correlação entre uma variável Y_t com os valores defasados desta variável (Y_{t-k}), e pode ser obtida como se segue:

$$\rho_k^m = E \left[\left(\frac{Y_t^m - \mu^m}{\sigma^m} \right) \left(\frac{Y_{t-k}^m - \mu^{m-k}}{\sigma^{m-k}} \right) \right] \quad (3.12)$$

Sendo k o número de meses defasados.

Multiplicando a equação (3.11) por $\left(\frac{Y_{t-k}^m - \mu^{m-k}}{\sigma^{m-k}} \right)$ e aplicando o valor esperado, obtém-se:

$$\begin{aligned} E \left[\left(\frac{Y_t^m - \mu^m}{\sigma^m} \right) \left(\frac{Y_{t-k}^m - \mu^{m-k}}{\sigma^{m-k}} \right) \right] \\ = \varphi_1^m E \left[\left(\frac{Y_{t-1}^m - \mu^{m-1}}{\sigma^{m-1}} \right) \left(\frac{Y_{t-k}^m - \mu^{m-k}}{\sigma^{m-k}} \right) \right] + \dots \\ + \varphi_p^m E \left[\left(\frac{Y_{t-p}^m - \mu^{m-p}}{\sigma^{m-p}} \right) \left(\frac{Y_{t-k}^m - \mu^{m-k}}{\sigma^{m-k}} \right) \right] + E \left[a_t \left(\frac{Y_{t-k}^m - \mu^{m-k}}{\sigma^{m-k}} \right) \right] \end{aligned} \quad (3.13)$$

Considerando uma defasagem ($k = 1$), tem-se a expressão da seguinte forma:

$$\rho_1^m = \varphi_1^m + \varphi_2^m \rho_1^{m-1} + \dots + \varphi_p^m \rho_{p-1}^{m-1} \quad (3.14)$$

Assim, diante das séries de ENA mensais com periodicidade e para cada um dos subsistemas, e desconhecendo a priori os parâmetros do modelo PAR(p), a função de autocorrelação serial (ρ_k^m), pode ser dada por (com $k=1,2,\dots,11$)³:

³ O presente trabalho adotou como defasagem máxima para cálculo da FAC e FACP o valor de 11 defasagens, a fim de verificar a correlação existente entre os meses ao longo de 12 meses.

$$\rho_k^m = \frac{[\sum_{t=1}^N (Y_t^m - \mu^m)(Y_{t-k}^m - \mu^{m-k})] / N}{(\sigma^m * \sigma^{m-k})} \quad (3.15)$$

Sendo que, na equação (3.15):

- Quando $m = 1$ (mês de janeiro) e $k = 1$ (uma defasagem): $m - 1 = 12$ (troca o ano de referência, corresponde ao mês de dezembro), esta equação representa a correlação entre a observação Y_t e Y_{t-1} ;
- Quando $m = 1$ (mês de janeiro) e $k = 2$ (duas defasagens): $m - 2 = 11$ (troca o ano de referência, corresponde ao mês de novembro), esta equação representa a correlação entre a observação Y_t e Y_{t-2} ;
- Quando $m = 2$ (mês de fevereiro) e $k = 1$ (uma defasagem): $m - 1 = 1$ (mesmo ano de referência, corresponde ao mês de janeiro), esta equação representa a correlação entre a observação Y_t e Y_{t-1} ;
- Quando $m = 2$ (mês de fevereiro), $m - 2 = 12$ (troca o ano de referência, corresponde ao mês de dezembro), esta equação representa a correlação entre a observação Y_t e Y_{t-2} ; e assim sucessivamente.

Obtida matriz com valores das autocorrelações (ρ_k^m) para cada mês m e com as 11 defasagens ($k=11$) é possível formar as equações de *Yule-Walker*. Então, dado um determinado m e variando o valor de k de 1 a p , e sendo os valores de φ_{kk}^m , para $k = 1, 2, \dots, p$, as funções de autocorrelação parcial do período m , tem-se as equações de *Yule-Walker*:

$$\begin{vmatrix} 1 & \rho_1^{m-1} & \rho_2^{m-1} & \dots & \rho_{p-1}^{m-1} \\ \rho_1^{m-1} & 1 & \rho_1^{m-2} & \dots & \rho_{p-2}^{m-2} \\ \rho_2^{m-1} & \rho_1^{m-2} & 1 & \dots & \rho_{p-3}^{m-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \rho_{k-1}^{m-1} & \rho_{k-2}^{m-2} & \rho_{k-3}^{m-3} & \dots & 1 \end{vmatrix} * \begin{vmatrix} \varphi_{k1}^m \\ \varphi_{k2}^m \\ \varphi_{k3}^m \\ \vdots \\ \varphi_{kk}^m \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \rho_1^m \\ \rho_2^m \\ \rho_3^m \\ \vdots \\ \rho_k^m \end{vmatrix} \quad (3.16)$$

A equação (3.16) deve ser adaptada coerentemente no caso de serem consideradas múltiplas configurações do sistema, considerando o parque de geração hidrotérmico, conforme (MACEIRA, 1999).

As possíveis ordens dos modelos mensais são obtidas nos instantes em que o valor da função de autocorrelação parcial (FACP) de um determinado mês m com relação às defasagens k , estiver fora do intervalo de confiança (IC) (CEPEL, 2000), determinado pela fórmula (3.17):

$$IC = \frac{1}{\sqrt{N}} * 1,96 \quad (3.17)$$

Dessa forma, no modelo do planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, a identificação da ordem pela forma clássica, determina as ordens mensais mais apropriadas dos operadores autorregressivos (determinação de p), a partir das estimativas das autocorrelações parciais (φ_{kk}^m), sendo $k=1, \dots, N/4$. Assim, as ordens dos operadores autorregressivos em cada mês m , serão p , e para $k > p$, φ_{kk}^m tem distribuição aproximadamente Gaussiana com média zero e variância $(1/N)$, também chamada aproximação Quenouille. Pela forma clássica de determinação da ordem dos modelos existem diversos candidatos a ordem (p) de um modelo sendo que em cada mês, procura-se a maior ordem i tal que todas as estimativas (φ_{kk}^m), para $k > i$ não sejam mais significativas (CEPEL, 2000). A ordem máxima considerada é seis, já que ordens muito elevadas podem conter coeficientes autorregressivos negativos que impactam na etapa de otimização do planejamento da operação, pois geram coeficientes positivos indesejáveis nos cortes de *Benders*.

Para o caso de obtenção da ordem do modelo de séries hidrológicas, especificamente, após definir a ordem máxima do modelo pelo método descrito no parágrafo anterior, deve-se avaliar se a ordem encontrada não gera cortes positivos nos Cortes de *Benders*, pois coeficientes autorregressivos negativos poderão levar a coeficientes positivos indesejáveis nos Cortes. Diante de situações, o procedimento é a redução da ordem do modelo. É importante lembrar que não são todos os coeficientes negativos que produzem valores positivos nos

Cortes de Benders (CEPEL, 2000). A verificação desse fato é feita através da regressão das afluências, como é mostrado a seguir.

Dadas as equações do modelo PAR(p), já normalizadas, em um determinado mês m , num instante de tempo t (equação (3.18)) e de $t - 1$ (equação (3.19)):

$$Y_t^m = \varphi_1^m * Y_{t-1}^m + \varphi_2^m * Y_{t-2}^m + \dots + \varphi_p^m * Y_{t-p}^m + e_t^m \quad (3.18)$$

$$Y_{t-1}^m = \varphi_1^{m-1} * Y_{t-2}^m + \varphi_2^{m-1} * Y_{t-3}^m + \dots + \varphi_{p'}^{m-1} * Y_{t-p'}^m + e_t^m \quad (3.19)$$

Substitui-se a equação (3.19) na equação (3.18), gerando a seguinte regressão:

$$Y_t^m = \varphi_1^m (\varphi_1^{m-1} * Y_{t-2}^m + \varphi_2^{m-1} * Y_{t-3}^m + \dots + \varphi_{p'}^{m-1} * Y_{t-p'}^m) + \varphi_2^m * Y_{t-2}^m + \dots + \varphi_p^m * Y_{t-p}^m + e_t^m \quad (3.20)$$

Manipulando os dados, tem-se:

$$Y_t^m = (\varphi_1^m \varphi_1^{m-1} + \varphi_2^m) * Y_{t-2}^m + (\varphi_1^m \varphi_2^{m-1} + \varphi_3^m) * Y_{t-3}^m + \dots + (\varphi_1^m \varphi_{p'}^{m-1} + \varphi_p^m) * Y_{t-p'}^m + \dots + \varphi_p^m * Y_{t-p}^m + e_t^m \quad (3.21)$$

Na equação (3.21), se o termo $(\varphi_1^m \varphi_1^{m-1} + \varphi_2^m)$ for negativo, então se reduz a ordem do modelo para a anterior à máxima ordem encontrada inicialmente. Por exemplo, se as possíveis ordens do modelo encontradas forem: $p = 1$, $p = 4$ e $p = 6$. Testa-se, primeiramente a ordem máxima, 6. Sendo o termo $(\varphi_1^m \varphi_1^{m-1} + \varphi_2^m)$ negativo, reduz-se a ordem máxima do modelo para 4. A redução da ordem ocorre até que o termo $(\varphi_1^m \varphi_1^{m-1} + \varphi_2^m)$ não seja mais negativo, pois, valores negativos nos termos da regressão, geram cortes positivos no Corte de Benders, o que compromete o processo de otimização.

Caso o termo $(\varphi_1^m \varphi_1^{m-1} + \varphi_2^m)$ seja positivo, faz-se uma segunda regressão, conforme a equação (3.22):

$$Y_{t-2}^m = \varphi_1^{m-2} * Y_{t-3}^m + \varphi_2^{m-2} * Y_{t-4}^m + \dots + \varphi_{p''}^{m-2} * Y_{t-p''}^m \quad (3.22)$$

Substituindo a equação (3.22) na equação (3.21), obtém-se (3.23), como segue:

$$Y_t^m = [(\varphi_1^m \varphi_1^{m-1} + \varphi_2^m) \varphi_1^{m-2} + (\varphi_1^m \varphi_2^{m-1} + \varphi_3^m)] * Y_{t-3}^m + [(\varphi_1^m \varphi_1^{m-1} + \varphi_2^m) \varphi_2^{m-2}] * Y_{t-4}^m + \dots + \varphi_p^m * Y_{t-p}^m \quad (3.23)$$

Se o termo $[(\varphi_1^m \varphi_1^{m-1} + \varphi_2^m) \varphi_1^{m-2} + (\varphi_1^m \varphi_2^{m-1} + \varphi_3^m)]$ for negativo, diminui-se a ordem do modelo para a ordem anterior à máxima já encontrada. Se for positivo, realiza-se uma nova regressão. A regressão é realizada até a ordem $(p - 1)$ no tempo t .

Após definidas as ordens do modelo para cada mês nos quatro subsistemas brasileiros, o próximo passo é a estimação dos parâmetros desses modelos, que será apresentada na próxima subseção.

3.3.2. Estimação dos parâmetros do modelo

Considerando um conjunto de dados amostrais é possível construir um modelo estatístico a partir destes dados. Diante disso, o método da máxima verossimilhança é um método de estimação dos parâmetros do modelo que busca a maximização da probabilidade destes dados, ou seja, a maximização da função de verossimilhança, principalmente em distribuições amostrais normais. Contudo, a estimação dos parâmetros destes modelos PAR(p) foi realizada pelo método dos momentos, que segundo (HARVEY, 1981; HIPEL e MCLEOD, 1994) é tão eficiente quanto o método da máxima verossimilhança. Na estimação pelo método dos momentos, os valores dos parâmetros são obtidos através da substituição das autocorrelações (ρ_k^m) calculadas na equação (3.15), e na equação (3.16) de Yule-Walker, que corresponde às estimações obtidas para φ_{kk}^m , sendo $k = 1, 2, \dots, p$, para cada mês m . As equações Yule-Walker são resolvidas de forma independente para cada mês m pelo método Cholesky (HIPEL e MCLEOD, 1994).

Conforme (MACEIRA e DAMAZIO, 2004), os modelos PAR(p) podem ser escritos em função de estimativas corrigidas, ou seja,

$$\varphi_{kk}^m \text{ corrigido} = \varphi_{kk}^m * \left(\frac{\sigma^m}{\sigma^{m-k}} \right) \quad (3.24)$$

Onde:

$$\begin{aligned} \varphi_{kk}^m &= \text{Autocorrelação parcial, mês } m, \text{ defasagem } k, \text{ com } k = 1, \dots, p \\ \sigma^m &= \text{Desvio padrão no mês } m \\ \sigma^{m-k} &= \text{Desvio padrão no mês } m - k \end{aligned}$$

Dessa forma, os modelos PAR(p) ficariam:

$$Y_t^m \text{ corrigido} = \varphi_{11}^m \text{ corrigido} * Y_{t-1}^m + \varphi_{22}^m \text{ corrigido} * Y_{t-2}^m + \dots + \varphi_{pp}^m \text{ corrigido} * Y_{t-p}^m \quad (3.25)$$

Após definidos os parâmetros do modelo, o próximo passo da metodologia *Box e Jenkins* é verificar se os resíduos obtidos são ruído branco.

3.3.3. Verificação dos resíduos do modelo

A verificação dos resíduos do modelo baseia-se em análises estatísticas voltadas aos valores dos resíduos encontrados. Para um modelo bem ajustado, a série de resíduos deve seguir os pressupostos de ruído branco (descritos no Capítulo 3), sendo a média destes igual a zero, a variância pequena e constante e não haver correlação entre as observações, ou seja, a função de autocorrelação dos resíduos ($\rho_{at_k}^m$) não deve ser significativa com relação ao intervalo de confiança calculado na equação (3.17).

Dada a definição do modelo que explica a série histórica de afluência, o próximo passo é a geração de séries sintéticas, que está apresentada na Seção 3.4.

3.4. GERAÇÃO DE CENÁRIOS SINTÉTICOS

A estrutura de geração de séries sintéticas possui o formato de geração em pente ou paralelo, pelo fato de que diante de uma série histórica, na qual já foram obtidos diversos

índices estatísticos e depois de formado um modelo que interpreta estatisticamente seu comportamento, são criadas novas séries com o período de tempo desejado (CEPEL, 2010), conforme a Figura 3.2.

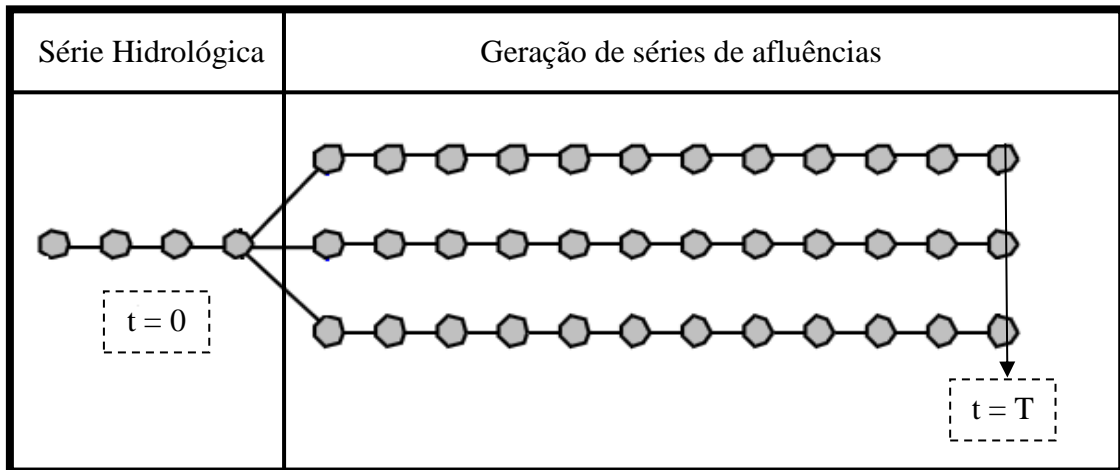


Figura 3.2- Geração de Séries Sintéticas.

Com o objetivo de mostrar o processo de geração de novas séries de aflúências, apresenta-se o modelo normalizado mensal, PAR(p), novamente, como na equação (3.11):

$$\left(\frac{Y_t - \mu^m}{\sigma^m}\right) = \varphi_1^m \left(\frac{Y_{t-1} - \mu^{m-1}}{\sigma^{m-1}}\right) + \dots + \varphi_p^m \left(\frac{Y_{t-p} - \mu^{m-p}}{\sigma^{m-p}}\right) + a_t \quad (3.11)$$

Para se obter o valor das aflúências, equação (3.27), a partir da equação (3.11), tem-se a seguinte manipulação:

$$(Y_t - \mu^m) = \sigma^m \left[\varphi_1^m \left(\frac{Y_{t-1} - \mu^{m-1}}{\sigma^{m-1}}\right) \right] + \dots + \sigma^m \left[\varphi_p^m \left(\frac{Y_{t-p} - \mu^{m-p}}{\sigma^{m-p}}\right) \right] + \sigma^m * a_t \quad (3.26)$$

$$Y_t = \mu^m + \sigma^m \left[\varphi_1^m \left(\frac{Y_{t-1} - \mu^{m-1}}{\sigma^{m-1}}\right) \right] + \dots + \sigma^m \left[\varphi_p^m \left(\frac{Y_{t-p} - \mu^{m-p}}{\sigma^{m-p}}\right) \right] + \sigma^m * a_t \quad (3.27)$$

De acordo com o problema analisado, que tem como característica usinas com reservatórios em cascata e que podem ter vazões incrementais muito pequenas, é preciso evitar vazões mensais negativas (KELMAN, 1983). Assim a vazão deve ser maior que zero ($Y_t > 0$), em (3.27), como segue:

$$\mu^m + \sigma^m \left[\varphi_1^m \left(\frac{Y_{t-1} - \mu^{m-1}}{\sigma^{m-1}} \right) \right] + \dots + \sigma^m \left[\varphi_p^m \left(\frac{Y_{t-p} - \mu^{m-p}}{\sigma^{m-p}} \right) \right] + \sigma^m * a_t > 0 \quad (3.28)$$

Isolando o termo a_t :

$$a_t > - \left(\frac{\mu^m}{\sigma^m} \right) - \left[\varphi_1^m \left(\frac{Y_{t-1} - \mu^{m-1}}{\sigma^{m-1}} \right) \right] - \dots - \left[\varphi_p^m \left(\frac{Y_{t-p} - \mu^{m-p}}{\sigma^{m-p}} \right) \right] \quad (3.29)$$

Considerando o termo do lado direito da inequação como sendo Δ , tem-se:

$$\Delta = - \left(\frac{\mu^m}{\sigma^m} \right) - \left[\varphi_1^m \left(\frac{Y_{t-1} - \mu^{m-1}}{\sigma^{m-1}} \right) \right] - \dots - \left[\varphi_p^m \left(\frac{Y_{t-p} - \mu^{m-p}}{\sigma^{m-p}} \right) \right] \quad (3.30)$$

Então,

$$a_t > \Delta \quad (3.31)$$

Na geração de séries sintéticas, os resíduos resultantes devem apresentar um coeficiente de assimetria bem próximo de zero, indicando que estes seguem distribuições normais, pois estas séries serão usadas na Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) para a obtenção de estratégias ótimas de operação do Sistema Interligado Nacional. A fim de garantir a normalidade dos resíduos, suas distribuições têm sido ajustadas, atualmente, a uma distribuição Lognormal com três parâmetros (SALAS, DELLEUR, *et al.*, 1980). Esse tipo de distribuição para os resíduos garante que esses resíduos serão normais, mesmo após uma transformação de normalização da série. Pois, em muitos casos, ao normalizar uma série, a sua transformada inversa pode gerar séries não normais. Ao adotar o logaritmo de uma série, uma transformada inversa será o antilogaritmo da série. Essa transformação na distribuição garante a normalidade dos resíduos, contudo não garante que os valores de Y_t sejam sempre não negativos, como será mostrado adiante.

Dada a equação (3.32):

$$a_t = e^{\xi_t} + \Delta \quad (3.32)$$

onde: $\xi_t \sim N(\mu_\xi, \sigma_\xi^2)$. E sendo a_t uma distribuição lognormal (CEPEL, 2000), tem-se:

$$a_t \sim LNormal(\mu_\xi, \sigma_\xi^2, \Delta) \quad (3.33)$$

Em séries multivariadas, como é o caso, os procedimentos realizados devem preservar a dependência temporal e a espacial dos dados. Então, dado que os resíduos possuem dependência no tempo e que são gerados conjuntamente nos quatro subsistemas, define-se o vetor multivariado W_t , sendo ($W_t \sim N_4(0,1)$):

$$W_t = \frac{\xi_t - \mu_\xi}{\sigma_\xi} \quad (3.34)$$

Manipulando a equação (3.34):

$$\xi_t = \mu_\xi + W_t \sigma_\xi \quad (3.35)$$

Substituindo a equação (3.35) em (3.32), obtém-se:

$$a_t = e^{\mu_\xi + W_t \sigma_\xi} + \Delta \quad (3.36)$$

De acordo com (OLIVEIRA, 2010), a variável afluência assume a seguinte formulação:

$$Y_t = (e^{\mu_\xi + W_t \sigma_\xi}) \sigma^m \quad (3.37)$$

Assim, o principal motivo de se utilizar as transformações log normais é evitar as ENAs negativas. Contudo, como pode ser visto pelas equações (3.36) e (3.37), e de acordo com (FINARDI, GONÇALVES, *et al.*, 2009) nota-se que ao considerar as vazões e/ou ENA não negativas tem-se como resultante uma estrutura não linear no cálculo desses valores, o que influencia diretamente na fase de otimização para o cálculo do mínimo custo, pelo fato da otimização ser realizada considerando a linearidade do modelo. Esse fato está melhor representado nas derivações da ENA realizadas a seguir.

Então, para cada mês m , a derivada em relação à primeira defasagem, será:

(i) No caso linear:

Diante de uma série temporal mensal, e considerando um modelo periódico, ao calcular o modelo têm-se os valores das variâncias mensais, então de acordo com a equação (3.38), (Y_t) é igual:

$$Y_t = \mu^m + \sigma^m \left[\varphi_1^m \left(\frac{Y_{t-1} - \mu^{m-1}}{\sigma^{m-1}} \right) \right] + \sigma^m * a_t \quad (3.38)$$

$$Y_t = \mu^m + \sigma^m \varphi_1^m \left(\frac{Y_{t-1}}{\sigma^{m-1}} \right) - \sigma^m \varphi_1^m \left(\frac{\mu^{m-1}}{\sigma^{m-1}} \right) + \sigma^m * a_t \quad (3.39)$$

A derivada primeira de Y_t em relação a Y_{t-1} corresponde a uma constante:

$$\frac{\partial Y_t}{\partial Y_{t-1}} = \lambda_{Y_{t1}}^{\text{Linear}} = \varphi_1^m \quad (3.40)$$

(ii) No caso não linear:

Considerando a estrutura não linear do modelo PAR(p), apresentada na equação (3.41) a derivada da ENA no tempo t em relação ao tempo t – 1 será:

$$\frac{\partial Y_t}{\partial Y_{t-1}} = \lambda_{Y_{t1}}^{\text{N\~{a}o Linear}} = \frac{\partial((e^{\mu_{\xi_t} + W_t \sigma_{\xi_t}}) \sigma^m)}{\partial Y_{t-1}} \quad (3.41)$$

$$\lambda_{Y_{t1}}^{\text{N\~{a}o Linear}} = \sigma^m \frac{\partial(e^{\mu_{\xi_t} + W_t \sigma_{\xi_t}})}{\partial Y_{t-1}} = \sigma^m (e^{\mu_{\xi_t} + W_t \sigma_{\xi_t}}) (\mu'_{\xi_t} + \xi_t \sigma'_{\xi_t}) \quad (3.42)$$

Pela equação (3.42) é possível observar a forma como a não linearidade afeta o processo de derivação na etapa de otimização da função de custo futuro. Devido a esse fato, foi utilizado um processo diferenciado daquele praticado no sistema nacional, com relação à abordagem dos resíduos no modelo autorregressivo periódico, descrito no Capítulo 4. Ou seja, na geração de séries sintéticas, aplicou-se a técnica estatística denominada *Bootstrap* voltada aos resíduos, com a adoção dos parâmetros do modelo original e os resíduos *bootstrap* (OLIVEIRA, 2010).

As séries sintéticas geradas devem ser avaliadas com relação ao seu desempenho, cujo objetivo é verificar se estas séries podem ser utilizadas como boas representações da série original no que tange aos aspectos estatísticos.

3.4.1. Testes Estatísticos de Avaliação do Modelo

Após o processo de formação de um modelo PAR(p) que permite a geração de séries sintéticas, é necessária a avaliação do seu desempenho. Isso se dá através de testes que avaliam algumas estatísticas descritivas e a correlação cruzada entre os dados, e que verificam o comportamento das sequências dessas séries, dentre outros.

3.4.1.1. Teste de Igualdade das Médias

Como o próprio nome já diz, o objetivo desse teste é avaliar se as médias das séries sintéticas são semelhantes estatisticamente à média da série original. Isso é feito através do teste de hipóteses, no qual a hipótese nula (H_0), que indica a igualdade entre a média de duas distribuições, e a hipótese alternativa (H_1), que se refere a não igualdade estatística das médias de duas distribuições (GUJARATI, 2006), são descritas abaixo:

$$\begin{aligned} H_0: \mu_{hist} &= \mu_{gerada} \\ H_1: \mu_{hist} &\neq \mu_{gerada} \end{aligned} \tag{3.43}$$

Deste modo, usando um teste de hipótese bilateral, ao nível de significância de 5% ($\alpha = 5\%$), é possível pelo teste t, definir se a média das séries geradas são iguais estatisticamente a média do histórico. Para cada cenário obtém-se um *p-value* dos testes. Caso o *p-value* seja maior do que o nível de significância de 5%, não se rejeita a hipótese nula, e conseqüentemente as médias dos cenários e do histórico são estatisticamente iguais.

No presente trabalho foi feita a média de todos os cenários gerados para cada um dos 60 períodos. A verificação de igualdade das médias é feita comparando a média de todos os cenários de cada um dos 60 períodos (5 anos) de planejamento com a média do histórico replicada para o período em análise. Também é avaliada a média global. Neste caso, comparou-se a média global do histórico com as médias globais de cada um dos cenários gerados.

3.4.1.2. Teste de Igualdade das Variâncias

O teste de igualdade das variâncias adotado é o Teste de Levene. O Teste de Levene é um teste robusto que pode ser aplicado a problemas nos quais as funções de distribuição sejam normais ou não normais (LEVENE, 1960). O teste compara a variância de uma determinada distribuição com as variâncias de outras distribuições. As hipóteses são dadas por:

$$\begin{aligned}
 H_0: \sigma_1^2 &= \dots = \sigma_k^2 \\
 H_1: \sigma_i^2 &\neq \sigma_j^2
 \end{aligned}
 \tag{3.44}$$

Com $i = 1, 2, \dots, k$ e $j = 1, 2, \dots, k$, sendo $i \neq j$.

A hipótese nula considera que as variâncias de diversas séries sejam iguais, enquanto que na hipótese alternativa nem todas as variâncias são iguais. Sendo essas séries amostras com n variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas, com média e variância desconhecidas (ALMEIDA, ELLIAN e NOBRE, 2008).

Considerando o nível de significância de 5%, para que não se rejeite a hipótese nula, os *p-value* obtidos no teste devem ser maiores que o nível de significância de 5%.

Dadas as séries sintéticas geradas são calculadas as variâncias em cada um dos 60 períodos. Em seguida essas variâncias são comparadas conforme o procedimento descrito acima. A análise das variâncias globais é realizada após a replicação dos valores das variâncias globais da série histórica.

3.4.1.3. Testes de Aderência

Os testes de aderência são testes de hipótese não paramétricos, que tem como objetivo avaliar se uma distribuição de frequência observada é estatisticamente semelhante a outras distribuições. Neste caso, a verificação refere-se à comparação tanto das variáveis aleatórias discretas, pelo Teste Qui-Quadrado, como das variáveis aleatórias contínuas, pelo Teste de Kolmogorov-Smirnov (CONOVER, 1971).

O teste do Qui-Quadrado determina se uma distribuição de frequência de dados observados é compatível com a distribuição dos valores esperados. No presente trabalho, a variável discreta testada foi o comprimento das sequências, que será explicado com mais detalhes na Subseção 3.4.1.5.

Como hipóteses do teste tem-se:

H_0 : Distribuições de frequências observadas e esperadas semelhantes

H_1 : Distribuições de frequências observadas e esperadas NÃO semelhantes

(3.45)

O nível de significância adotado foi de 5%. A estatística do teste é calculada como $\chi^2 = \sum_{i=1}^g \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}$, com $g - 1$ graus de liberdade. Sendo g , o número de observações da distribuição; O_i , os dados da distribuição observada; e E_i , os dados da distribuição esperada.

O Teste de Kolmogorov-Smirnov por ser aplicado em variáveis contínuas e sua análise baseia-se na comparação entre a distribuição de probabilidade acumulada da amostra e a distribuição acumulada esperada (CONOVER, 1971). As hipóteses do teste são:

$$H_0: F(x) = F_0(x)$$

$$H_1: F(x) \neq F_0(x)$$

(3.46)

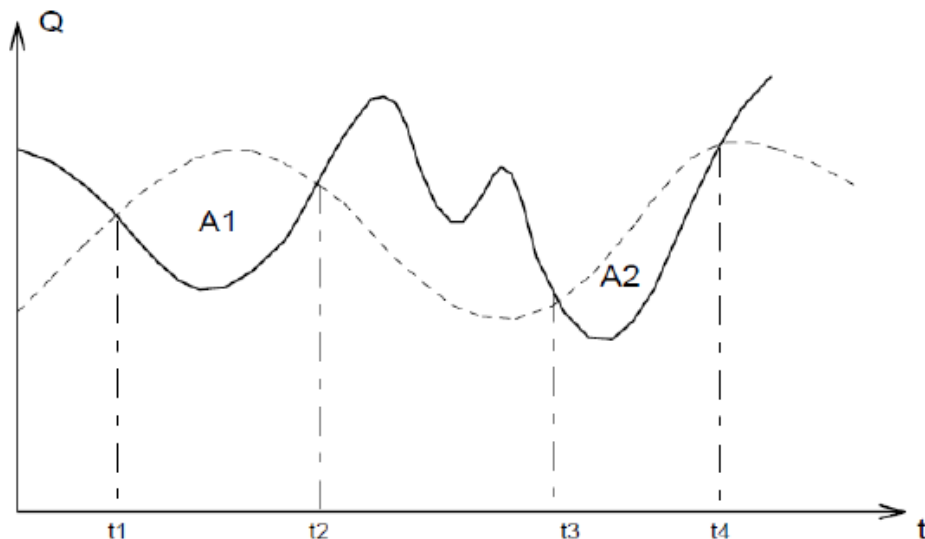
O nível de significância adotado foi de 5%. Para *p-value* acima do nível de significância, não se rejeita a hipótese nula. O teste de Kolmogorov-Smirnov foi aplicado para: (i) comparar a distribuição das médias globais dos períodos dos cenários com a distribuição das médias históricas; (ii) comparar as distribuições acumuladas dos períodos dos cenários com a correspondente distribuição acumulada dos períodos do histórico.

3.4.1.4. Teste de Análise da Correlação Cruzada

Como os regimes hidrológicos das regiões brasileiras são correlacionados, é importante que as séries sintéticas geradas mantenham a correlação existente na série histórica, sendo este o objetivo do teste de análise da correlação cruzada. Em (OLIVEIRA, 2010) a análise da correlação cruzada foi feita de forma visual pela observação de gráficos do tipo Box-Plot. Os gráficos mostram a forma da distribuição da correlação cruzada anual entre cada um dos cenários criados, considerando a interligação entre os subsistemas (STEDINGER e TAYLOR, 1982).

3.4.1.5. Teste de Análise da Sequência Negativa

A análise da sequência negativa é utilizada visando verificar se os períodos críticos do histórico, como aqueles de secas ao longo dos anos, são também representados nas séries geradas. A sequência negativa corresponde ao período em que as vazões afluentes encontram-se abaixo de valores determinados. Neste caso específico, verificar qual o comportamento dos valores que estão abaixo das médias mensais calculadas pela série do histórico. A Figura 3.3 explica melhor o fato (CEPEL, 2000).



Fonte: (CEPEL, 2000).

Figura 3.3 – Comportamento de uma Sequência Negativa.

Na Figura 3.3 tem-se como linha contínua o valor das afluições e como linha pontilhada a média histórica (limite). O eixo das abscissas indica o período de tempo analisado, enquanto que o eixo das ordenadas apresenta os valores das vazões afluentes. A sequência negativa é representada nos períodos de tempo em que os valores das afluições encontram-se abaixo dos valores das médias mensais históricas, na Figura 3.3 corresponde aos intervalos de tempo (t_1, t_2) e (t_3, t_4) .

(PEREIRA, OLIVEIRA, *et al.*, 1984) mostram que para a análise da sequência negativa são importantes três variáveis aleatórias: o comprimento, que são os intervalos de tempo (t_1, t_2) e (t_3, t_4) da Figura 3.3; a soma que está indicada pela áreas A1 e A2 nesta mesma figura; e a intensidade da sequência que é o valor médio das observações abaixo do limite. A Tabela 3.1 (CEPEL, 2000) apresenta a forma de cálculo destas variáveis.

Tabela 3.1– Forma de cálculo das sequências negativas

Variável Aleatória	Descrição	Cálculo
Comprimento de sequência	Corresponde ao comprimento dos intervalos $(t_1 - t_2)$, $(t_3 - t_4)$.	$C = (t_2 - t_1)$
Soma de sequência	Corresponde à área abaixo do limite durante a sequência. Na figura anterior, equivale às áreas A1 e A2.	$S = \sum_{i=t_1}^{t_2} (Z_i - \mu_i)$
Intensidade de sequência	Corresponde ao valor médio abaixo do limite, isto é, a soma de sequência dividida pelo respectivo comprimento de sequência.	$I = \frac{S}{C} = \frac{\sum_{i=t_1}^{t_2} (Z_i - \mu_i)}{(t_2 - t_1)}$

Fonte: (CEPEL, 2000).

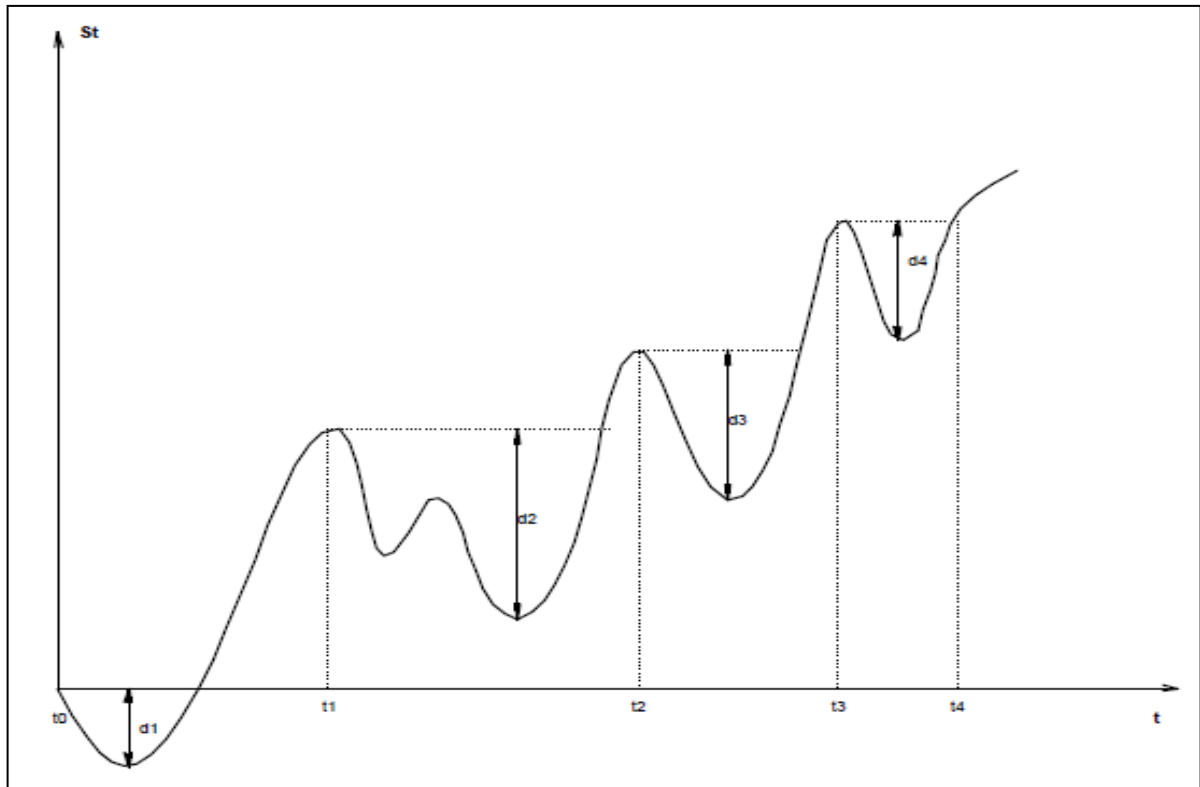
Dadas as séries sintéticas geradas é possível estabelecer uma comparação com os dados observados no histórico. São determinadas amostras do histórico e dos cenários e em seguida são realizados os testes de aderência descritos na Subseção 3.4.1.3. Com o objetivo de determinar se os cenários reproduzem as distribuições de probabilidades de cada variável quando comparadas com a respectiva distribuição da amostra do histórico.

Para análise do desempenho do modelo mede-se a proporção para cima e para baixo dos índices gerados em relação ao índice do histórico. Essa proporção não deve ser muito pequena, por não representar os períodos de seca existentes na série original. Segundo (PENNA, 2009), valores extremos das distribuições, como os períodos de grandes secas, são bem relevantes para o planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos. Então para

avaliar essa proporção, verificam-se os valores do máximo comprimento da sequência, da máxima soma da sequência e da máxima intensidade da sequência.

Outra variável aleatória que pode ser analisada é chamada de somas parciais, em que podem ser observadas as variáveis de máximo déficit, vazão média de período crítico e comprimento do período crítico.

O déficit está apresentado na Figura 3.4, na qual o período $[t_0, t_1]$ só transcorrerá sem déficit se a capacidade de armazenamento for maior ou igual a $d_1 * \Delta t$, onde Δt é o intervalo de discretização dado por $(t_1 - t_0)$, (CEPEL, 2000). No intervalo $[t_1, t_2]$, a capacidade de armazenamento deve ser no mínimo $d_2 * \Delta t$, e assim por diante. As variáveis d_1, d_2, \dots, d_n correspondem aos déficits e influenciam nos estudos de regularização das aflúncias. Portanto, o modelo gerado pelo PAR(p) deve produzir distribuições das séries sintéticas como as variáveis déficits próximas a distribuição da série histórica. Assim, o máximo déficit indica o volume do reservatório capaz de regularizar uma vazão especificada. O procedimento para a obtenção das variáveis máximas é dado pela divisão da série em M segmentos de comprimento igual ao da série histórica. Em seguida, calcula-se o índice para cada segmento, obtendo uma distribuição de frequência. Esse procedimento é realizado para: o máximo comprimento de sequência, a máxima soma da sequência, a máxima intensidade da sequência, o máximo déficit para um nível de regularização, o comprimento do período crítico (período de secas) e a vazão média do período crítico.



Fonte: (CEPEL, 2000).

Figura 3.4 – Volume de Regularização (Déficit).

3.5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo abordou a metodologia *Box e Jenkins*, apresentando os passos seguidos para:

- (i) Definição da ordem dos modelos autorregressivos periódicos de ordem p - PAR(p) da série de Energia Natural Afluente com base na função de autocorrelação parcial, calculada pela matriz de *Yule Walker*;
- (ii) Definição da estimação dos parâmetros dos modelos PAR(p) mensais gerados para cada um dos quatro subsistemas brasileiros, através do método dos momentos;
- (iii) Verificação se os resíduos são ruído branco, pelos seus valores de autocorrelação e autocorrelação parcial.

Foram apresentadas também a geração de séries sintéticas, pelo formato de pente, o problema da não linearidade existente na adoção da transformação Lognormal nos resíduos e os testes estatísticos empregados para verificar a adequação das séries sintéticas geradas.

O próximo capítulo descreve o método estatístico *Bootstrap*, o qual representa uma metodologia alternativa, que será utilizada tanto para a determinação da ordem de modelos autorregressivos mensais, quanto pra determinação dos resíduos destes modelos para a geração de novas séries temporais.

4. REAMOSTRAGEM *BOOTSTRAP*

4.1. INTRODUÇÃO

A reamostragem consiste na realização de um sorteio aleatório com reposição de dados pertencentes a uma amostra mestre, de modo a formar uma nova amostra, sendo o *Bootstrap* uma das possíveis técnicas de reamostragem. As técnicas de reamostragem são extremamente interessantes para a obtenção de estimadores por técnicas analíticas não triviais. A reamostragem possibilita a existência de inúmeras alternativas na obtenção de desvios padrões e intervalos de confiança através da análise de um conjunto de dados.

Na literatura existem diversas técnicas de reamostragem que visam estimar parâmetros de uma distribuição de interesse. Entretanto, a vantagem da aplicação da reamostragem *Bootstrap* é a sua generalidade, pois requer que menos suposições sejam feitas, fornecendo, geralmente, respostas mais precisas. Em muitas situações, a distribuição de probabilidade da estatística em estudo é desconhecida e assim sendo, a reamostragem *Bootstrap* é muito útil, pois não exige um equacionamento específico para cada problema e pode ser utilizada em casos gerais, não dependendo da distribuição original da estatística do parâmetro em análise.

O *Bootstrap* tem sido amplamente empregado em problemas de difícil solução pelos métodos estatísticos convencionais (NETO e SOUZA, 1996). Segundo (DAVISON e HINKLEY, 1997), repetir um procedimento de análise com várias réplicas de dados pode ser denominado método intensivo computadorizado. Para a estimação via *Bootstrap* é preciso realizar um número muito grande de reamostragens e o cálculo das estatísticas de cada uma destas reamostragens. Isso exige esforços computacionais intensos para realizar as reamostragens e os cálculos devem ser feitos de maneira rápida e eficaz. Dessa forma, com os avanços tecnológicos observados nos dias atuais, o que se tem notado é que este método substitui a análise estatística teórica por processos intensivos computacionalmente.

A utilização da técnica estatística *Bootstrap* representa uma proposta alternativa para o planejamento de médio prazo da operação do Sistema Elétrico Brasileiro (SEB). A técnica é aplicada na fase de determinação da ordem do modelo, e permite a criação de modelos autorregressivos mais parcimoniosos, e conseqüentemente, através destes, é possível a

geração de novos cenários hidrológicos, os quais servirão de dados de entrada ao processo de otimização no planejamento da operação do SEB.

Neste Capítulo estão descritas informações sobre o método *bootstrap*. O Capítulo está dividido em seis seções, sendo elas: esta introdução, a segunda refere-se à forma como são determinadas as amostras, bem como o cálculo dos estimadores *bootstrap* para as principais estimativas estatísticas e o método de determinação do intervalo de confiança. A terceira seção apresenta as formas de aplicação do método *bootstrap* em séries temporais. A quarta seção descreve como é determinada a ordem dos modelos mensais PAR(p) usando a técnica *bootstrap*. A quinta seção mostra o processo de geração de cenários hidrológicos via *bootstrap*. Por fim, são descritas algumas considerações finais sobre o tema.

4.2. O MÉTODO *BOOTSTRAP*

O método *Bootstrap* foi proposto primeiramente por Efron em 1979. Define-se $x^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$ como sendo uma amostra inicial com n elementos de uma população, com modelo probabilístico desconhecido, o qual segue uma função de distribuição acumulada F (EFRON e TIBSHIRANI, 1993).

Através da técnica não paramétrica é realizada uma reamostragem dos dados, pela qual são formadas B amostras *bootstrap*, também de tamanho n , a partir da amostra inicial denotadas por $x^{*1} = (x_1^{*1}, x_2^{*1}, \dots, x_n^{*1})$, $x^{*2} = (x_1^{*2}, x_2^{*2}, \dots, x_n^{*2})$, ..., $x^{*B} = (x_1^{*B}, x_2^{*B}, \dots, x_n^{*B})$, e obtidas por amostragens aleatórias com reposição. Esta é a modelagem não paramétrica do método *Bootstrap*.

O método *Bootstrap* em sua modelagem não paramétrica permite que informações importantes sejam retiradas sem o conhecimento específico da população em que se extraiu a amostra, sendo essas informações obtidas por meio de uma função de distribuição de probabilidade. Ele utiliza o princípio *plug-in*, o qual considera uma distribuição empírica para representar estatisticamente a distribuição real, isto é, permite estimar os parâmetros a partir de suas amostras. De forma que, os próprios dados advindos da distribuição de frequências representam a melhor imagem da distribuição real de frequência que lhe deram origem, permitindo estimar estatísticas como média, variância, desvio padrão, coeficiente de

autocorrelação, dentre outros (EFRON e TIBSHIRANI, 1993; DAVISON e HINKLEY, 1997). Como apresentam estes autores, conforme aumenta-se o tamanho da amostra (tendendo para o infinito), as estimativas amostrais convergem para as verdadeiras estimativas da população. Com isso, o método pode ser usado em pequenas amostras com propriedades semelhantes às de grandes amostras (NETO, 1991).

Dessa forma, dada uma amostra aleatória $x^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$, de tamanho igual a n , que segue uma distribuição de probabilidade desconhecida F , suas estatísticas podem ser denotadas por $\hat{\theta} = s(x)$. As B replicações da amostra *bootstrap* são denotadas por $x^{*1}, x^{*2}, \dots, x^{*B}$, cada uma com n elementos que seguem uma função de probabilidade \hat{F} . Sendo assim, as estatísticas de cada uma das B amostras *bootstrap* são definidas como $\hat{\theta}^*(b) = s(x^{*b})$, onde $b = 1, 2, \dots, B$. Alguns estimadores *bootstrap* são definidos abaixo (EFRON e TIBSHIRANI, 1993):

- Estimador *Bootstrap* da Média ($s(x^*) = \bar{x}^*$):

$$\bar{x}^* = \frac{\sum_{b=1}^B x_b^*}{B}$$

(4.1)

- Estimador *Bootstrap* da Variância ($s(x^*) = \widehat{\text{var}}_B$):

$$\widehat{\text{var}}_B = \sum_{b=1}^B [\hat{\theta}^*(b) - \hat{\theta}^*(.)]^2 / (B - 1)$$

(4.2)

$$\text{onde } \hat{\theta}^*(.) = \sum_{b=1}^B \hat{\theta}^*(b) / B$$

(4.3)

- Estimador *Bootstrap* do Desvio Padrão ($s(x^*) = \widehat{\text{se}}_B$):

$$\widehat{\text{se}}_B = (\widehat{\text{var}}_B)^{1/2}$$

(4.4)

Diante dos estimadores *bootstrap* apresentados acima, obtém-se intervalos de confiança. Seja o estimador $\hat{\theta}$, com média \bar{x}^* e variância $\widehat{\text{var}}_B$, tem-se para uma distribuição normal padronizada:

$$\frac{\hat{\theta} - \bar{x}^*}{\widehat{se}_B} \sim N(1,0) \quad (4.5)$$

Quando o problema refere-se a um teste de hipótese, usa-se t_{n-1}^α , que corresponde à distribuição *t-Student* com nível de significância α e $(n - 1)$ graus de liberdade. Dessa forma, o intervalo de confiança *bootstrap*, para uma distribuição normal, é denotado por:

$$[\bar{x}^* - t_{n-1}^{(1-\alpha)} * \widehat{se}_B, \quad \bar{x}^* + t_{n-1}^{(1-\alpha)} * \widehat{se}_B] \quad (4.6)$$

Os intervalos de confiança *bootstrap* podem sofrer algumas transformações em sua estrutura como na média e no desvio padrão, que passam a ser calculados como (EFRON e TIBSHIRANI, 1993):

- Média: $\phi = 0.5 \log\left(\frac{1+\bar{x}^*}{1-\bar{x}^*}\right)$ (4.7)

- Desvio Padrão: $\widehat{se}_{B^{transf}} = \frac{1}{\sqrt{(n-3)}}$ (4.8)

Contudo o intervalo de confiança *Bootstrap* t realmente só funciona bem quando a distribuição da estatística na distribuição *Bootstrap* é aproximadamente normal e a estatística desvia muito pouco da estatística populacional. Caso o viés entre a distribuição normal e de uma distribuição *bootstrap* seja grande, outros métodos para cálculo de intervalo de confiança podem ser empregados, veja (EFRON e TIBSHIRANI, 1993).

Assim, existem formas alternativas de intervalo de confiança apresentadas por (EFRON e TIBSHIRANI, 1993), como o intervalo de confiança baseado no percentil *bootstrap* que permite avaliar o viés existente entre a distribuição normal e a distribuição *bootstrap*. O intervalo de confiança percentil *bootstrap* pode ser definido como, dada uma função de distribuição acumulada F, com as estimativas dadas por $\hat{\theta}^* = s(x^*)$, o intervalo percentil é dado por $[\hat{\theta}_{\%,lo}, \hat{\theta}_{\%,up}] = [\hat{\theta}^{*(\alpha)}, \hat{\theta}^{*(1-\alpha)}]$, onde:

$$\hat{\theta}_{\%,lo} = \hat{\theta}^{*(\alpha)} = \text{limite inferior do intervalo, correspondendo a } (100 * \alpha)\% \text{ da distribuição do estimador}$$

$\hat{\theta}_{\%,up} = \hat{\theta}^{*(1-\alpha)} =$ limite superior do intervalo, correspondendo a $(100 * (1 - \alpha))\%$ da distribuição do estimador

O método de cálculo baseado no intervalo de confiança *bootstrap* percentil foi utilizado neste trabalho e é calculado segundo (EFRON e TIBSHIRANI, 1993). Dado um nível de confiança $(1 - \alpha) * 100\%$, encontra-se o primeiro percentil $(1 - \alpha/2) * 100\%$ e o segundo percentil $(\alpha/2) * 100\%$ a partir da média das B amostras *bootstrap*, sendo que, neste trabalho, adotou-se como percentis os valores de 2,5% e 97,5%. O intervalo de confiança baseado no método percentil é o mais utilizado em publicações envolvendo a técnica *bootstrap* (HALL, 1988; OLIVEIRA, 2010).

4.3. *BOOTSTRAP* EM SÉRIES TEMPORAIS

A técnica *bootstrap* ganhou ênfase no estudo de séries temporais em 1984, na análise econométrica de previsão de demanda de energia no mercado americano realizado por Freedman & Peters (FREEDMAN e PETERS, 1984). Tendo sido estudado em 1986, por Chatterjee (CHATTERJEE, 1986), para estimar o erro padrão das estimativas dos parâmetros dos modelos de previsão. Em 1991, Neto comparou o comportamento do *bootstrap* e da metodologia clássica na identificação de estrutura de modelos: AR(1), AR(2), MA(1), MA(2), ARMA(1,1), (NETO, 1991). De acordo com (SOUZA e CAMARGO, 2004) *bootstrap* em séries temporais pode ser empregado de duas formas:

✓ *Bootstrap* nos Resíduos

Os dados possuem uma relação temporal e devem ser inseridos em um modelo probabilístico para que os resíduos sejam independentes e possam ser utilizados para se obter outras séries temporais advindas de amostras *bootstrap*. Esse método funciona da seguinte forma: primeiramente, ajusta-se o modelo a uma série; com os resíduos gerados neste modelo, geram-se B amostras *bootstrap* sorteando-os B vezes com reposição, sendo que estes devem ser independentes. Em seguida, é possível gerar as séries utilizando o modelo ajustado e os

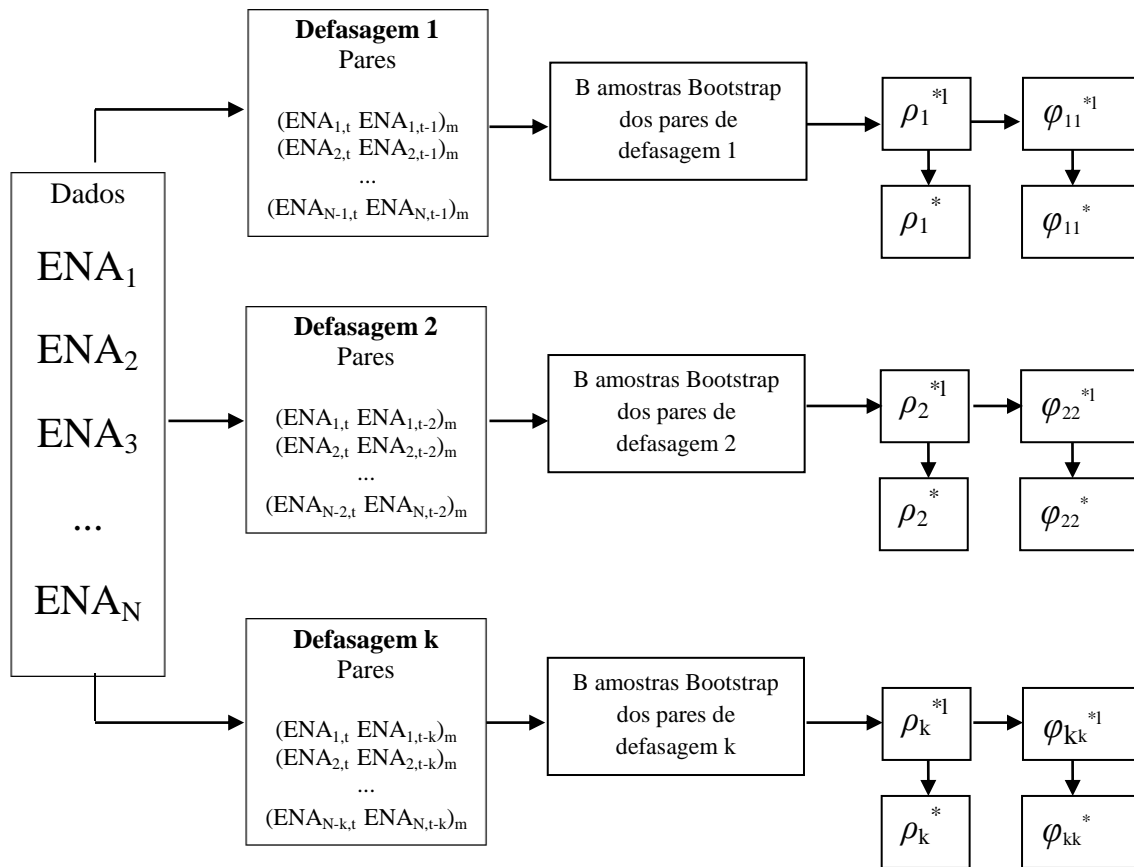
resíduos sorteados. Este procedimento foi utilizado neste trabalho na geração de cenários hidrológicos.

✓ Método *Moving Blocks*

Proposto em 1993, por Efron & Tibshirani (EFRON e TIBSHIRANI, 1993), consiste em construir blocos de tamanho “M” da amostra original, por exemplo: seja a amostra original $(Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_n)$, com $M=3$, os blocos seriam: *Bloco1*: $Z_1Z_2Z_3$; *Bloco2*: $Z_2Z_3Z_4$ *Bloco3*: $Z_3Z_4Z_5$, até o número de $(n-M+1)$ blocos. Sorteiam-se k blocos amostrando com reposição, agregando-os para formar a amostra *bootstrap*. Repete-se o processo B vezes, gerando as novas séries. Esse método apresenta algumas dificuldades em sua implementação, como a definição do melhor tamanho do bloco M e a exigência de estacionariedade de segunda ordem da série original.

4.4. *BOOTSTRAP* NA IDENTIFICAÇÃO DA ORDEM DO MODELO

O método *bootstrap* foi utilizado como um procedimento alternativo de determinação da ordem do modelo autorregressivo aplicado nas séries de Energia Natural Afluente abordado por (OLIVEIRA, 2010). Dessa forma, neste trabalho, através de uma série temporal, referente à ENA de janeiro de 1931 a dezembro de 2010, foram realizados sorteios aleatórios com reposição, formando 10.000 novas amostras *bootstrap*. Em seguida, montou-se um algoritmo de acordo com o fluxograma descrito na Figura 4.1.



Fonte: (SOUZA, et al., 2004).

Figura 4.1 - Algoritmo *Bootstrap* para estimação de ρ_k^m e φ_{kk}^m .

Na Figura 4.1 define-se, inicialmente, um mês de estudo m , a partir do qual são criadas matrizes contendo $(n - k)$ pares de ENA defasadas, considerando defasagens denotadas por 1, 2, ..., k. Assim, dado um mês m , após ter sido criada a matriz de pares com defasagem 1, foram feitos sorteio aleatórios com reposição, destes pares de defasagens, a fim de criar uma nova matriz com B amostras *Bootstrap* (SOUZA e CAMARGO, 2004). Em cada uma destas amostras foram calculadas as funções de autocorrelação ρ_k^{*l} ($l=1,2,\dots,B$), como sendo:

$$\rho_k^{*l} = \frac{\text{cov}(Y_t, Y_{t+k})}{\text{var}(Y_t)} = \frac{E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)]}{\sigma^2}$$

(4.9)

A agregação de todas as funções de autocorrelações para a amostra *bootstrap* foi feita da seguinte forma, sendo ($i = 1, 2, \dots, 6$):

$$\rho_k^* = \frac{\sum_{l=1}^B \rho_i^{*l}}{B} \quad (4.10)$$

Sendo que, quanto maior o número de amostra B , com $B \rightarrow \infty$, mais próximas as estimativas *bootstrap* estarão das verdadeiras estimativas amostrais (EFRON e TIBSHIRANI, 1993).

Dados os valores obtidos para as autocorrelações ρ_k^{*l} , as autocorrelações parciais φ_{kk}^m , também foram calculadas, para cada uma das B amostras, como se segue:

(i) para uma defasagem: $\varphi_{11}^{mB(i)} = [1]^{-1} \rho_1^{mB(i)}$;

(ii) para duas defasagens:
$$\begin{bmatrix} \varphi_{21}^{mB(i)} \\ \varphi_{22}^{mB(i)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1^{m-1B(i)} \\ \rho_1^{m-1B(i)} & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \rho_1^{mB(i)} \\ \rho_2^{mB(i)} \end{bmatrix};$$

(iii) assim por diante.

Esse cálculo refere-se ao procedimento da matriz Yule-Walker, descrito na subseção 3.3.1, equação (3.16).

Na função de autocorrelação, calculou-se a autocorrelação parcial das B amostras, sendo ($i = 1, 2, \dots, 6$):

$$\varphi_{kk}^* = \frac{\sum_{l=1}^B \varphi_{ii}^{*l}}{B} \quad (4.11)$$

O mesmo procedimento foi realizado para as onze defasagens consideradas no problema.

Para a determinação da ordem do modelo, assim como na metodologia de *Box e Jenkins*, avaliou-se as funções de autocorrelações e autocorrelações parciais. Assim, foram realizados testes de hipótese, no qual foram testadas as hipóteses nula:

$H_0: \rho_k = 0 \Rightarrow$ para a função de autocorrelação

$H_0: \varphi_{kk} = 0 \Rightarrow$ para a função de autocorrelação parcial

Para analisar essas hipóteses foram obtidos os desvios padrões, conforme as equações (4.12) e (4.13), necessários ao cálculo do intervalo de confiança (com $k= 1,2, \dots,6$).

$$s^*(\rho_k) = \sqrt{\frac{\sum_{l=1}^B (\rho_k^{*l} - \rho_k^*)^2}{B}} \quad (4.12)$$

$$s^*(\varphi_{kk}) = \sqrt{\frac{\sum_{l=1}^B (\varphi_{kk}^{*l} - \varphi_{kk}^*)^2}{B}} \quad (4.13)$$

Então, para avaliar a verdadeira significância das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial, respeitando o limite máximo de 6 defasagens, define-se os intervalos de confiança como (NETO, 1991):

$$I_{\rho_k} = [\rho_k \pm t_{gl,(1-\alpha)} s^*(\rho_k)] \quad (4.14)$$

$$I_{\varphi_{kk}} = [\varphi_{kk} \pm t_{gl,(1-\alpha)} s^*(\varphi_{kk})] \quad (4.15)$$

Segundo (NETO, 1991), diante das hipóteses nulas:

$$H_{01}: \rho_k = 0$$

$$H_{02}: \varphi_{kk} = 0$$

(4.16)

Com o tamanho da amostra “N” suficientemente grande, ao nível de significância de $(1 - \alpha)\%$, e com $\rho_k \sim N[0, \text{var}(\rho_k)]$ e $\varphi_{kk} \sim N[0, 1/N]$. A variância de ρ_k é expressa por:

$$\text{var}(\rho_k) \cong \frac{1}{N} \sum_{i=-\infty}^{\infty} (\rho_i^2 + \rho_{i+k}\rho_{i-k} - 4\rho_k\rho_i\rho_{i-k} + 2\rho_k\rho_i\rho_{i-k} + 2\rho_k^2\rho_i^2)$$
(4.17)

Para processos nos quais $\rho_k = 0$ para $k > q$, pode-se usar aproximação de Bartlett (BARTLETT, 1946), dada por:

$$\text{var}(\rho_k) \cong \frac{1}{N} [1 + 2 \sum_{i=1}^q (\rho_i^2)]$$
(4.18)

E a variância de φ_{kk} , dada por (QUENOUILLE, 1949) como:

$$\text{var}(\varphi_{kk}) \cong \frac{1}{N}$$
(4.19)

Existem modelos cujos valores da função de autocorrelação (FAC) e da função de autocorrelação parcial (FACP), embora não nulos, são aceitos como pertencentes aos intervalos de confiança:

$$I_{\rho_k} = [\pm Z_{(1-\alpha/2)} \sqrt{\text{var}(\rho_k)}]$$
(4.20)

$$I_{\varphi_{kk}} = [\pm Z_{(1-\alpha/2)} \sqrt{1/N}]$$
(4.21)

A técnica usual considera esses valores como ruído branco, mas de acordo com (NETO, 1991), eles estão situados em regiões do espaço paramétrico e possuem baixos valores de ρ_k e φ_{kk} . Esse fato leva ao surgimento do conceito de processo “Quase Ruído Branco – QRB”, sendo definido, por (NETO, 1991), como: “o processo estocástico ergódico

cujos valores não nulos da FAC e FACP, estão nos intervalos, equação (4.20) e (4.21), respectivamente”.

Mesmo diante do processo de QRB, o *bootstrap* apresenta resultados satisfatórios, como mostra (NETO e SOUZA, 1996). De acordo com este estudo, as aproximações paramétricas convencionais tendem a subestimar os erros padrões dos parâmetros, que podem influenciar seriamente na seleção do melhor modelo da série analisada.

Como critério de seleção das ordens mensais dos modelos autorregressivos, foi utilizada a proposta de (STEDINGER, 2001), que considera a ordem do modelo para cada período m , a maior ordem i , sendo todas as demais estimativas φ_{kk} significativas, tal que $k < i$, não admitindo *lags* intermediários não significativos. Dado que a maior ordem para cada modelo seja seis.

4.5. BOOTSTRAP NA GERAÇÃO DE CENÁRIOS HIDROLÓGICOS

O método *bootstrap* também foi utilizado no presente trabalho com o objetivo de auxiliar na criação de novas séries hidrológicas fundamentais à realização do Planejamento da Operação do Sistema Elétrico Brasileiro.

Essa técnica foi aplicada nos resíduos obtidos após a estimação do modelo ajustado a partir dos dados históricos da Energia Natural Afluente. Ou seja, inicialmente foi determinada a ordem do modelo PAR(p) para cada mês (de janeiro a dezembro), em seguida foi realizada a estimação dos coeficientes para estes modelos, e diante dos resíduos gerados nesta etapa foi possível criar B amostras *bootstrap*, através dos sorteios com reposição dos resíduos. Com os parâmetros dos modelos originais e os resíduos *bootstrap*, foram geradas as B novas séries hidrológicas. A técnica é apresentada de maneira simplificada no exemplo descrito a seguir.

Supondo uma série com apenas um mês e 6 dados amostrais. Após a determinação de sua ordem e conseqüentemente, a estimação dos parâmetros de seu modelo, os resíduos obtidos estão expressos na Tabela 4.1, na coluna “Resíduos Janeiro”. Nas colunas seguintes, desta tabela, estão apresentados o processo de formação das amostras *bootstrap* no mês de janeiro.

Tabela 4.1 - Processo de formação de uma amostra *bootstrap*

Formando Amostras: sorteio com reposição para mês Janeiro					
	Resíduos Janeiro	Amostra B_1	Amostra B_2	...	Amostra B_N
Jan/1931	0	0.3691	0.5891	...	0.5487
Jan/1932	0.3691	0.5891	0.3671	...	0.1258
Jan/1933	0.1258	0.3691	0.5487	...	0.3691
Jan/1934	0.5891	0	0.1258	...	0.5891
Jan/1935	0.3671	0	0	...	0.3671
Jan/1936	0.5487	0.3671	0.3691	...	0.3671

Fonte: Elaboração Própria.

Como pode ser observado na Tabela 4.1, na primeira etapa, sorteia-se um valor de resíduo dentre aqueles encontrados após estimar o modelo. Em seguida, sorteia-se um novo valor de resíduo, considerando também aquele sorteado anteriormente. Esse processo repete-se até obter todos os resíduos necessários à formação da primeira amostra *bootstrap*. O mesmo procedimento é feito para as demais amostras. Assim, com as novas sequências de resíduos são geradas todas as B séries hidrológicas.

Dessa forma, definida a ordem do modelo autorregressivo, determinado os parâmetros deste modelo e diante das B amostras de resíduos *bootstrap*, os cenários podem ser gerados usando a equação (3.10), a qual está descrita novamente.

Equação (3.10):

$$Y_t^m = \varphi_1^m * Y_{t-1}^m + \dots + \varphi_p^m * Y_{t-p}^m + e_t^m$$

Onde:

- $Y_t^m =$ Corresponde às novas séries de ENA geradas, dado o mês m e o ano t.
- $(\varphi_1^m, \dots, \varphi_p^m) =$ Corresponde ao vetor de φ_{kk}^m obtido no cálculo da função de autocorrelação parcial, para cada mês m.
- $(Y_{t-1}^m, \dots, Y_{t-p}^m) =$ Corresponde ao vetor de ENA defasadas, sendo que a ordem do modelo mensal pode variar de 1 a $p_{\max} = 6$.
- $e_t^m =$ Corresponde aos resíduos *bootstrap* obtidos para cada mês m e ano t.

A fim de avaliar o desempenho dos modelos gerados via *bootstrap*, testes de adequação dos modelos devem ser realizados conforme descritos na seção 3.4.1.

4.6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foi apresentada a metodologia da técnica *Bootstrap*, bem como a forma pela qual o método foi empregado na determinação da ordem dos modelos autorregressivos mensais e na geração de cenários hidrológicos, necessários ao processo de otimização do planejamento de médio prazo do Setor Elétrico Brasileiro.

A técnica *Bootstrap* mostrou resultados bem satisfatórios do ponto de vista tanto da determinação da ordem do modelo, quanto na geração de cenários sintéticos, como poderá ser observado no capítulo referente ao Estudo de Caso, Capítulo 6.

O próximo Capítulo descreve a formulação do problema de otimização que é resolvido para o planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos no setor elétrico brasileiro.

5. PROGRAMAÇÃO DINÂMICA APLICADA À OTIMIZAÇÃO DO PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO DE MÉDIO PRAZO

5.1. INTRODUÇÃO

A decisão quanto a quantidade de energia elétrica a ser gerada pelas usinas hidrelétricas e térmicas, hoje e no futuro, e a estocasticidade das afluições torna o problema de planejamento “ótimo” da operação de sistemas hidrotérmicos bastante complexo. Além disso, a existência de inúmeros reservatórios em cascatas também dificulta o problema e o caracteriza como de grande porte.

O planejamento hidrotérmico brasileiro, no período de 1974 a 1978, utilizava uma curva guia baseada na pior seca do histórico de vazões. Em 1979 começou a ser usado um modelo baseado em Programação Dinâmica Estocástica - PDE, desenvolvido pela Eletrobrás e pelo Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (CEPEL). Este modelo considerava o sistema elétrico brasileiro de forma isolada, não incluindo o intercâmbio entre as regiões (TERRY, PEREIRA, *et al.*, 1986). De acordo com (KLIGERMAN, 1992), com a ampliação do sistema de transmissão e a necessidade de inclusão do intercâmbio entre as regiões, surgiu o interesse na criação de um novo modelo para o planejamento da operação hidrotérmica.

A programação dinâmica, de maneira geral, é uma técnica utilizada para a otimização de processos de decisão multiestágios (GOLDBARG e LUNA, 2005). No caso do problema de planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos é possível a decomposição em dois estágios, sendo a geração das usinas hidroelétricas definida em um dos estágios, enquanto o despacho das usinas termelétricas e os custos marginais de operação são definidos no outro estágio. Em um processo multiestágios, o objetivo é encontrar uma estratégia ótima em relação ao retorno auferido com as decisões.

Assim, em 1985, conforme (PEREIRA, 1989; PEREIRA e PINTO, 1985), foi proposto o uso da técnica Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) para a resolução do planejamento hidrotérmico. A PDDE utiliza a Decomposição de Benders (BENDERS, 1962) e um modelo autorregressivo periódico para tratar as afluições, de acordo com (HIPEL e MCLEOD, 1994; MACEIRA e DAMAZIO, 2004; MONDAL e WASIMI, 2006).

Nesta nova abordagem as usinas hidrelétricas são representadas por reservatórios equivalentes em quatro regiões brasileiras (quatro subsistemas) conforme a Figura 5.1. Essas regiões são interligadas entre si, o que permite o intercâmbio de energia entre as regiões. Na Figura 5.1, chama-se nó de interligação, um sistema que não tem carga nem geração, servindo apenas para a interligação de outros sistemas. Então, é necessária a colocação de um nó de interligação para representar a interligação existente entre os sistemas das regiões Sudeste, Norte e Nordeste (MARCATO, 2002).

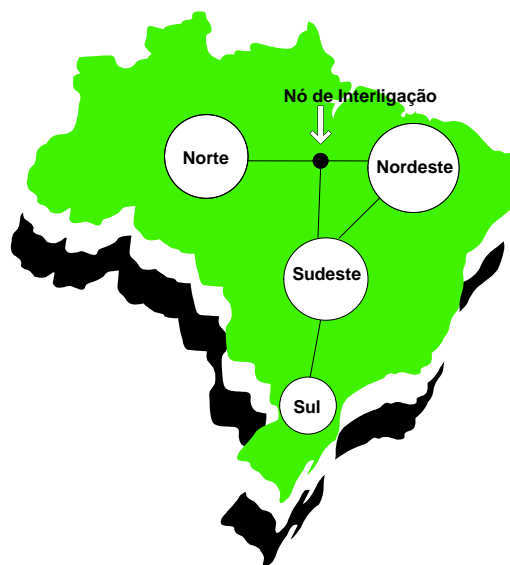


Figura 5.1 – Interligação dos subsistemas.

O planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos tem como objetivo principal a minimização do custo total de operação. A estratégia utilizada para atingir esse objetivo considera a otimização das gerações hidrelétricas e termelétricas por usina, os intercâmbios de energia entre as diversas regiões e os custos de déficit (custos referentes ao racionamento ou à falta de energia) para cada mês e cenário hidrológico.

Este capítulo apresenta, além desta introdução, mais quatro seções. A seção 5.2 aborda o processo de Programação Dinâmica Estocástica, mostrando as restrições encontradas ao considerar vários níveis de armazenamento dos reservatórios para cada uma das usinas hidrelétricas e a solução obtida, que foi agregar os reservatórios de usinas hidrelétricas localizadas em bacias hidrográficas próximas. Na seção 5.3 é descrito o procedimento realizado para a Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) considerando os

reservatórios equivalentes. Para a solução do problema em questão, utiliza-se a Decomposição de Benders na PDDE. Na seção 5.4 apresenta-se a formulação matemática do problema de planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, na qual é aplicada a Programação Dinâmica Dual Estocástica. Na última seção estão expostas as considerações finais do capítulo.

5.2. PROGRAMAÇÃO DINÂMICA ESTOCÁSTICA

Devido a todas as características já expostas, o planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos é um problema de grande porte e estocástico, pois envolve decisões em relação à energia gerada pelas hidrelétricas e pelas termelétricas sob diversos cenários possíveis de aflúências. Para tratar o problema, inicialmente era utilizada a técnica de Programação Dinâmica Estocástica (PDE) a fim de dividir o problema em estágios, e em cada um deles é possível obter uma decisão ótima de operação. Essa decisão considera a minimização de custo no estágio analisado e nos estágios (períodos de tempo) subsequentes. Este método permite considerar o volume do reservatório no início do período e também as tendências hidrológicas, no entanto requer a discretização dessas variáveis de estado⁴.

Contudo, o SIN possui muitas usinas hidrelétricas, o que torna inviável a otimização dos custos de operação, via PDE considerando os níveis individuais de armazenamento dessas usinas. É a maldição da dimensionalidade (BELLMAN, 1957), que pode ser demonstrado da seguinte maneira: considerando um reservatório cheio, tem-se 100% de armazenamento da água no reservatório. Dividindo os reservatórios de 1 em 1%, então, o reservatório de uma usina teria 100 níveis (níveis do reservatório=100), de duas usinas, 10.000. Ainda considerando a incerteza das aflúências, o tamanho do problema alcança a proporção de:

$$(\text{níveis do reservatório} * \text{n}^\circ \text{cenarios de aflúências})^{\text{n}^\circ \text{usinas}}$$

⁴ Variáveis de estado do sistema corresponde ao nível de armazenamento do reservatório de uma usina.

Por exemplo, sendo o nível do reservatório igual a 100 discretizações, com 100 cenários de aflúncias, tem-se os seguintes números de estados a serem analisados em cada estágio da PDE:

Para 1 usina: $(100 * 100)^1 = 10.000$ *estados*

Para 2 usinas: $(100 * 100)^2 = 100.000.000$ *estados*

Para 3 usinas: $(100 * 100)^3 = 1.000.000.000.000$ *estados*

Para 10 usinas: $(100 * 100)^{10} = 10^{40}$ *estados*

A extensão do problema seria a combinação entre o número de estados e a quantidade de estágios, ou meses, que se pretende realizar o planejamento. O que torna a solução inviável via PDE.

Uma possível solução para o problema é a agregação dos reservatórios (ARVANITIDIS e ROSING, 1970; ZAMBELLI, SIQUEIRA, *et al.*, 2006; MARTINEZ e SOARES, 2002). Com isso, usinas hidrelétricas situadas em bacias hidrográficas próximas geograficamente são agregadas em um reservatório equivalente. No Brasil existem quatro reservatórios equivalentes, também chamados de subsistemas: Sudeste/Centro-Oeste, Sul, Nordeste e Norte. A utilização de reservatórios equivalentes leva em conta a estimativa, em um determinado mês, da energia gerada pelo esvaziamento total dos reservatórios do sistema (que corresponde a energia armazenada) e na estimativa de energia a ser gerada com o turbinamento de toda a vazão natural afluyente, que corresponde a ENA.

Ao se considerar o reservatório equivalente, algumas transformações são feitas. A energia armazenada de cada usina corresponde à energia que pode ser gerada no sistema, sem as aflúncias adicionais. A vazão das usinas com reservatório é transformada em Energia Controlável. A vazão das usinas a Fio d'água⁵ é dita como Energia a Fio d'água bruta, isto é, a quantidade de água turbinada ou vertida. Sendo que, ao se considerar somente a água a ser turbinada, denomina-se a energia gerada de Energia a Fio d'água líquida. A Energia Natural Afluyente corresponde ao somatório de Energia a Fio d'água bruta com a Energia Controlável.

⁵ Usinas fio d'água, no contexto deste trabalho, são aquelas usinas hidrelétricas que não possuem reservatório com capacidade de regularização igual ou superior a um mês. Assim, a vazão média mensal que chega às usinas fio d'água será turbinada e/ou vertida.

Além da Energia Natural Afluente, também são transformadas em energia a vazão mínima, que corresponde a vazão que será deplecionada no reservatório, o desvio de água e a evaporação, que é uma estimativa do volume de água que evapora (CCEE e ONS, 2006).

Os valores da Energia Natural Afluente, ao longo dos anos, permite a formação de um modelo estocástico a ser usado na otimização. As afluências consideradas nas usinas são agregadas em afluências energéticas equivalentes, sendo que estas são utilizadas para a formação de um modelo estocástico. Usando essas agregações de reservatórios em sistemas equivalentes e utilizando a técnica de Decomposição de Benders, o método de Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) passou a ser aplicado em busca da otimização da operação de médio prazo dos sistemas hidrotérmicos (PEREIRA, 1989; PEREIRA e PINTO, 1985).

Recentemente, a PDE foi reavaliada para o sistema brasileiro em conjunto com a técnica *Convex Hull* e, para quatro sistemas equivalentes de energia, foram obtidos resultados promissores (DIAS, 2010).

5.3. PROGRAMAÇÃO DINÂMICA DUAL

A Programação Dinâmica Dual faz uso da Decomposição de Benders, que consiste em dividir o problema em diversos estágios, no qual cada estágio é dependente do estágio subsequente, não sendo necessário a discretização de todo o espaço de estado do sistema em questão (como ocorre na Programação Dinâmica Estocástica - PDE). Com isso, informações obtidas no período corrente são repassadas para períodos posteriores permitindo que haja influências e interferências entre estes períodos. Isto é, permitindo que o futuro tenha informações do passado. Na Programação Dinâmica Dual Estocástica são realizados dois processos: *Forward* e *Backward*.

O *Forward* abrange o processo iniciado no primeiro estágio e finalizado no último estágio. Neste processo ocorre uma recursão direta, não incluindo informações a respeito do custo futuro da operação, sendo o mesmo resolvido através de técnicas de programação linear. Dessa forma, a tendência do modelo é a utilização, em cada estágio, da capacidade máxima

das usinas hidrelétricas, o que conseqüentemente levará à utilização de usinas termelétricas no futuro e a um possível déficit.

No *Backward* segue-se caminho contrário do anterior, iniciando no penúltimo estágio e finalizando no primeiro. A cada novo estágio no *Backward* é gerada uma restrição com relação ao estágio anterior. Esta restrição trará informações importantes à formação das funções de custo futuro e conseqüentemente à otimização da operação do sistema hidrotérmico.

A formulação do método de Programação Dinâmica Dual Determinística (PDDD) usando Decomposição de Benders, para T estágios, é apresentada logo a diante (equações (5.1) a (5.4)). Em seguida é mostrada a Programação Dinâmica Dual Estocástica (PDDE) com Decomposição de Benders, no qual se inclui a estocasticidade ao problema.

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } (c_1x_1 + c_2x_2 + c_3x_3 + \dots + c_Tx_T) \\
 & \text{sujeito a} \\
 & A_1x_1 \geq B_1 \\
 & E_1x_1 + A_2x_2 \geq B_2 \\
 & E_2x_2 + A_3x_3 \geq B_3 \\
 & \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \\
 & E_{(T-1)}x_{(T-1)} + A_Tx_T \geq B_T
 \end{aligned}
 \tag{5.1}$$

Podendo ser representado por:

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } c_1x_1 + \hat{\alpha}_1(x_1) \\
 & \text{s. a.} \\
 & A_1x_1 \geq B_1
 \end{aligned}
 \tag{5.2}$$

onde $\alpha_1(x_1)$ corresponde às conseqüências da decisão do 1º estágio, x_1 , nas decisões dos demais estágios.

A função $\alpha_1(x_1)$ é obtida da seguinte forma:

$$\alpha_1(x_1) = \text{Min } c_2x_2 + \dots + c_Tx_T$$

s. a.

$$A_2x_2 \geq B_2 - E_1x_1^*$$

$$E_2x_2 + A_3x_3 \geq B_3$$

$$E_{T-1}x_{T-1} + A_Tx_T \geq B_T$$

(5.3)

A função $\hat{\alpha}_{T-1}(x_{T-1})$ para o T-ésimo estágio, corresponde a:

$$\hat{\alpha}_{T-1}(x_{T-1}) = \text{Min } c_Tx_T$$

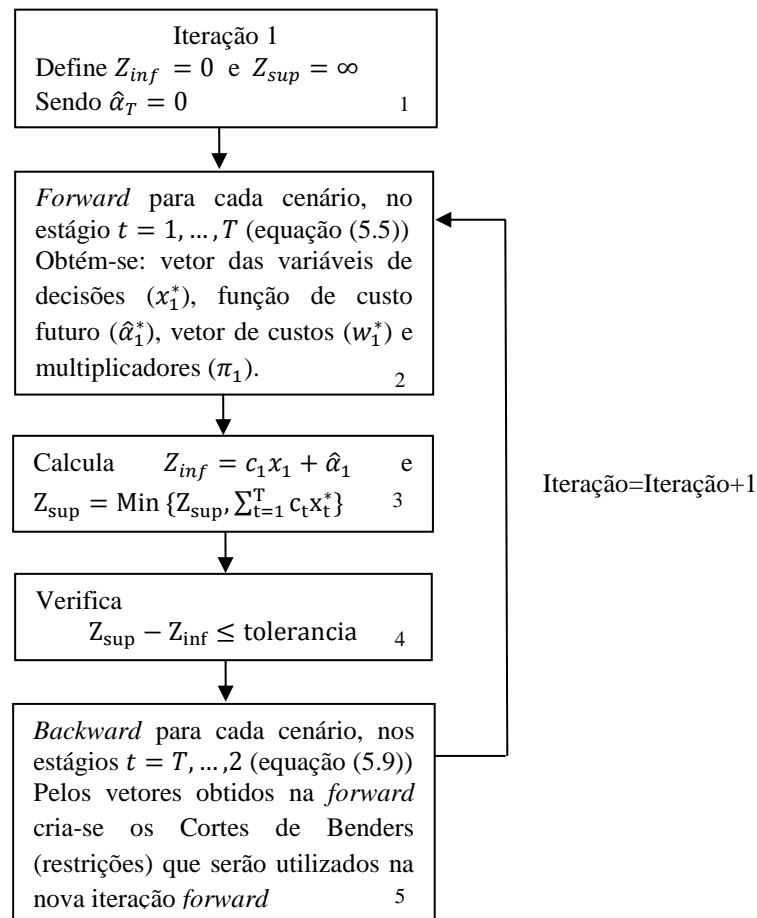
s. a.

$$A_Tx_T \geq B_T - E_{T-1}x_{T-1}^*$$

(5.4)

Na formulação do método PDDE, o algoritmo para solução de problemas estocásticos com múltiplos estágios considera o valor esperado das derivadas dos custos futuros da decisão a ser tomada sobre os diversos cenários. O algoritmo da PDDE é apresentado no fluxograma a seguir (Figura 5.2).

No Passo 1 da Figura 5.2, o valor da função de custo futuro é nula ($\hat{\alpha}_t(x_t) = 0$, para $t = 1, 2, \dots, T$), pois não se considera nenhuma informação a respeito dos outros estágios. Considera-se também um valor para um limite inferior (Z_{inf}) muito pequeno, o qual foi adotado igual a zero, pois corresponde ao custo da operação no primeiro mês mais a função de custo futuro ($\hat{\alpha}_t(x_t) = 0$). O limite superior (Z_{sup}) no início do processo é um valor muito grande, neste caso adotou-se igual a infinito, pois corresponde à média do custo imediato de todos os meses da operação.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 5.2 – Etapas da PDDE.

Dado que é um problema de Programação Dinâmica Dual Estocástica o objetivo do problema é minimizar o valor esperado do custo de operação, nos n meses de estudo e para cada um dos m cenários considerados. Então, no Passo 2, o problema é resolvido da seguinte forma, para cada um dos cenários:

$$\text{Min } c_1 x_1 + (P_1 c_2 x_{2,1} + P_2 c_2 x_{2,2} + \dots + P_m c_2 x_{2,m})$$

s. a.

$$A_1 x_1 \geq B_1$$

$$E_1 x_1 + A_2 x_{2,1} \geq B_{2,1}$$

$$E_1 x_1 + A_2 x_{2,2} \geq B_{2,2}$$

⋮

$$E_1x_1 + A_2x_{2,m} \geq B_{2,m} \quad (5.5)$$

Sendo o vetor $(B_{2,1}, B_{2,2}, \dots, B_{2,m})$ associados às probabilidades (P_1, P_2, \dots, P_m) , com $(P_1 + P_2 + \dots + P_m = 1)$.

Dada a restrição $(A_1x_1 \geq B_1)$, é encontrado um vetor de soluções viáveis para as variáveis de decisão (x_1^*) e um vetor para a função de custo futuro $\hat{\alpha}_1^*$. Pode-se dividir o problema acima em m subproblemas de otimização, conforme formulação abaixo.

$$\begin{aligned} & \text{Min } C_2x_{2,1} \\ & \text{s.a.} \\ & A_2x_{2,1} \geq B_{21} - E_1x_1^* \\ \\ & \text{Min } C_2x_{2,2} \\ & \text{s.a.} \\ & A_2x_{2,2} \geq B_{22} - E_1x_1^* \\ & \vdots \\ \\ & \text{Min } C_2x_{2,m} \\ & \text{s.a.} \\ & A_2x_{2,m} \geq B_{2m} - E_1x_1^* \end{aligned} \quad (5.6)$$

Assim, tem-se um valor esperado do custo de operação para cada um dos m cenários, que são dados por $(w_1^*, w_2^*, \dots, w_m^*)$ e que são ponderados pelas suas respectivas probabilidades (P_1, P_2, \dots, P_m) . Na resolução destes m problemas também é possível obter os multiplicadores simplex $(\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_m)$ que serão utilizados na construção dos Cortes de Benders.

Os resultados dos subproblemas levam a soluções ótimas para as variáveis de decisão dada por $(x_{1,1}^*, x_{1,2}^*, \dots, x_{1,m}^*)$ e das funções de custo futuro $(\hat{\alpha}_{1,1}^*, \hat{\alpha}_{1,2}^*, \dots, \hat{\alpha}_{1,m}^*)$.

No Passo 3, calcula-se o valor do limite inferior considerando que $Z_{\text{inf}} = E\{c_1x_1^* + \hat{\alpha}_1^*\}$, que corresponde ao custo esperado total do primeiro estágio. O limite superior Z_{sup} para cada cenário m , é calculado conforme a fórmula abaixo:

$$Z_{\text{sup}}^i = E \{ \sum_{t=1}^T c_t x_t^* \} \quad (5.7)$$

Sendo $\overline{Z}_{\text{sup}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Z_{\text{sup}}^i$.

No Passo 4 verifica-se a diferença entre Z_{sup} e Z_{inf} , que deverá ser menor que uma tolerância pré-determinada ($Z_{\text{sup}} - Z_{\text{inf}} \leq \text{tolerância}$). Se isso ocorre, o conjunto de soluções obtido é a solução ótima, e considera-se que ocorreu a convergência do algoritmo, conforme pode ser observado na Figura 5.3. Caso contrário, inicia-se o processo Backward, o qual criará um Corte de Benders para cada estágio t recursivo anterior ($t = T, \dots, 2$).

O Passo 5 corresponde ao processo *Backward* ($t = T, \dots, 2$), no qual são formadas as restrições para os próximos estágios, com base nas soluções ótimas obtidas pelo processo *Forward* (Passo 2). A expressão das restrições (do Corte de Benders) é dada por:

$$\bar{w}^* + \bar{\pi} E_1(x_1^* - x_1) \leq \bar{\alpha} \quad (5.8)$$

onde $\bar{w}^* = P_1 w_1^* + P_2 w_2^* + \dots + P_m w_m^*$ e corresponde ao valor esperado dos custos de operação para todos os m cenários e pode ser calculado como $\bar{w}_t = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m w_{t,k}$. E $\bar{\pi}^* = P_1 \pi_1 + P_2 \pi_2 + \dots + P_m \pi_m$, correspondendo ao valor esperado dos multiplicadores simplex para todos os m cenários. Sendo calculado como $\bar{\pi}_t = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \pi_{t,k}$. Estes multiplicadores simplex medem a variação do custo de operação do estágio t até o último estágio T com relação às variações marginais nos níveis de armazenamento dos reservatórios no início do estágio t .

Então, o problema pode ser reescrito como:

$$\begin{aligned} & \text{Min } c_1 x_1 + \bar{\alpha}(x_1, x_2, \dots, x_m) \\ & \text{s. a.} \\ & A_1 x_1 \geq B_1 \\ & \bar{w}^* + \bar{\pi} E_1(x_1^* - x_1) \leq \bar{\alpha} \end{aligned} \quad (5.9)$$

Onde:

$c_1 x_1 =$ Custo Imediato;
 $\bar{\alpha}(x_1, x_2, \dots, x_m) =$ valor esperado do custo futuro, construído a partir dos multiplicadores simplex obtidos no problema.

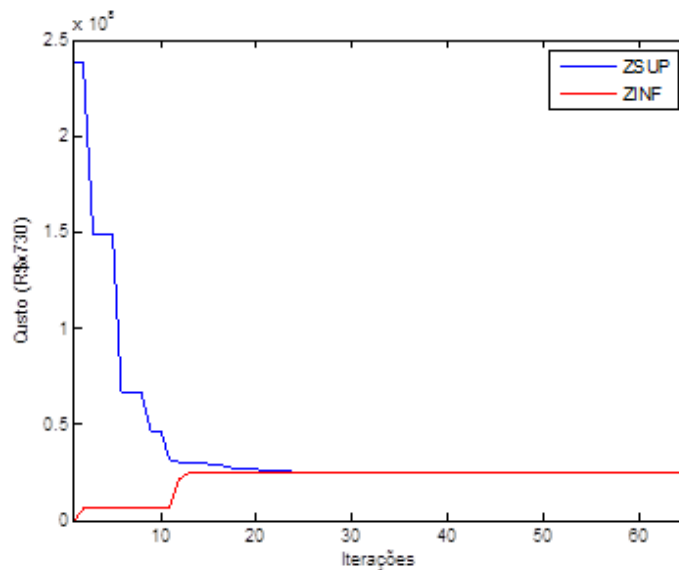
Como este problema corresponde a um processo iterativo, a função de custo futuro $\bar{\alpha}(x_1, x_2, \dots, x_m)$ vai sendo aproximada pelos Cortes de Benders.

O próximo passo é uma nova iteração, que retorna ao processo *Forward*, retorno ao passo 2, no qual inclui os cortes criados como restrições, para o estágio 1 até T. São encontrados novos vetores para as variáveis de decisões x_{t-1}^* , novos valores para as funções de custo futuro ($\hat{\alpha}_{t-1}^*$), e novos multiplicadores π_{t-1}^* , para cada um dos m cenários. O problema, para cada cenário, será:

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}_{t-1} &= \text{Min } c_{t-1}x_{t-1} + \hat{\alpha}_t(x_{t-1}) \\ \text{s. a.} \\ Ax_1 &\geq B_1 \\ w_t^j + \pi_t^j E_{t-1}(x_{t-1}^* - x_{t-1}) - \hat{\alpha}_t &\leq 0 \end{aligned} \quad (5.10)$$

Uma nova solução ótima é encontrada para as variáveis de decisão (x_t^*) e para a função de custo futuro ($\hat{\alpha}_t^*$).

Este processo prossegue, a cada iteração, até que a diferença entre $Z_{\text{sup}} - Z_{\text{inf}}$ seja menor do que uma tolerância pré-determinada, ponto este que corresponde à convergência do processo. Um exemplo da convergência é mostrado na Figura 5.3.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 5.3 – Exemplo de Convergência Z_{sup} e Z_{inf} na PDDE, simulação sem reamostragem.

5.4. PROGRAMAÇÃO DINÂMICA DUAL ESTOCÁSTICA APLICADA AO PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO DE SISTEMAS HIDROTÉRMICOS

O Planejamento de médio prazo do setor elétrico brasileiro considera a minimização da função objetivo linear, dada pelo Valor Esperado do Custo Total de Operação (Custo Imediato mais Custo Futuro). Sujeito às restrições de Atendimento à Demanda, de Balanço Hídrico, de Restrições Operativas (limites das variáveis) e da Função de Custo Futuro. Conforme a formulação abaixo, em T estágios, para cada subsistema i (MARCATO, 2002; ARVANITIDIS e ROSING, 1970):

$$\text{Min Custo}_t = \min \sum_{i \in NS} \sum_{j \in NUT_i} CT_j GT_{t,j} + \frac{1}{1 + \beta} \alpha_{t+1} \quad (5.11)$$

Sujeito a:

- Restrição de Balanço Hídrico:

$$\begin{aligned} EA_{t+1}(i) = & EA_t(i) + FC_t(i)EC_t(i) - GH_t(i) - EVT_t(i) - EVM_t(i) - EVP_t(i) - EM_t(i) \\ & - EDVC_t(i) \end{aligned} \quad (5.12)$$

Onde: $i = 1, \dots, NS$

- Restrição de Atendimento à Demanda

$$\begin{aligned} GH_t(i) + \sum_{j \in NUT_i} GT_{t,j} + \sum_{r \in \Omega_i} (F_{t,r,i} - F_{t,i,r}) + DEF_{t,i} - EXC_t(i) \\ = D_{t,i} - EVM_t(i) - EFIO_t(i) - \sum_{j \in NUT_i} GTMIN_{t,j} - EDVF_t(i) \end{aligned} \quad (5.13)$$

Onde: $i = 1, \dots, NS$

- Limites na Geração Térmica

$$0 \leq GT_{t,j} \leq \overline{GT}_{t,j}$$

(5.14)

$\forall j \in NUT_i; i = 1, \dots, NS$

- Limites na Capacidade de Intercâmbio

$$|F_{t,r,i}| \leq \bar{F}_{t,r,i}$$

(5.15)

Onde: $r = 1, \dots, NS$ e $i = 1, \dots, NS$

- Limites na Capacidade de Armazenamento

$$0 \leq EA_{t+1}(i) \leq EAMAX_{t+1}(i)$$

(5.16)

Onde: $i = 1, \dots, NS$

- Geração Hidráulica Máxima

$$GH_t(i) + EFIO_t(i) + EVM_t(i) \leq GHMAX_t(i)$$

(5.17)

Onde: $i = 1, \dots, NS$

- Limites Operativos

$$EAMIN_{t+1}(i) \leq EA_{t+1}(i) \leq EAVMAX_{t+1}(i)$$

(5.18)

Onde: $i = 1, \dots, NS$

- Função de Custo Futuro

$$\alpha_{t+1} - \sum_{i \in NS} \pi EA_{1,t+1}(i) EA_{t+1}(i) \geq \delta_{1,t+1}$$

...

$$\alpha_{t+1} - \sum_{i \in NS} \pi EA_{q,t+1}(i) EA_{t+1}(i) \geq \delta_{q,t+1}$$

(5.19)

- Equação de subsistemas fictícios:

$$\sum_{r \in \Omega_i} (F_{t,r,i} - F_{t,i,r}) = 0$$

(5.20)

Onde: $i = 1, \dots, NFIC$

Sendo:

$\alpha_{t+1} =$	Valor esperado do custo futuro associado a decisão tomada no tempo t ;
$\beta =$	Taxa de desconto;
$\delta_{t+1} =$	Termo constante da restrição linear;
$\pi EA_{t+1}(i) =$	Derivada da função objetivo Z_t com relação à energia armazenada no subsistema i no início do estágio $t + 1$;
$\Omega_i =$	Conjunto de subsistemas diretamente conectados ao subsistema i ;
$Custo_t =$	Valor esperado do custo total de operação do estágio t até o final do período de planeamento;
$CT_j =$	Custo da usina térmica j ;
$D_t(i) =$	Demanda de energia do subsistema i no estágio t , descontadas a geração de pequenas usinas e a energia de submotorização;
$DEF_{t,i} =$	Déficit de energia do subsistema i no estágio t ;
$EA_t(i) =$	Energia armazenada no subsistema i no início do estágio t ;
$EAMAX_t(i) =$	Limite máximo de armazenamento do subsistema i no início do estágio t ;
$EAMIN_t(k) =$	Limite mínimo de armazenamento do subsistema i no início do estágio t ;
$EAVMAX_t(k) =$	Limite máximo de armazenamento do subsistema i no início do estágio t por restrição de volume de espera;
$EC_t(i) =$	Energia controlável afluente ao subsistema i durante o estágio t (incluída a vazão mínima);
$EDVC_t(i) =$	Energia de desvio de água a ser abatida da energia controlável no subsistema i durante o estágio t ;

$EDVF_t(i) =$	Energia de desvio de água a ser abatida da energia fio d'água no subsistema i durante o estágio t ;
$EFIO_t(i) =$	Energia fio d'água afluyente ao subsistema i durante o estágio t ;
$EM_t(i) =$	Energia de enchimento de volume morto no subsistema i durante o estágio t ;
$EVM_t(i) =$	Energia de vazão mínima afluyente ao subsistema i durante o estágio t ;
$EVP_t(i) =$	Energia evaporada no subsistema i durante o estágio t ;
$EVT_t(i) =$	Energia vertida no subsistema i no estágio t ;
$EXC_t(i) =$	Excesso de energia a fio d'água, energia de vazão mínima, geração térmica mínima, geração de pequenas usinas e energia de submotorização no subsistema i no estágio t ;
$F_t(i, k) =$	Intercâmbio de energia do subsistema i para o subsistema r , no estágio t ;
$\bar{F}_t(i, k) =$	Capacidade de intercâmbio de energia do subsistema i para o subsistema r , no estágio t ;
$FC_t(i) =$	Fator de correção da energia controlável do subsistema i durante o estágio t ;
$GH_t(i) =$	Energia hidráulica controlável gerada pelo subsistema i no estágio t ;
$GHMAX_t(i) =$	Limite máximo de geração hidráulica do subsistema i no estágio t ;
$GT_t(j) =$	Energia gerada pela usina térmica j do subsistema i no estágio t ;
$\overline{GT}_t(j) =$	Limite máximo de geração térmica da usina j no estágio t , descontando o limite mínimo de geração térmica dessa usina;
$GTMIN_t(j) =$	Limite mínimo de geração térmica da usina j no estágio t ;
$NFIC =$	Número de subsistemas fictícios;
$NS =$	Número de subsistemas reais;
$NUT =$	Número de usinas térmicas;
$q =$	Número de segmentos da função de custo futuro;

As equações (5.11) a (5.20) estão detalhadas em (MARCATO, 2002; CEPEL, 2010).

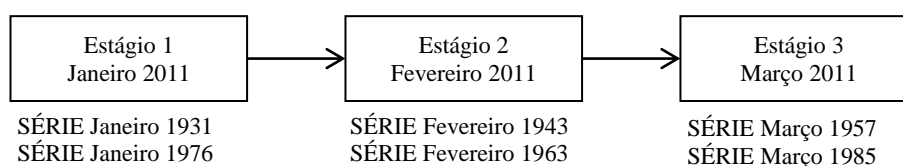
Na restrição de balanço hídrico, equação (5.12), observa-se a variável Energia Controlável (EC_t), que é calculada com base na Energia Afluyente (EAF_t). Ou seja, a partir da série histórica de energia afluyente, tem-se o valor temporal da Energia Afluyente (EAF_t). A Energia Afluyente (EAF_t) é dividida em duas parcelas, uma corresponde à Energia Controlável - EC_t (parcela dada por FC_t), e a outra corresponde à Energia Fio d'água - $EFIO_t$ (parcela dada por $1 - FC_t$). As equações (5.21) e (5.22) detalham o cálculo destas expressões.

$$EC_t(i) = FC_t * EAF_t(i) \quad (5.21)$$

$$EFIO_t(i) = (1 - FC_t) * EAF_t(i) \quad (5.22)$$

Aplicando a metodologia da PDDE descrita na Seção 5.3 ao planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, observa-se um problema estocástico e múltiplos estágios. A estocasticidade das afluições é introduzida através da utilização de cenários de afluições mensais. E os multiestágios aparecem na resolução pelo método de Decomposição de Benders ao longo dos 60 meses de estudo (5 anos). Desta forma, os estados dos reservatórios são conhecidos através da simulação da operação utilizando algumas sequências de afluições sorteadas a partir da distribuição estatística (séries históricas de afluições de 1931 até 2010). Da Figura 5.4 a Figura 5.8 observa-se o mecanismo de resolução da PDDE aplicada ao planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos.

Inicialmente, deve-se definir o número de aberturas que farão parte das simulações *backward*, ou seja, o número de sorteios referentes aos cenários de afluição que poderão ser realizados para cada estágio do período de planejamento. Por exemplo, supondo duas aberturas, uma possível configuração de cenários é apresentada na Figura 5.4. Verifica-se que para cada estágio são sorteados dois cenários de afluições, sendo que estes serão considerados no processo de otimização da simulação recursiva, criação dos cortes, e na formação dos caminhos *forwards* de simulação. Destaca-se que estes sorteios são realizados, uma única vez, para todos os meses do período de estudo.

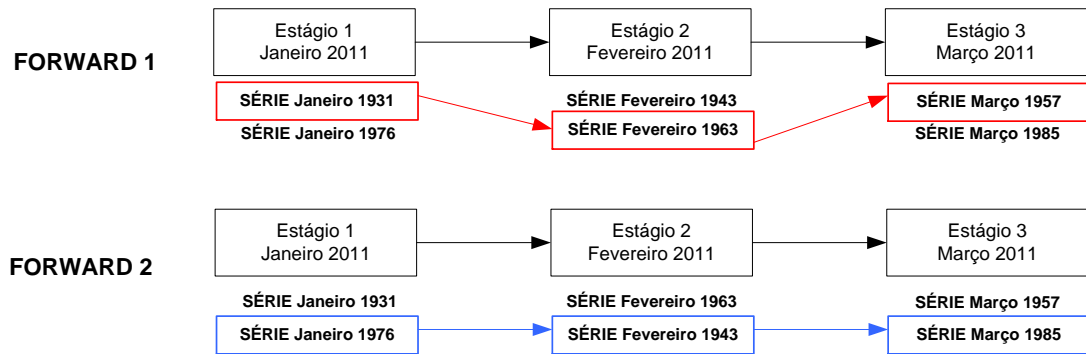


Fonte: Elaboração Própria.

Figura 5.4 – Criação da Árvore de Cenários: Sorteio Aberturas.

Em seguida, define-se o número de simulações *Forward* (NSF) que serão consideradas durante o processo de otimização. Esta definição é importante, pois define o número de caminhos a serem visitados na árvore de cenários. Desta forma, para cada simulação forward deve-se sortear a transição entre os possíveis cenários de afluições para todos os estágios de operação. Na Figura 5.5, por exemplo, verifica-se que foram consideradas duas simulações

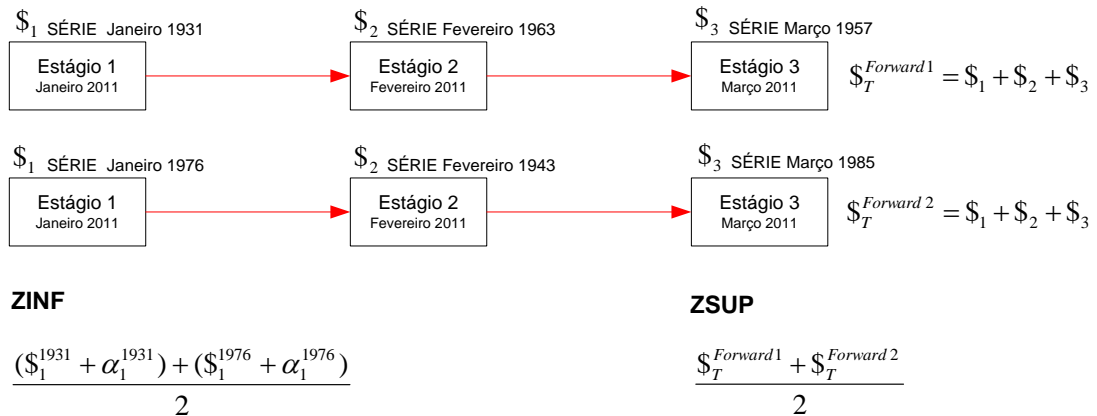
forwards, logo foram sorteados os cenários de afluência que serão utilizados para cada uma das simulações diretas.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 5.5 – Sorteio da Árvore de Cenários: Simulação *Forward*.

A simulação *forward* tem como objetivos a determinação de um limite inferior (Z_{inf}), superior (Z_{sup}) e a seleção dos pontos em torno dos quais são geradas novas aproximações para a função de custo futuro, Figura 5.6. A diferença existente decorre do fato de que, devido à estocasticidade, tanto o limite inferior de custo quanto o limite superior são valores médios em relação aos custos obtidos para cada uma das séries sorteadas. Dessa forma, são resolvidos três problemas de otimização para cada simulação *forward*, e caso a diferença entre Z_{inf} e Z_{sup} seja menor que uma determinada tolerância, o processo de otimização é dito convergido. Caso contrário, entra-se no processo de regressão *backward*. Destaca-se, ainda, que na primeira simulação *forward* não se tem informação da função de custo futuro, ou seja, $\alpha = 0$.



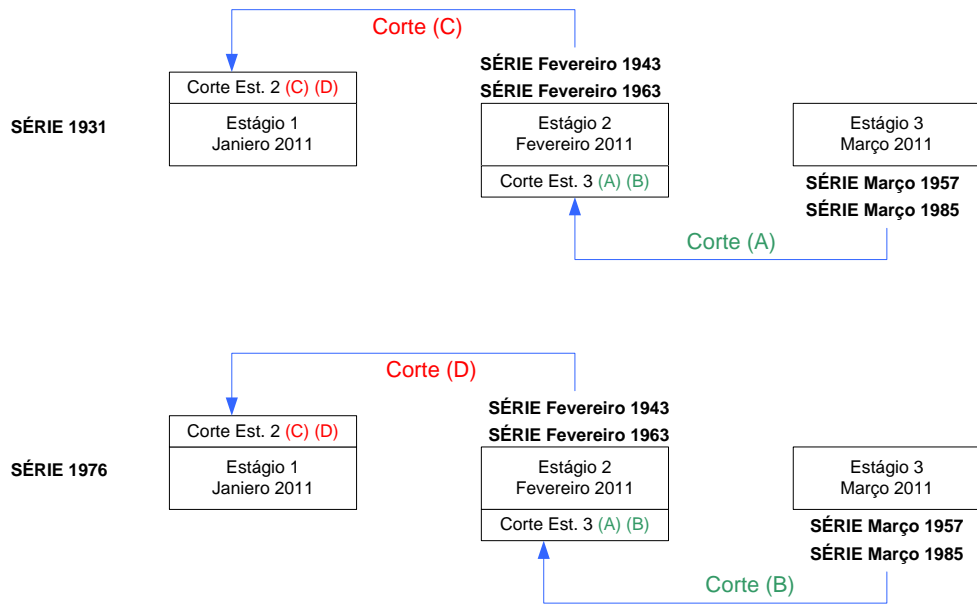
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 5.6 – Primeira Simulação *Forward* - PDDE.

Na etapa recursiva, para o terceiro estágio ($t=3$), são resolvidos quatro problemas de otimização:

- dois problemas de otimização para a primeira simulação forward referentes às aberturas de 1957 e 1985;
- dois problemas de otimização para a segunda simulação forward referentes às aberturas de 1957 e 1985.

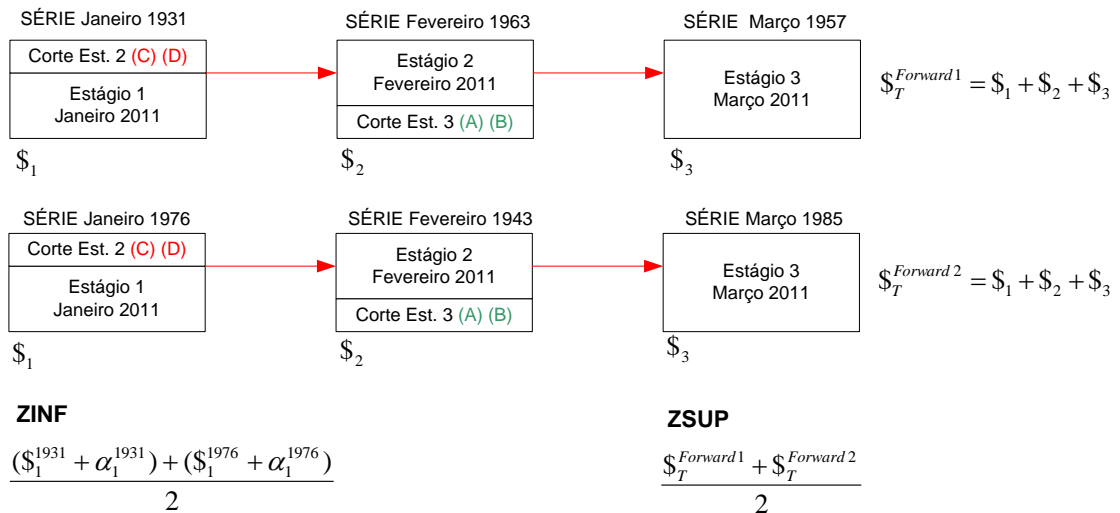
Através dos resultados do processo de otimização são construídos dois cortes médios (corte (A) e (B)) que serão repassados para o estágio $t-1$ (segundo estágio) de ambas as simulações *forwards*. Estes cortes são as componentes da aproximação linear da função de custo futuro. A seguir, resolve-se o segundo estágio considerando os cortes médios originados do terceiro estágio. Os resultados do processo de otimização do segundo estágio são utilizados para a construção de dois novos cortes médios (corte (C) e (D)) que serão repassados para o primeiro estágio de ambas as simulações *forwards*, vide Figura 5.7.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 5.7- Primeira Simulação *Backward* - PDDE.

O próximo passo é realizar a segunda iteração da PDDE, Figura 5.8. As únicas diferenças, em relação à primeira iteração, consistem na inclusão dos cortes gerados na *backward* no processo de otimização e no valor da função de custo futuro que, nesta segunda iteração, tem valor não nulo.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 5.8 – Segunda Simulação *Forward* - PDDE.

Dessa forma, são resolvidos, novamente, três problemas de otimização. Caso a diferença entre Z_{inf} e Z_{sup} seja menor que uma determinada tolerância, o processo de otimização da PDDE é dito convergido. Caso contrário, entra-se em um novo processo de regressão *backward*.

Algumas observações e considerações devem ser feitas em relação ao processo de otimização acima descrito: (i) As séries de afluições originadas das aberturas são mantidas durante todo o processo de otimização da PDDE; (ii) As séries de afluições consideradas para o primeiro mês de operação, no primeiro estágio de cada simulação *forward*, podem ser mantidas durante todo o processo de otimização (PDDE sem reamostragem) ou podem ser alteradas (PDDE com reamostragem) a cada simulação *forward* do processo.

5.4.1. PDDE com afluições representadas pelo Modelo Autorregressivo Periódico - PAR (p)

A hipótese de representação da estocasticidade das afluições através de um processo independente leva a construção de estratégias otimistas de operação, porque a correlação entre as afluições de estágios distintos é desprezada. Quando esta correlação não é representada, os períodos secos não são bem representados, tendendo a apresentar intensidade e duração inferiores aos períodos secos observados no histórico de afluições. O objetivo da política de operação é atender a demanda do sistema o máximo possível nesses períodos, quando a confiabilidade do sistema é menor.

Assim, deve-se considerar uma dependência linear da estocasticidade das afluições através dos modelos autorregressivos periódicos descritos no capítulo 3. As séries hidrológicas mensais, de Energia Natural Afluente, foram modeladas através de formulações autorregressivas periódicas (modelo PAR(p)), onde p é um vetor, $p = (p_1, p_2, \dots, p_t)$, que indica a ordem ou o número de termos autorregressivos para cada período (mês). Assim, a representação do processo estocástico de afluições em um mês t é representada por b_t no problema de minimização do custo da operação, e segue a formulação apresentada na equação (3.10) e podendo ser reescrita, para um dos subsistemas, como:

$$b_t = \varphi_1 * b_{t-1} + \varphi_2 * b_{t-2} + \dots + \varphi_{pt} * b_{t-pt} + \xi_t \quad (5.23)$$

Onde φ_k é o k-ésimo coeficiente autorregressivo, do subsistema i no período t , onde ($k = 1, 2, \dots, pt$); e ξ_t representa uma série de ruídos aleatórios independentes.

Ao aplicar a ENA na otimização do planejamento da operação deve-se evitar que ocorram ENA negativas, pois isso dificulta a convergência do processo. No modelo vigente, PAR(p), é aplicada uma lognormal nos resíduos, evitando assim o aparecimento de energias naturais afluentes negativas. Na utilização da técnica estatística *Bootstrap*, este problema também pode ocorrer. Estão sendo avaliadas técnicas como, por exemplo, *Markov chain Monte Carlo* (MCMC) (GILL, 2008; ROBERT, 2007), para contornar este problema, no entanto na implementação adotada neste trabalho optou-se em, simplesmente, não considerar as ENAs negativas no processo de otimização.

A energia afluente (EAF) afeta algumas restrições no problema do planejamento, como equação de balanço hídrico (equação (5.12)), equação de atendimento a demanda (equação (5.13)), geração hidráulica máxima (equação (5.17)) e função de custo futuro (equação (5.19)), da seguinte forma:

(i) equação de balanço hídrico:

$$\begin{aligned} EA_{t+1}(k) = & EA_t(k) + FC_t(k)a(\varphi_1^m * EAF_{t-1}(k) + \varphi_2^m * EAF_{t-2}(k) + \dots + \varphi_{pt}^m \\ & * EAF_{t-pt}(k)) - GH_t(k) - EVT_t(k) - EVM_t(k) - EVP_t(k) - EM_t(k) \\ & - EDVC_t(k) \end{aligned} \quad (5.24)$$

Onde: $k = 1, \dots, NS$

(ii) atendimento a demanda:

$$\begin{aligned} GH_t(k) + \sum_{j \in NUT_k} GT_{t,j} + \sum_{j \in \Omega_k} (F_{t,i,k} - F_{t,k,i}) + DEF_{t,k} - EXC_t(k) \\ = D_{t,k} - EVM_t(k) - (1 - a)(\varphi_1^m * EAF_{t-1}(k) + \varphi_2^m * EAF_{t-2}(k) \\ + \dots + \varphi_{pt}^m * EAF_{t-pt}(k)) - \sum_{j \in NUT_k} GTMIN_{t,j} - EDVF_t(k) \end{aligned} \quad (5.25)$$

Onde: $k = 1, \dots, NS$

(iii) geração hidráulica máxima:

$$GH_t(k) + (1 - a)(\varphi_1^m * EAF_{t-1}(k) + \varphi_2^m * EAF_{t-2}(k) + \dots + \varphi_{pt}^m * EAF_{t-pt}(k)) + EVM_t(k) \leq GHMAX_t(k) \quad (5.26)$$

Onde: $k = 1, \dots, NS$

(iv) função de custo futuro: como a energia armazenada no tempo $(t + 1)$ depende da energia armazenada no tempo (t) e das afluências, a função de custo futuro sofrerá influência da energia natural afluyente:

$$\begin{aligned} \alpha_{t+1} - \sum_{k \in NS} \pi EA_{1,t+1}(k) EA_{t+1}(k) \\ - \sum_{k \in NS} \pi EAF_{1,t+1}(k) (\varphi_1^m * EAF_{t-1}(k) + \dots + \varphi_{pt}^m * EAF_{t-pt}(k) - \dots \\ - \sum_{k \in NS} \pi EAF_{p,t+1}(k) EAF_{t-p+1}(k) \geq \delta_{1,t+1} \end{aligned} \quad (5.27)$$

5.5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo apresentou a formulação matemática do problema de planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, cujo objetivo era minimizar a função de custo total esperado da operação. Foram definidos os passos a serem tomados ao se aplicar a Programação Dinâmica Dual Estocástica associada à Decomposição de Benders.

No próximo capítulo estão apresentados os resultados obtidos no presente trabalho.

6. ESTUDO DE CASO

6.1. INTRODUÇÃO

O planejamento da operação dos sistemas energéticos de médio prazo é um problema estocástico, no qual não se tem conhecimento prévio a respeito das afluências essenciais ao funcionamento das usinas hidrelétricas, ou seja, aquelas que garantem custo mais baixo na geração de energia. Dessa forma, estudos em torno da Energia Natural Afluente (ENA) devem ser feitos a fim de se tentar prever quais serão os comportamentos das vazões naturais afluentes das hidrelétricas. Assim, estudos foram feitos a partir da série histórica de ENA, de janeiro de 1931 a dezembro de 2010, para cada um dos subsistemas brasileiros: Sudeste/Centro-Oeste, Sul, Nordeste e Norte, (as séries históricas estão representadas no ANEXO). O período de planejamento considerado foi de 5 anos e não foram consideradas expansões no sistemas, isto é, adotou-se a análise estática.

Utilizando o programa MDDH foram determinados:

- (i) modelos mensais PAR(p) através da técnica *bootstrap* e a partir destes foram geradas as séries sintéticas, com a aplicação do *bootstrap* nos resíduos dos modelos PAR(p);
- (ii) modelos mensais PAR(p) e em seguida as séries sintéticas foram geradas, a partir da modelagem adotada no modelo homologado pelo setor elétrico brasileiro, considerando a aplicação lognormal três parâmetros nos resíduos dos modelos.

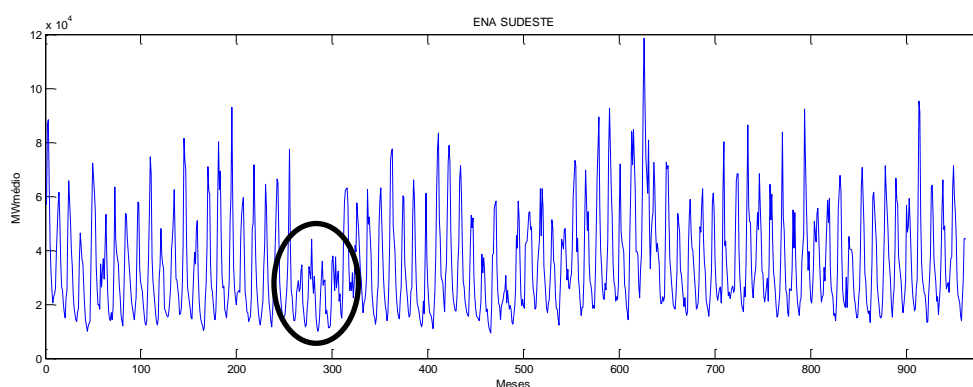
Diante dessas séries geradas, pelos dois métodos de cálculos, aplicou-se a PDDE a fim de obter uma solução otimizada para o problema do planejamento da operação dos sistemas hidrotérmicos. Assim, de acordo com o objetivo deste trabalho, foram realizadas comparações entre os dois métodos, a fim de avaliar o método *bootstrap* como uma técnica alternativa a ser aplicada ao problema do planejamento da operação.

Neste capítulo, inicialmente, será realizada uma análise estatística do comportamento da série histórica de ENA, na qual serão comparados os modelos autorregressivos periódicos obtidos pelas metodologias vigente e *bootstrap*, bem como serão mostrados os testes de

adequação das séries sintéticas geradas via *bootstrap*. Por fim, são apresentadas comparações entre as principais variáveis de análise de decisão de planejamento da operação dos sistemas hidrotérmicos.

6.2. ANÁLISE DA SÉRIE DE ENA E DETERMINAÇÃO DO MODELO AUTORREGRESSIVO PERIÓDICO

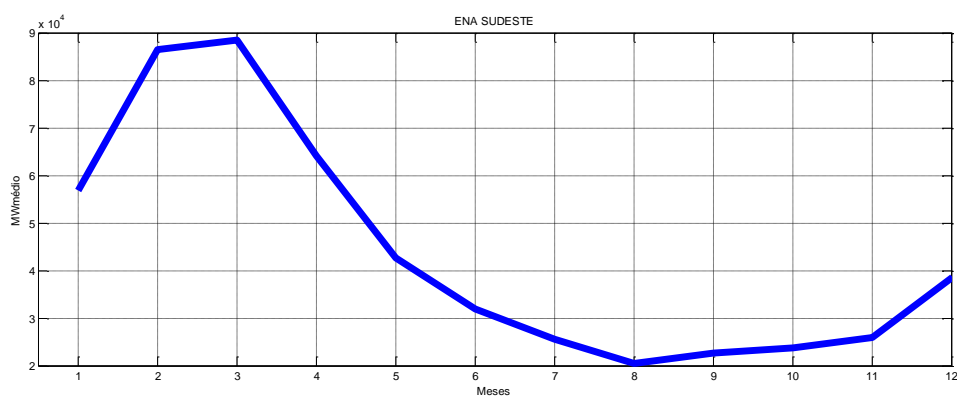
A análise da série histórica inicia-se com a série de ENA de janeiro de 1931 a dezembro de 2010, subsistema Sudeste/Centro-Oeste, conforme demonstrada na Figura 6.1. Observa-se que a ENA Sudeste/Centro-Oeste é sazonal, por sofrer impactos de períodos chuvosos ao longo do ano, e não possui tendência de crescimento ao longo do período analisado.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.1 – Série Histórica de Energia Natural Afluente - Sudeste/Centro-Oeste.

A sazonalidade da série de ENA é melhor observada na Figura 6.2, na qual considera-se um período menor, de apenas um ano. Neste caso, os períodos chuvosos, que compreendem os meses de dezembro a março estão bem visíveis, através do trecho de pico da curva, e períodos secos, que compreendem os meses de julho a setembro, apresentam-se com níveis de aflúncias mais baixos, de acordo com a Figura 6.2.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.2 – Série Energia Natural Afluente - Sudeste/Centro-Oeste – Ano: 1931.

Contudo, a trajetória bem comportada das afluições não ocorre em todos os anos, o que pode ser comprovado pelo período crítico de afluições no setor elétrico, observados entre os anos de 1949 e 1956. Esse período crítico pode ser observado na Figura 6.1, a qual apresenta valores bem mais baixos para esses anos com relação aos demais valores de ENA (região marcada no gráfico).

Na Tabela 6.1 estão apresentados os valores da ENA mensal de 1948 a 1957, através da qual se pode notar que, de 1948 para 1949, em quase todos os meses houveram reduções nos valores da ENA. Os valores das afluições permaneceram baixos no período crítico e se recuperaram somente no ano de 1957, conforme Tabela 6.1.

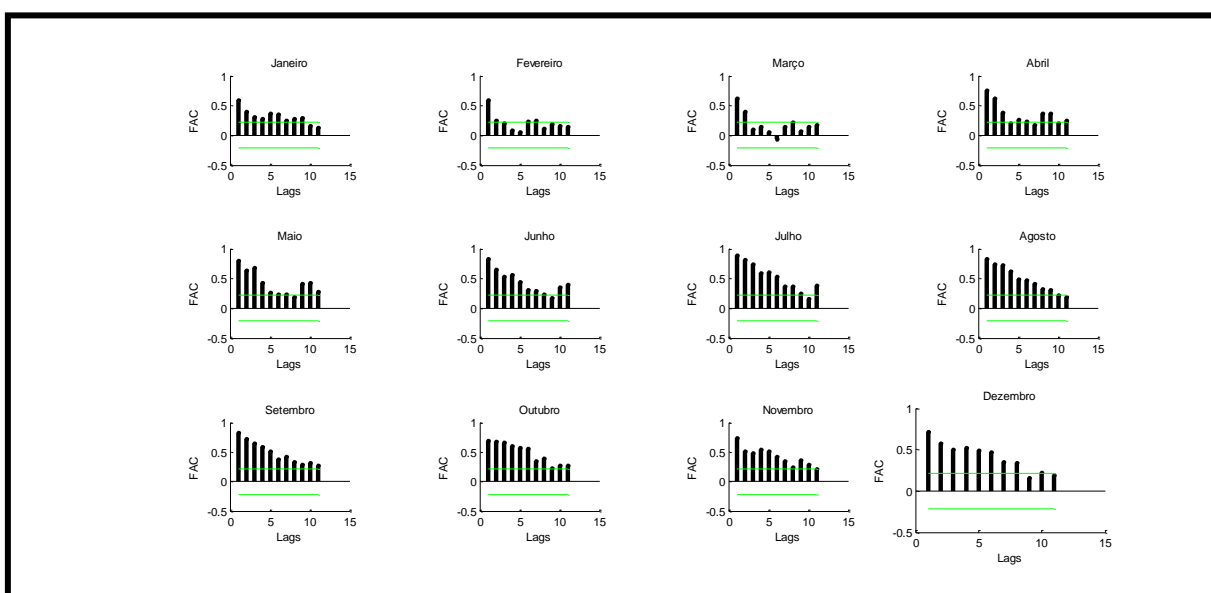
Tabela 6.1– Período Crítico da ENA Sudeste/Centro-Oeste

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1948	53004.8	57141.4	59665.4	40090.4	24488.9	21887.9	17061.1	16870	13602	15694.5	23018	48011.1
1949	50038.6	71773.8	52570.7	36067	26776.6	21377.9	16998	14070.3	12238.9	14929.5	21106.9	34081.2
1950	41919.7	64400.5	56316.9	39287.7	27027.6	20446.3	17474.9	13544.9	11710.4	17884.8	30450.5	43222.1
1951	55371	66414.7	65113.9	45736.6	27889.4	22878.4	18914.7	15875	13397.7	15537	16357.7	25734.7
1952	34040.4	49735.2	77619	41455.5	25096.5	22693.9	17287.8	14010	14048.4	16438.7	24448.4	28721.6
1953	24906.5	25763.8	32359.4	34624.3	20909.1	17185.7	13537.4	11537.8	12786.4	18501.7	22493.2	33840.9
1954	29311.6	43973.5	29734	24206.1	30415.5	23044.7	15401.4	11581	10027.8	11419	15544	23787.3
1955	36037.8	27103.4	28595.5	28855.9	16687	18013.7	15130.7	11379.9	11241.5	11964	18863.3	35927.4
1956	38008.4	25183.5	37530.2	25988.4	29415.8	32145.9	20997.9	23699.4	16574.3	14981.2	22638.6	43954.9
1957	57640.5	62059.4	63000.3	56574.7	33729.3	25169.2	28060.7	24985.4	31653.6	22466.8	28092.5	41944.5

Fonte: Elaboração Própria.

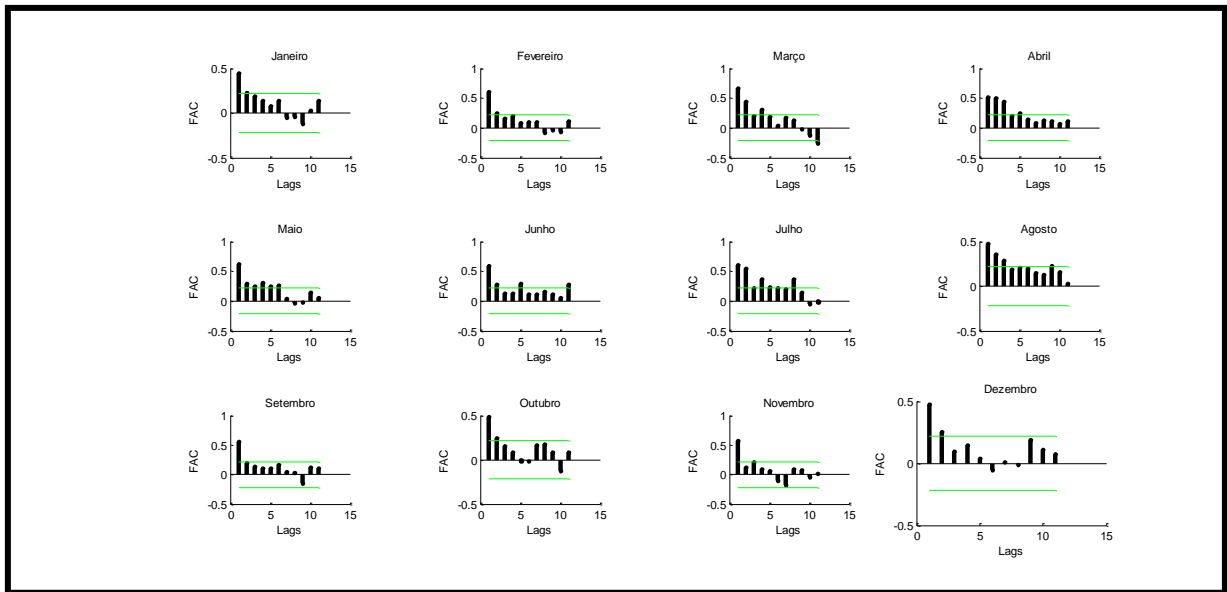
Assim, dada a estocasticidade das afluências, um estudo do comportamento da série temporal de ENA permite que algumas informações a respeito de possíveis acontecimentos futuros sejam auferidas. Para isso, foram determinados modelos PAR(p) para cada um dos doze meses e para cada um dos quatro subsistemas brasileiros.

O problema é classificado como intertemporal, devido à interferência mensal existente entre os dados. Com isso, julga-se importante uma análise da correlação entre os meses. Para isso, foram calculadas as autocorrelações considerando 11 meses de defasagens. As autocorrelações da série histórica, para cada um dos quatro subsistemas, estão apresentadas nas figuras a seguir, Figura 6.3 à Figura 6.6. A forma de cálculo das autocorrelações está descrita na subseção 3.3.1.



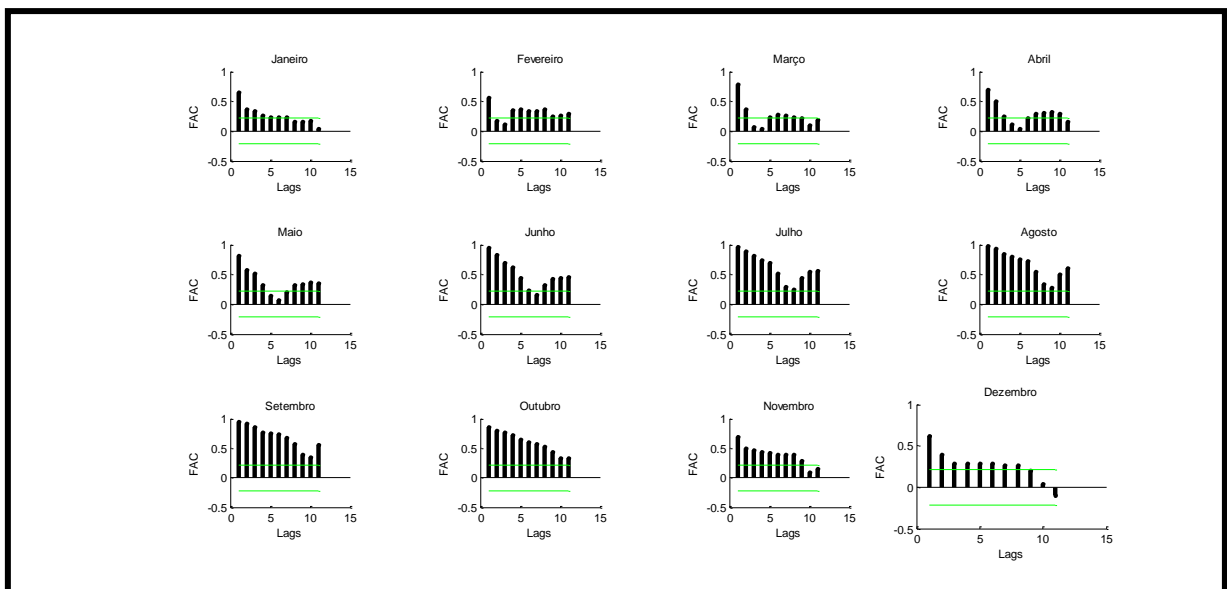
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.3 - Correlograma de autocorrelação da série ENA – Meses Janeiro a Dezembro – Subsistema: Sudeste/Centro-Oeste.



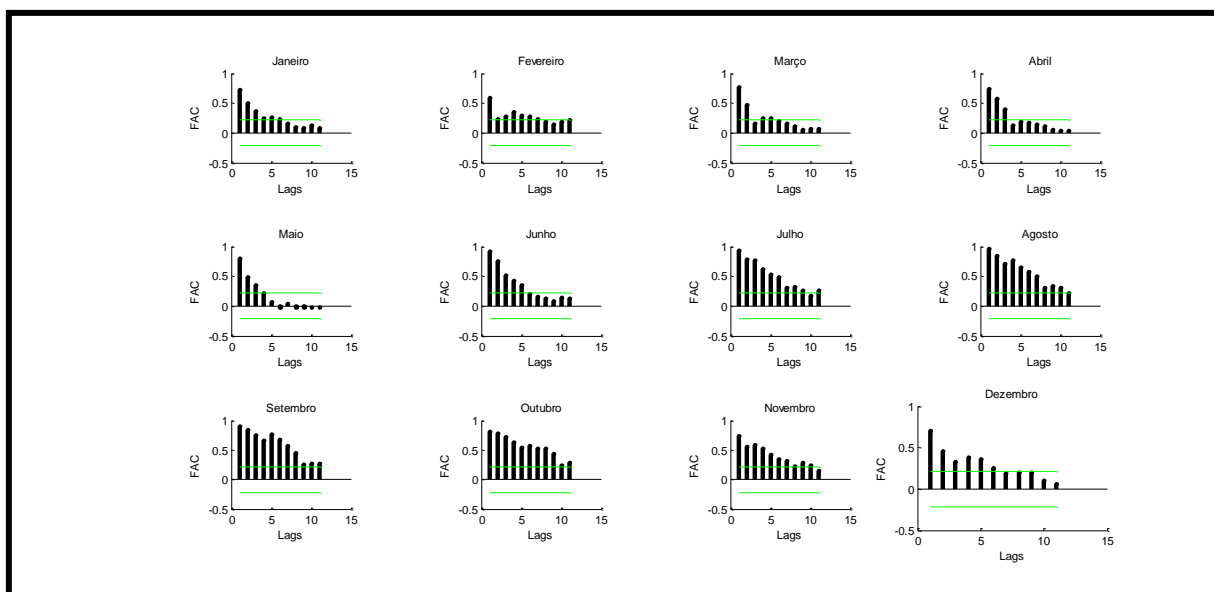
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.4 - Correlograma de autocorrelação da série ENA – Janeiro a Dezembro – Subsistema: Sul.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.5 - Correlograma de autocorrelação da série ENA – Janeiro a Dezembro – Subsistema: Nordeste.

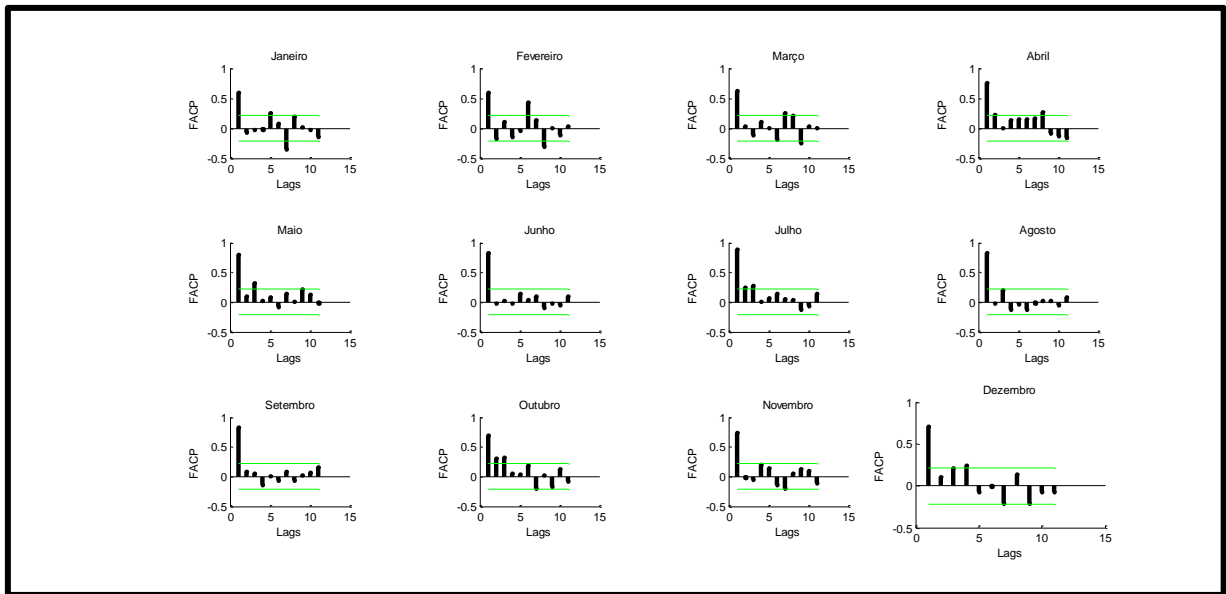


Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.6 - Correlograma de autocorrelação da série ENA – Janeiro a Dezembro – Subsistema: Norte.

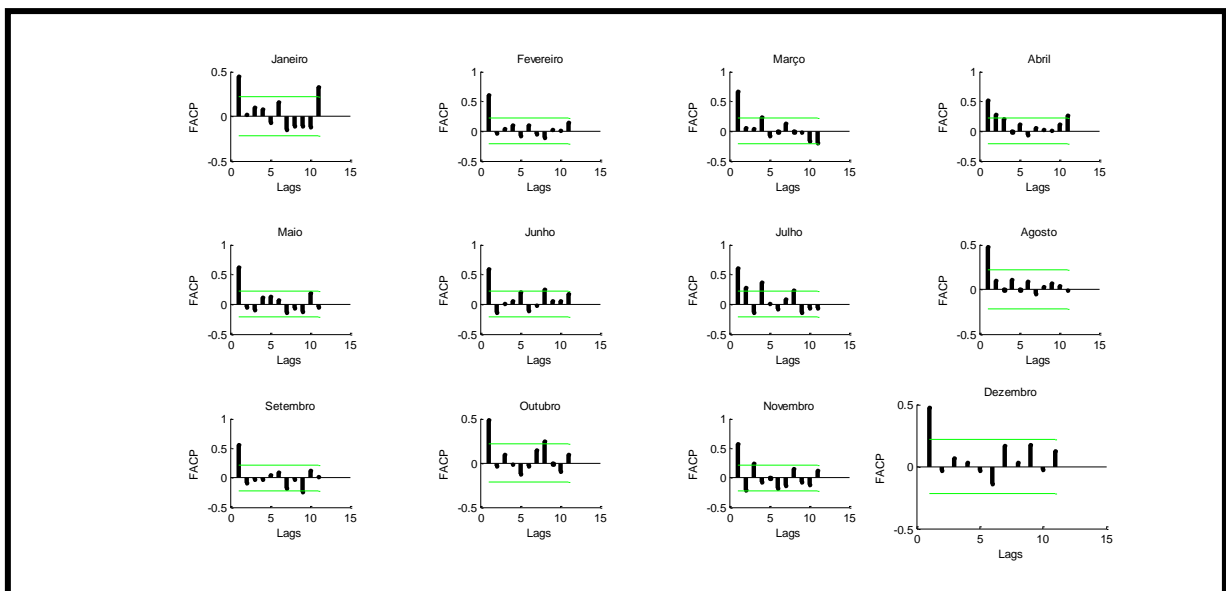
Observando a Figura 6.3 até a Figura 6.6 conclui-se que o comportamento das autocorrelações é típico de um modelo autorregressivo com lentos decaimentos exponenciais.

Em seguida, são traçadas as funções de autocorrelações parciais, para todos os doze meses. A Figura 6.7 apresenta os correlogramas da autocorrelação parcial para os doze meses no subsistema Sudeste/Centro-Oeste. A Figura 6.8 mostra o subsistema Sul, com seus respectivos valores mensais de autocorrelação parcial.



Fonte: Elaboração Própria.

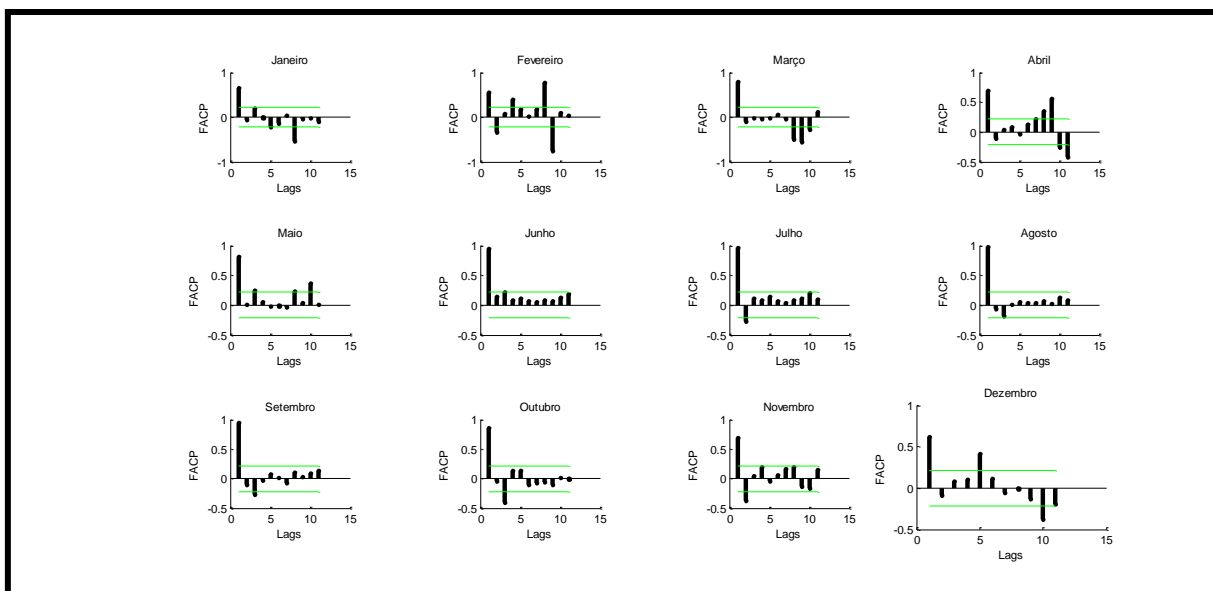
Figura 6.7 - Correlograma de autocorrelação parcial da série ENA - Janeiro a Dezembro - Subsistema: Sudeste/Centro-Oeste.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.8 - Correlograma de autocorrelação parcial da série ENA - Janeiro a Dezembro - Subsistema: Sul.

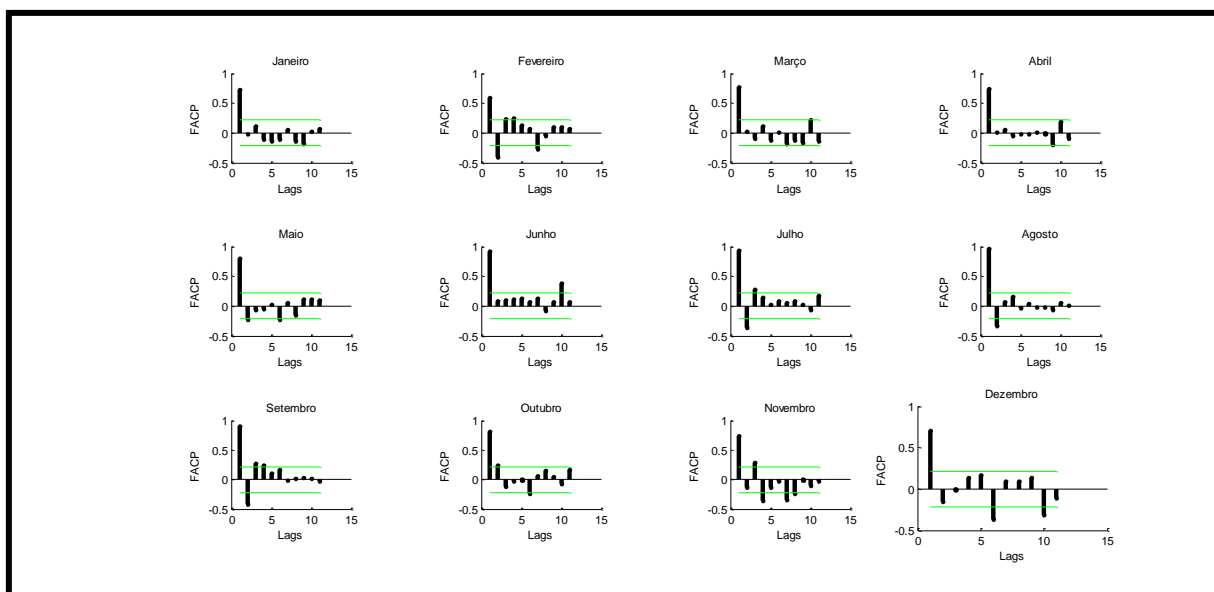
A Figura 6.9 ilustra os correlogramas das funções de autocorrelações parciais da ENA do histórico para o subsistema Nordeste.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.9 - Correlograma de autocorrelação parcial da série ENA – Janeiro a Dezembro – Subsistema: Nordeste.

A Figura 6.10 mostra as autocorrelações parciais para cada um dos doze meses do subsistema Norte, com 11 defasagens na série de ENA.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.10 - Correlograma de autocorrelação parcial da série ENA – Janeiro a Dezembro – Subsistema: Norte.

Com relação às amostras *bootstrap*, foram geradas 10.000 amostras a partir das quais foram calculados os estimadores das funções de autocorrelações e de autocorrelações parciais, para cada um dos doze meses, dos quatro subsistemas.

Diante dos valores de autocorrelação parcial ($\hat{\varphi}_{kk}^m$) da série de ENA é possível identificar a ordem do modelo PAR(p) para cada mês de cada um dos subsistemas. Assim, pela metodologia vigente, modelo Newave, o método utilizado para a identificação da ordem dos modelos PAR(p) considera o seguinte critério:

Para cada mês m , procura-se a maior ordem i tal que todas as estimativas de autocorrelação parcial ($\hat{\varphi}_{kk}^m$), para $k > i$, não sejam mais significativas, aceitando *lags* 6 intermediários não significativos, e ordem máxima igual a seis (CEPEL, 2000).

Com relação ao método *bootstrap*, após gerar as amostras *bootstrap*, são calculadas as funções de autocorrelação e de autocorrelação parcial para cada amostra. Posteriormente são

⁶ *Lags* correspondem a defasagens no tempo.

calculados os estimadores *bootstrap* da autocorrelação ($\hat{\rho}_k^*$) e da autocorrelação parcial ($\hat{\Phi}_{kk}^*$). Então, pela técnica *bootstrap* o critério de identificação da ordem do modelo adotado é:

Para cada mês m , adota-se a maior ordem i , desde que as estimativas intermediárias da função de autocorrelação parcial ($\hat{\Phi}_{kk}^m$), sendo $k > i$, sejam todas significativas (não admitindo *lags* intermediários não significativos) (STEDINGER, 2001).

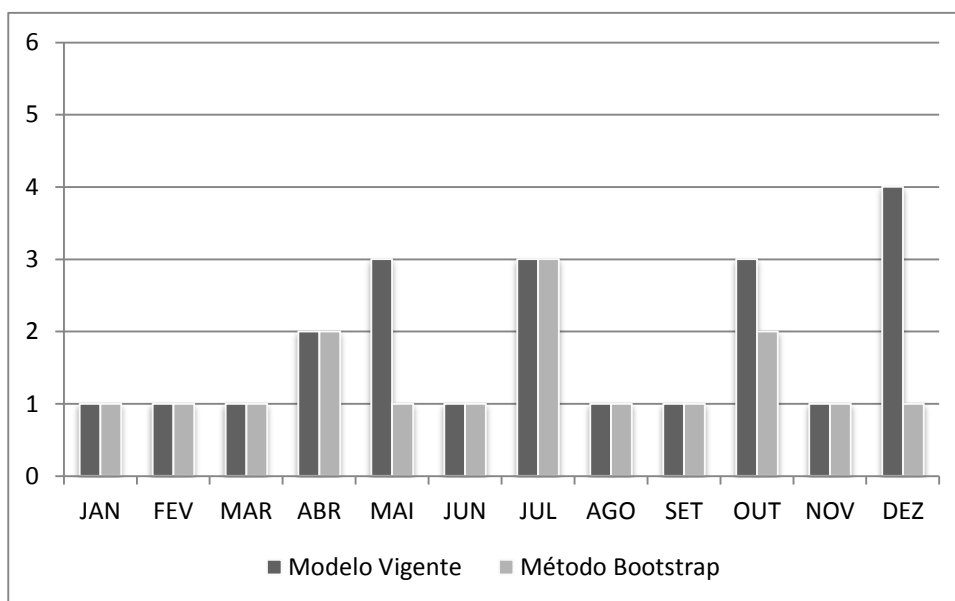
Para a definição da ordem dos modelos autorregressivos são necessárias as estimativas de autocorrelações parciais ($\hat{\Phi}_{kk}^m$) e os intervalos de confiança. Na modelagem vigente, o intervalo de confiança utilizado foi calculado de acordo com a equação (3.17):

$$IC = \pm \frac{1}{\sqrt{N}} * 1,96 \quad (3.17)$$

Dessa forma, as ordens dos modelos mensais são determinadas pela função de autocorrelação parcial ($\hat{\Phi}_{kk}^m$), na defasagem k , que estiver fora do intervalo de confiança.

No método *bootstrap*, os intervalos de confiança considerados neste estudo foram os intervalos de confiança *bootstrap* percentil (EFRON e TIBSHIRANI, 1993), calculados com as percentagens de 2,5% e 97,5%. Neste método, para cada defasagem k (com $k = 1, 2, \dots, 6$), existe um valor diferenciado para o intervalo de confiança, o que permite captar as variações advindas da aleatoriedade do processo. A ordem do modelo é determinada quando o valor zero não está incluído no intervalo de confiança.

Dessa forma, os resultados referentes à identificação da ordem dos modelos mensais PAR(p), pelas metodologias vigente e *bootstrap*, para cada um dos quatro subsistemas, estão apresentados na Figura 6.11 à Figura 6.14. Na Figura 6.11 estão apresentadas as ordens dos modelos PAR(p) do subsistema Sudeste/Centro-Oeste, na qual se verifica que os valores encontrados pela metodologia vigente e pela metodologia *bootstrap* estão bem próximos. Pelo método *bootstrap*, para os meses de maio, outubro e dezembro, os modelos são mais parcimoniosos, isto é, estão estatisticamente bem representados com um número menor de parâmetros do que no método vigente.

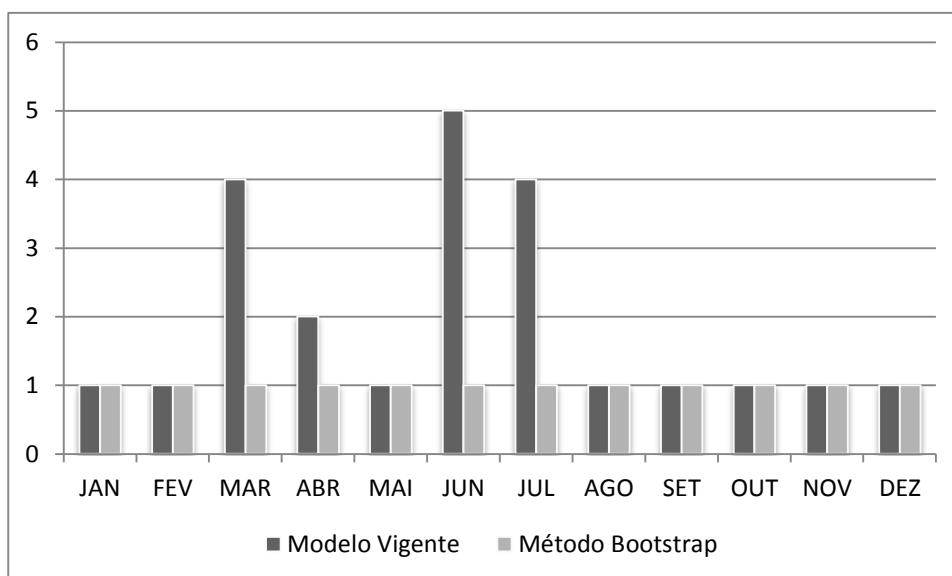


Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.11- Ordens p dos modelos PAR(p) – Sudeste/Centro-Oeste: modelo vigente X método *bootstrap*.

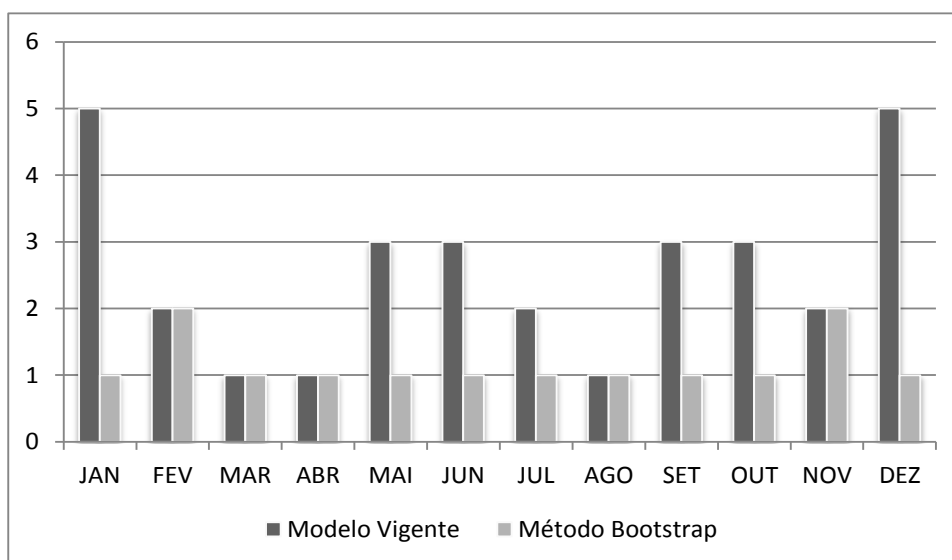
No subsistema Sul, representado na Figura 6.12, o uso da técnica *bootstrap* também resulta em ordens do modelo mais baixas nos meses de março, abril, junho e julho. Usando o *bootstrap*, em todos os meses, o modelo encontrado é um PAR(1).

A Figura 6.13 apresenta as ordens dos modelos para o subsistema Nordeste, sete meses tiveram ordens inferiores pelo método *bootstrap*, sendo eles janeiro (PAR(1)), maio (PAR(1)), junho (PAR(1)), julho (PAR(1)), setembro (PAR(1)), outubro (PAR(1)), dezembro (PAR(1)). Neste caso, pode-se dizer que cada um destes meses sofre influências de apenas um mês antecedente ($lag=1$).



Fonte: Elaboração Própria.

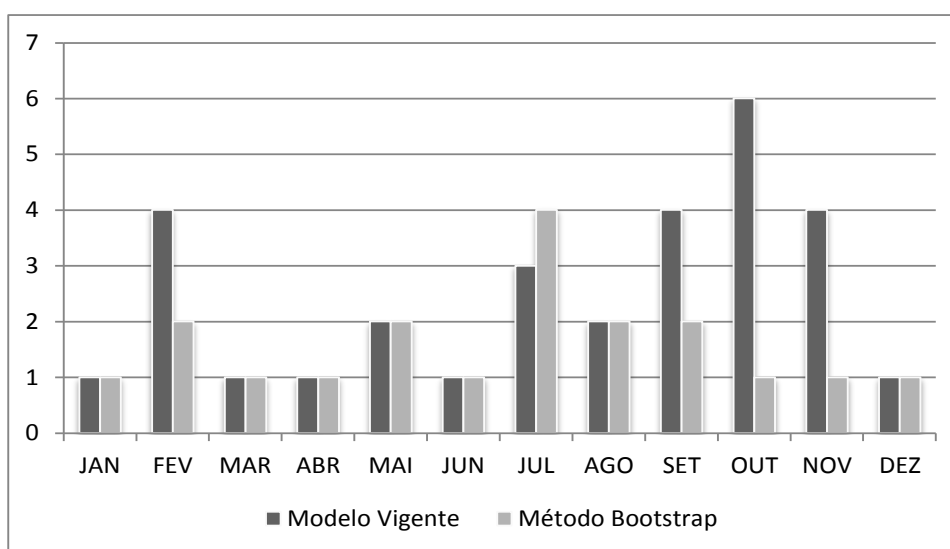
Figura 6.12- Ordens p dos modelos PAR(p) - Sul: modelo vigente X método *bootstrap*.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.13 - Ordens p dos modelos PAR(p) - Nordeste: modelo vigente X método *bootstrap*.

Na Figura 6.14 podem ser observadas as ordens dos modelos do subsistema Norte, sendo que a técnica *bootstrap*, apresentou ordens inferiores para os modelos nos meses fevereiro, setembro, outubro e novembro. No mês de julho a metodologia vigente gerou uma ordem menor para o modelo, sendo um PAR(3). Enquanto que, pelo método *bootstrap* obteve-se um modelo PAR(4).



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.14 - Ordens p dos modelos PAR(p) - Norte: modelo vigente X método *bootstrap*.

É importante lembrar que na definição da ordem do modelo, outro aspecto deve ser considerado: após determinada a ordem deve-se avaliar se esta ordem gera cortes positivos nos Cortes de Benders, caso isto ocorra, deve-se reduzir a ordem para uma ordem significativa anterior a esta escolhida a priori. A avaliação deve ser realizada conforme foi descrito na subseção 3.3.1. Por exemplo, pelo método *bootstrap*, o mês de julho do subsistema Norte apresentou coeficientes autorregressivos negativos, o que impacta no processo de Decomposição de Benders. Então a ordem deste modelo foi reduzida de 4 para 3, conforme Tabela 6.2.

Tabela 6.2 - Ordens p dos modelos PAR(p) Subsistema Norte - Método *Bootstrap*

		JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
NORTE	1ª ordem encontrada	1	2	1	1	2	1	4	2	2	1	1	1
	Ordem adotada	1	2	1	1	2	1	3	2	2	1	1	1

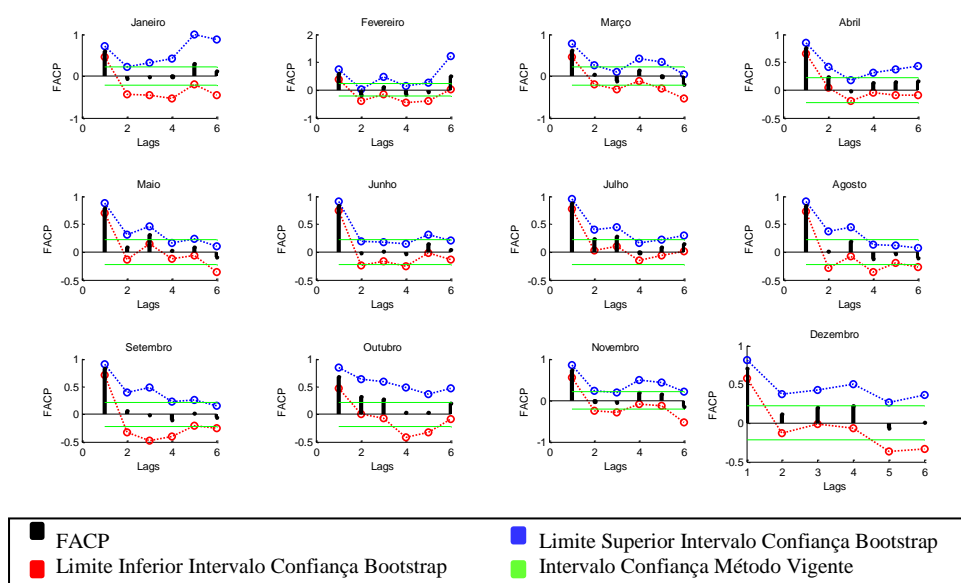
Fonte: Elaboração Própria.

O comportamento das funções de autocorrelações parciais pode ser observado nos gráficos apresentados da Figura 6.15 à Figura 6.18. Nestas figuras, verificam-se os comportamentos das correlações do mês em questão com determinados meses anteriores sem considerar interferências de meses intermediários. Ou seja, considere o mês de janeiro, com lag igual a 1, verifica-se a correlação existente entre janeiro e dezembro; com lag igual a dois, o interesse é na correlação entre janeiro e novembro sem considerar interferências do mês de dezembro, e assim por diante.

Da Figura 6.15 a Figura 6.18, tem-se traçado os intervalos de confiança, pelo método *bootstrap*, nas quais a linha azul representa o limite superior do intervalo e linha vermelha o limite inferior; e o intervalo de confiança dado pela modelagem vigente, representado pela linha verde. O intervalo de confiança *bootstrap* apresenta um comportamento oscilante, em cada defasagem, o que permite captar a aleatoriedade do processo. Vale lembrar que quando o valor zero não está incluído no intervalo de confiança, aquele valor de defasagem é uma possível candidata à ordem do modelo.

A Figura 6.15 mostra as funções de autocorrelações parciais (FACP) para os doze meses do subsistema Sudeste/Centro-Oeste. Observando o mês de janeiro percebe-se que só a primeira defasagem é candidata à ordem do modelo autorregressivo, pois somente na defasagem um, o valor zero não se encontra dentro do intervalo de confiança *bootstrap*, então está será a ordem do modelo autorregressivo. Quase todos os outros meses deste subsistema apresentam comportamentos semelhantes, o que leva a identificação da ordem um para os modelos. No mês de abril nota-se que na primeira e na segunda defasagens o valor zero não está contido no intervalo de confiança *bootstrap*, o que permite dizer que essas duas defasagens sejam candidatas a ordem do modelo. Pelo critério proposto por (STEDINGER,

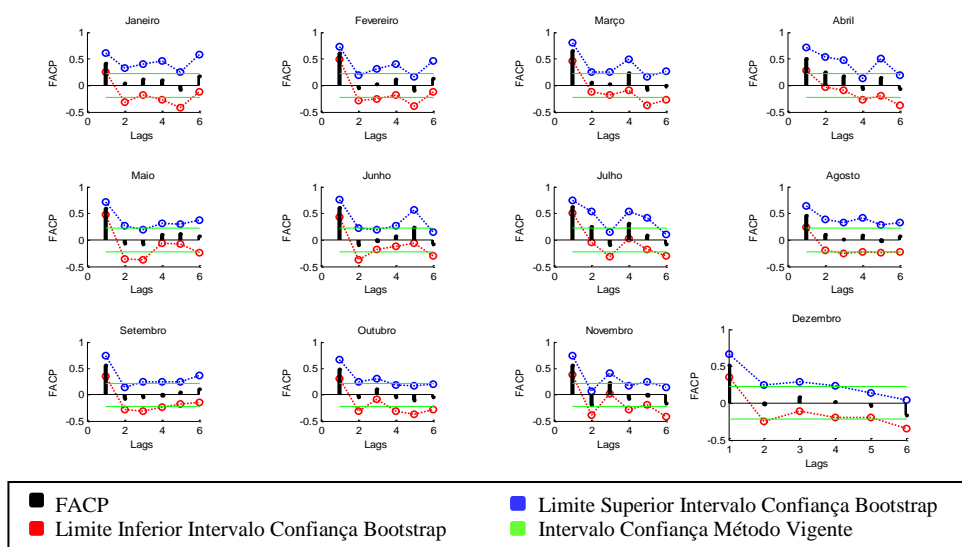
2001), tem-se que para cada mês m , adota-se a maior ordem i , desde que as estimativas intermediárias da função de autocorrelação parcial ($\hat{\varphi}_{kk}^m$), sendo $k > i$, sejam todas significativas, então a ordem do modelo para abril será igual a dois. Os meses de julho e outubro também apresentaram ordens diferentes de um, sendo PAR(3) e PAR(2), respectivamente.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.15 – Funções de Autocorrelações Parciais e Intervalos de Confiança - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste.

A Figura 6.16 refere-se ao subsistema Sul. Através desta figura, observa-se que em todos os meses a ordem p dos modelos autorregressivos deve ser igual a 1.

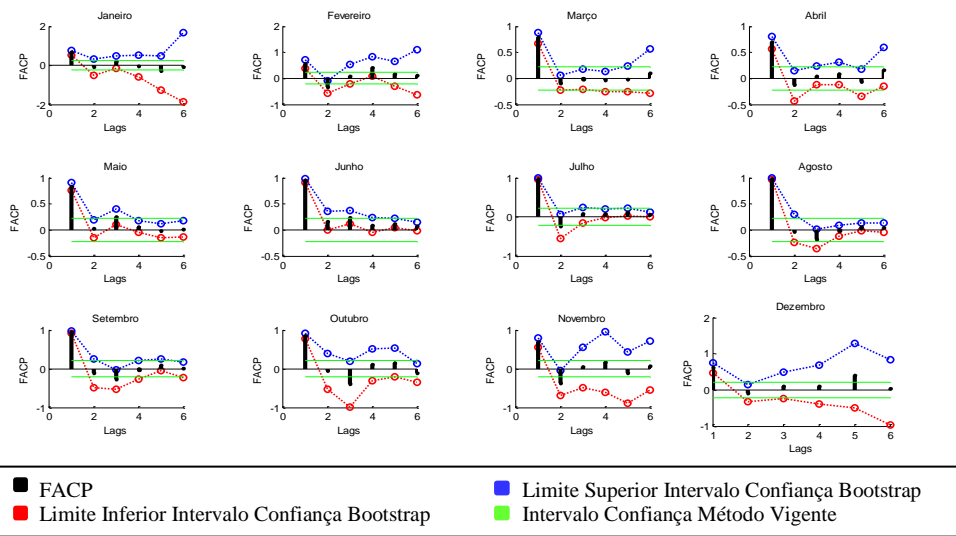


Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.16 - Funções de Autocorrelações Parciais e Intervalos de Confiança - Subsistema Sul.

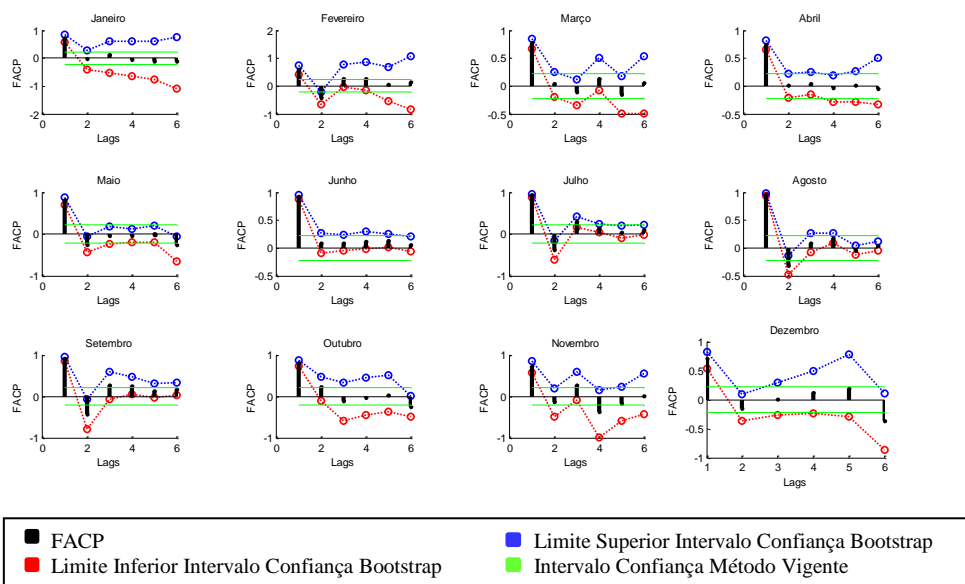
As funções de autocorrelações parciais e os intervalos de confiança, subsistema Nordeste, estão representados na Figura 6.17. A maior parte dos meses pode ser representada por modelo PAR(1), com exceção de fevereiro (PAR(2)), maio (PAR(3)) e novembro (PAR(2)).

A Figura 6.18 representa as funções de autocorrelações parciais e intervalos de confiança, mensais, do subsistema Norte. Visualmente, pode-se perceber o fato mostrado na Tabela 6.2. As possíveis ordens para o modelo eram 4, 3 e 1. A primeira ordem a ser escolhida era a ordem 4, porém devido aos cortes positivos na Decomposição de Benders, a ordem do modelo ficou sendo 3.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.17 - Funções de Autocorrelações Parciais e Intervalos de Confiança - Subsistema Nordeste.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.18 - Funções de Autocorrelações Parciais e Intervalos de Confiança - Subsistema Norte.

Identificadas as ordens dos modelos autorregressivos periódicos, o próximo passo foi a determinação das estimativas dos parâmetros (φ_{kk}^m) dos modelos pelo método dos momentos. A Tabela 6.3 apresenta os modelos PAR(p) mensais, subsistema Sudeste/Centro-Oeste, obtidos pelo método *bootstrap*, cujos parâmetros foram calculados conforme (φ_{kk}^m corrigido), (MACEIRA, et al., 2004).

Tabela 6.3 - Modelos PAR(p) Ajustados – Subsistema Sudeste/Centro-Oeste

Meses	Modelo Obtido
Janeiro	$ENA_t = 0,8558 * ENA_{t-1}$
Fevereiro	$ENA_t = 0,6476 * ENA_{t-1}$
Março	$ENA_t = 0,5380 * ENA_{t-1}$
Abril	$ENA_t = 0,4361 * ENA_{t-1} + 0,1423 * ENA_{t-2}$
Maiο	$ENA_t = 0,5491 * ENA_{t-1}$
Junho	$ENA_t = 0,9322 * ENA_{t-1}$
Julho	$ENA_t = 0,4562 * ENA_{t-1} + 0,0083 * ENA_{t-2} + 0,1452 * ENA_{t-3}$
Agosto	$ENA_t = 0,6320 * ENA_{t-1}$
Setembro	$ENA_t = 1,2084 * ENA_{t-1}$
Outubro	$ENA_t = 0,4902 * ENA_{t-1} + 0,5398 * ENA_{t-2}$
Novembro	$ENA_t = 0,7422 * ENA_{t-1}$
Dezembro	$ENA_t = 1,0429 * ENA_{t-1}$

Fonte: Elaboração Própria.

A Tabela 6.4 mostra os modelos autorregressivos nos meses janeiro a dezembro subsistema Sul, identificados e estimados pela técnica *bootstrap*, cujos parâmetros do modelo encontram-se corrigidos, conforme descrito na seção 3.3.2.

Tabela 6.4 - Modelos PAR(p) Ajustados – Subsistema Sul

Meses	Modelo Obtido
Janeiro	$ENA_t = 0,4078 * ENA_{t-1}$
Fevereiro	$ENA_t = 0,7093 * ENA_{t-1}$
Março	$ENA_t = 0,4701 * ENA_{t-1}$
Abril	$ENA_t = 0,6699 * ENA_{t-1}$
Maiο	$ENA_t = 0,8647 * ENA_{t-1}$
Junho	$ENA_t = 0,5603 * ENA_{t-1}$
Julho	$ENA_t = 0,8476 * ENA_{t-1}$
Agosto	$ENA_t = 0,3640 * ENA_{t-1}$
Setembro	$ENA_t = 0,6013 * ENA_{t-1}$
Outubro	$ENA_t = 0,5072 * ENA_{t-1}$
Novembro	$ENA_t = 0,4355 * ENA_{t-1}$
Dezembro	$ENA_t = 0,3821 * ENA_{t-1}$

Fonte: Elaboração Própria.

A Tabela 6.5 contém os parâmetros corrigidos para os modelos autorregressivos mensais, subsistema Nordeste, via técnica *bootstrap*.

Tabela 6.5 - Modelos PAR(p) Ajustados – Subsistema Nordeste

Meses	Modelo Obtido
Janeiro	$ENA_t = 0,7036 * ENA_{t-1}$
Fevereiro	$ENA_t = 1,1971 * ENA_{t-1} - 0,5618 * ENA_{t-2}$
Março	$ENA_t = 0,9517 * ENA_{t-1}$
Abril	$ENA_t = 0,4894 * ENA_{t-1}$
Mai	$ENA_t = 0,5620 * ENA_{t-1}$
Junho	$ENA_t = 0,4504 * ENA_{t-1}$
Julho	$ENA_t = 0,6519 * ENA_{t-1}$
Agosto	$ENA_t = 0,8158 * ENA_{t-1}$
Setembro	$ENA_t = 0,8241 * ENA_{t-1}$
Outubro	$ENA_t = 1,0348 * ENA_{t-1}$
Novembro	$ENA_t = 2,1754 * ENA_{t-1} - 0,9731 * ENA_{t-2}$
Dezembro	$ENA_t = 1,0468 * ENA_{t-1}$

Fonte: Elaboração Própria.

Na Tabela 6.6 observam-se os parâmetros corrigidos para os modelos PAR(p), subsistema Norte, método *bootstrap*.

Tabela 6.6 - Modelos PAR(p) Ajustados – Subsistema Norte

Meses	Modelo Obtido
Janeiro	$ENA_t = 1,1939 * ENA_{t-1}$
Fevereiro	$ENA_t = 1,0801 * ENA_{t-1} - 0,8345 * ENA_{t-2}$
Março	$ENA_t = 0,7404 * ENA_{t-1}$
Abril	$ENA_t = 0,6624 * ENA_{t-1}$
Mai	$ENA_t = 0,7526 * ENA_{t-1} - 0,1711 * ENA_{t-2}$
Junho	$ENA_t = 0,4247 * ENA_{t-1}$
Julho	$ENA_t = 0,5774 * ENA_{t-1} - 0,1229 * ENA_{t-2} + 0,0490 * ENA_{t-3}$
Agosto	$ENA_t = 0,9079 * ENA_{t-1} - 0,1105 * ENA_{t-2}$
Setembro	$ENA_t = 1,0651 * ENA_{t-1} - 0,2549 * ENA_{t-2}$
Outubro	$ENA_t = 1,1015 * ENA_{t-1}$
Novembro	$ENA_t = 1,4413 * ENA_{t-1}$
Dezembro	$ENA_t = 1,5613 * ENA_{t-1}$

Fonte: Elaboração Própria.

Para comparar as amostras *bootstrap* geradas com a ENA do histórico, a Tabela 6.7 à Tabela 6.10, apresentam análises comparativas de algumas estatísticas descritivas das séries.

Dados os valores de média e desvio padrão descritos nestas tabelas, percebe-se que as amostras geradas aproximam-se bastante da série histórica de ENA no que se refere às estatísticas descritivas analisadas.

Tabela 6.7 – Comparação das estatísticas das séries ENA e amostras *bootstrap* – Subsistema Sudeste-Centro/Oeste

Meses	Média ENA Histórico	Média ENA <i>Bootstrap</i>	Diferença entre Médias (%)	Desvio Padrão ENA Histórico	Desvio Padrão ENA <i>Bootstrap</i>	Diferença entre Desvios Padrão (%)
JAN	55886,8	55715,0	-0,31	15231,2	15218,0	0,09
FEV	59009,6	59042,0	0,05	16817,2	16922,0	-0,62
MAR	54702,6	5.4739,0	0,07	14565,5	14657,0	-0,62
ABR	41204,9	41173,0	-0,08	10406,0	10458,0	-0,50
MAI	29823,6	29850,0	0,09	7220,80	7271,0	-0,69
JUN	25254,7	25293,0	0,15	8094,8	8145,0	-0,62
JUL	21051,4	21069,0	0,08	5397,6	5430,0	-0,60
AGO	17686,9	17717,0	0,17	4098,3	4117,0	-0,45
SET	17710,6	17770,0	0,34	6029,2	6056,0	-0,44
OUT	21272,5	21277,0	0,02	7032,7	7081,0	-0,68
NOV	27262,7	27255,0	-0,03	7198,1	7248,0	-0,69
DEZ	41289,0	41261,0	-0,07	10616,6	10675,0	-0,55

Fonte: Elaboração Própria.

Tabela 6.8 – Comparação das estatísticas das séries ENA e amostras *bootstrap* – Subsistema Sul

Meses	Média ENA Histórico	Média ENA <i>Bootstrap</i>	Diferença entre Médias (%)	Desvio Padrão ENA Histórico	Desvio Padrão ENA <i>Bootstrap</i>	Diferença entre Desvios Padrão (%)
JAN	4075,6	3956,6	-2,92	6803	6696	-1,57
FEV	4784,3	4733,2	-1,07	7829	7747	-1,05
MAR	3445,0	3436,1	-0,26	6550	6519	-0,47
ABR	4558,8	4325,3	-5,12	6275	6116	-2,53
MAI	6662,9	6453,9	-3,14	8331	8157	-2,09
JUN	6171,1	6160,0	-0,18	9400	9385	-0,16
JUL	8337,0	8346,9	0,12	10304	10290	-0,14
AGO	6529,5	6513,8	-0,24	9647	9646	-0,01
SET	7007,2	6980,8	-0,38	11429	11490	0,53
OUT	7300,4	7262,2	-0,52	12831	12910	0,62
NOV	5632,1	5612,8	-0,34	9077	9121	0,48
DEZ	4198,1	4082,0	-2,77	7132	7026	-1,49

Fonte: Elaboração Própria.

Tabela 6.9 – Comparação das estatísticas das séries ENA e amostras *bootstrap* – Subsistema Nordeste

Meses	Média ENA Histórico	Média ENA <i>Bootstrap</i>	Diferença entre Médias (%)	Desvio Padrão ENA Histórico	Desvio Padrão ENA <i>Bootstrap</i>	Diferença entre Desvios Padrão (%)
JAN	14252	14302	0,35	4045,4	4020,1	-0,63
FEV	15011	15133	0,81	6211,6	6123,5	-1,42
MAR	15093	15182	0,59	7551,5	7501,7	-0,66
ABR	12154	12200	0,38	5343,7	5332,4	-0,21
MAI	7410	7455	0,61	3614,9	3593,4	-0,59
JUN	4870	4893	0,47	1727,3	1716,3	-0,64
JUL	4015	4035	0,50	1164,7	1152,5	-1,05
AGO	3502	3520	0,51	972,1	959,5	-1,30
SET	3135	3149	0,45	848,4	838,9	-1,12
OUT	3439	3451	0,35	1035,0	1028,7	-0,61
NOV	5624	5624	0,00	2233,8	2228,5	-0,24
DEZ	10269	10279	0,10	3759,6	3756,3	-0,09

Fonte: Elaboração Própria.

Tabela 6.10 – Comparação das estatísticas das séries ENA e amostras *bootstrap* – Subsistema Norte

Meses	Média ENA Histórico	Média ENA <i>Bootstrap</i>	Diferença entre Médias (%)	Desvio Padrão ENA Histórico	Desvio Padrão ENA <i>Bootstrap</i>	Diferença entre Desvios Padrão (%)
JAN	9875	9853	-0,22	3887,8	3877,8	-0,26
FEV	13210	13228	0,14	4684,9	4678,7	-0,13
MAR	15373	15412	0,25	4494,8	4473,7	-0,47
ABR	15241	15239	-0,01	4009,9	4004,0	-0,15
MAI	10051	10093	0,42	3046,0	3023,3	-0,75
JUN	5050	5072	0,44	1417,9	1403,1	-1,04
JUL	3037	3049	0,40	676,9	668,3	-1,27
AGO	2147	2154	0,33	489,2	484,5	-0,96
SET	1690	1696	0,36	393,3	389,1	-1,07
OUT	1869	1876	0,37	536,8	534,1	-0,50
NOV	3012	3021	0,30	1054,1	1053,4	-0,07
DEZ	5770	5785	0,26	2343,5	2341,9	-0,07

Fonte: Elaboração Própria.

6.3. SÉRIES SINTÉTICAS GERADAS

Diante dos modelos PAR(p) gerados via metodologia Box e Jenkins e via técnica *Bootstrap*, o passo seguinte é a geração de séries sintéticas de afluências.

Sabe-se que a diferença entre o valor da ENA do histórico, para cada período de tempo e a ENA estimada pelo modelo obtido, fornece um valor denominado resíduo da equação. Assim, a geração de cenários sintéticos é possível seguindo os procedimentos próprios de cada metodologia.

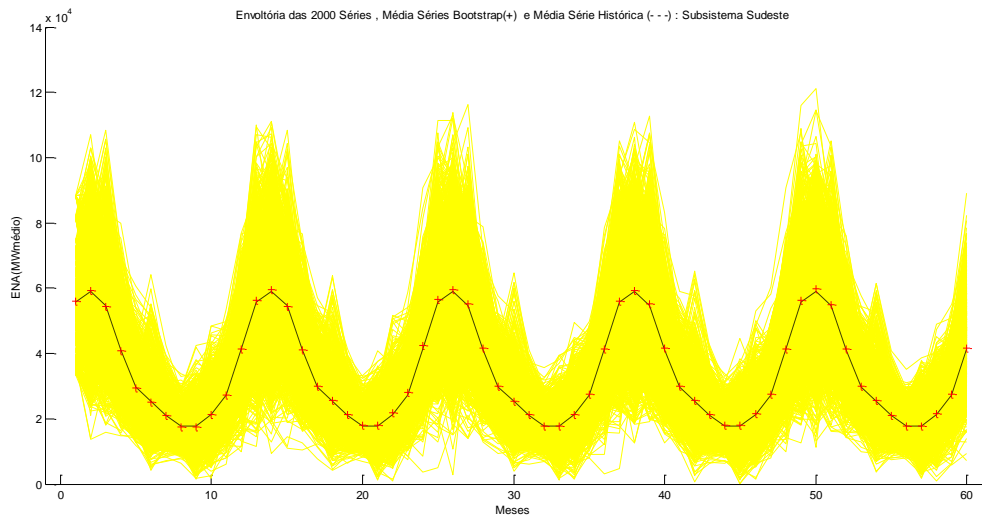
Na metodologia Box e Jenkins a geração de cenários é feita nos módulos de Cálculo da Política da Operação e na Simulação Final do Newave, sendo que diante da matriz de resíduos de cada mês, sorteia-se 20 destes resíduos para a criação da árvore de cenários.

No método *Bootstrap*, a geração de séries sintéticas ocorre ao se sortear aleatoriamente, com reposição, os resíduos *bootstrap* da matriz de resíduos obtidas pelos modelos PAR(p) estimados. Estes resíduos *bootstrap* são acrescidos aos valores da ENA em cada período de tempo, para cada B amostra.

Com o objetivo de avaliar a adequação das séries geradas foram aplicados testes estatísticos nessas séries. O comportamento das 2.000 séries geradas pelo método *bootstrap*, juntamente com a média *bootstrap* (simbolizada por ++) e com a média da ENA histórica (simbolizada por --), para cada um dos quatro subsistemas estão traçados na Figura 6.19 à Figura 6.22. Pelas figuras percebe-se que a média *bootstrap* e a média histórica são bem próximas em todo o período. Após a realização do teste de igualdade das médias, para os quatro subsistemas brasileiros, conclui-se que as médias mensais das séries sintéticas geradas são estatisticamente semelhantes às médias mensais da série histórica de Energia Natural Afluente.

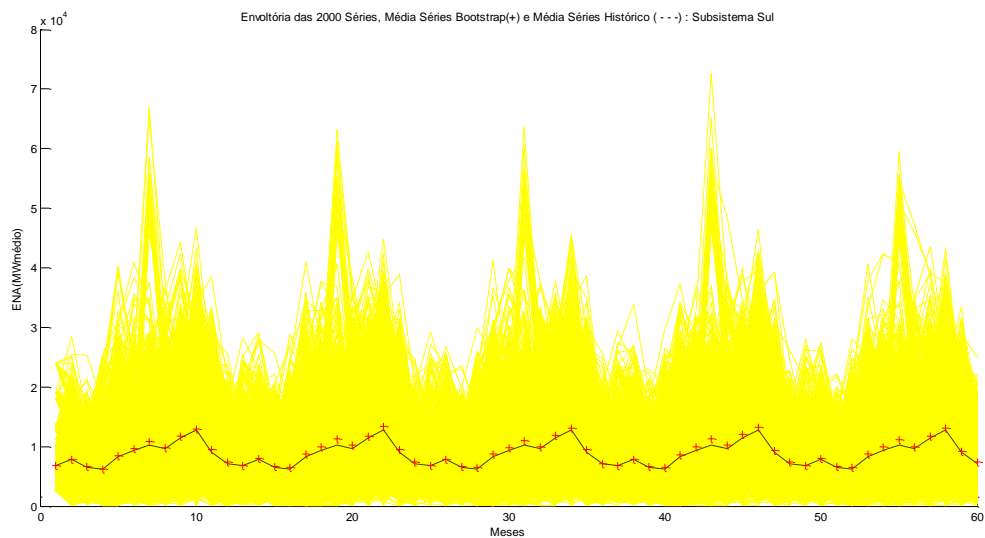
A envoltória dos 2.000 cenários gerados, assim como o desvio obtido pelo método *bootstrap* e o desvio da série histórica de ENA também foram traçados e podem ser visualizados na Figura 6.23 à Figura 6.26. Por essas figuras observa-se que o comportamento do desvio obtido pelo método *bootstrap* é bem semelhante ao desvio histórico. O teste de

igualdade das variâncias confirma a análise visual, permitindo afirmar que as variâncias das séries geradas são iguais estatisticamente, nos quatro subsistemas.



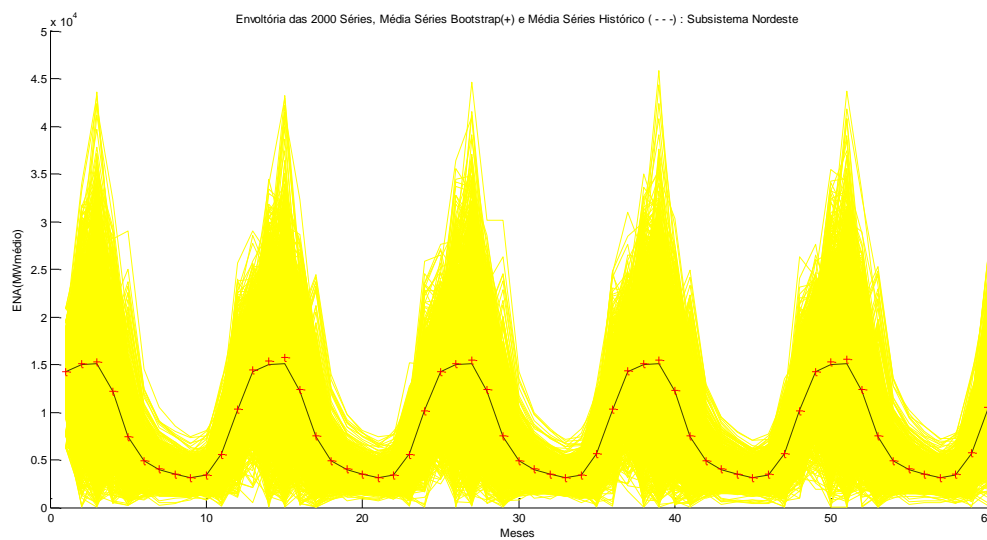
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.19 – Cenários Gerados e Médias – Subsistema Sudeste/Centro-Oeste.



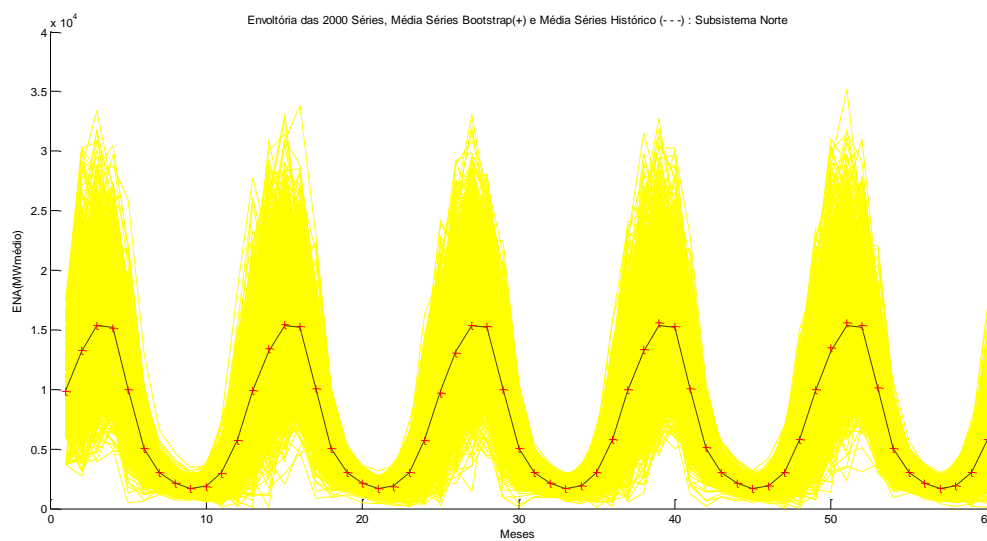
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.20 – Cenários Gerados e Médias – Subsistema Sul.



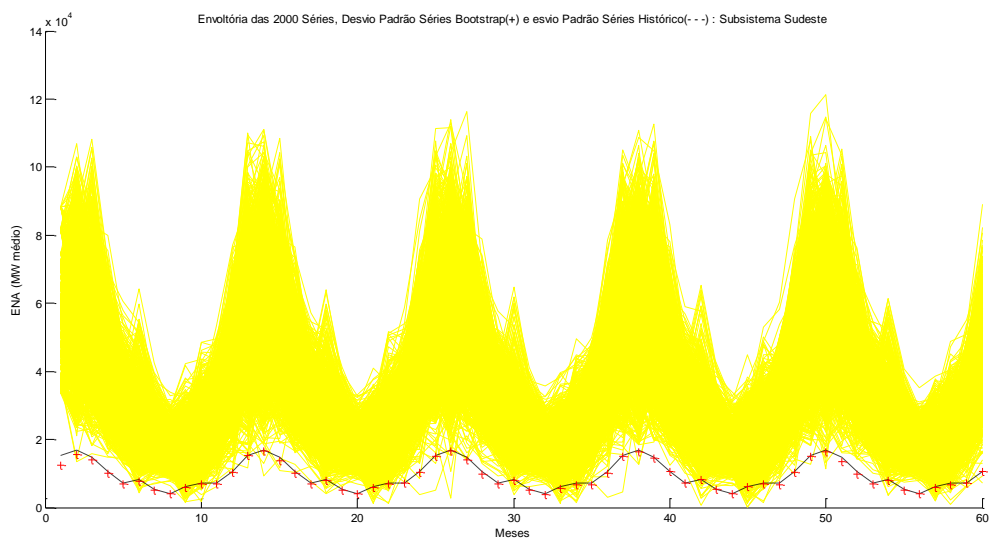
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.21 – Cenários Gerados e Médias – Subsistema Nordeste.



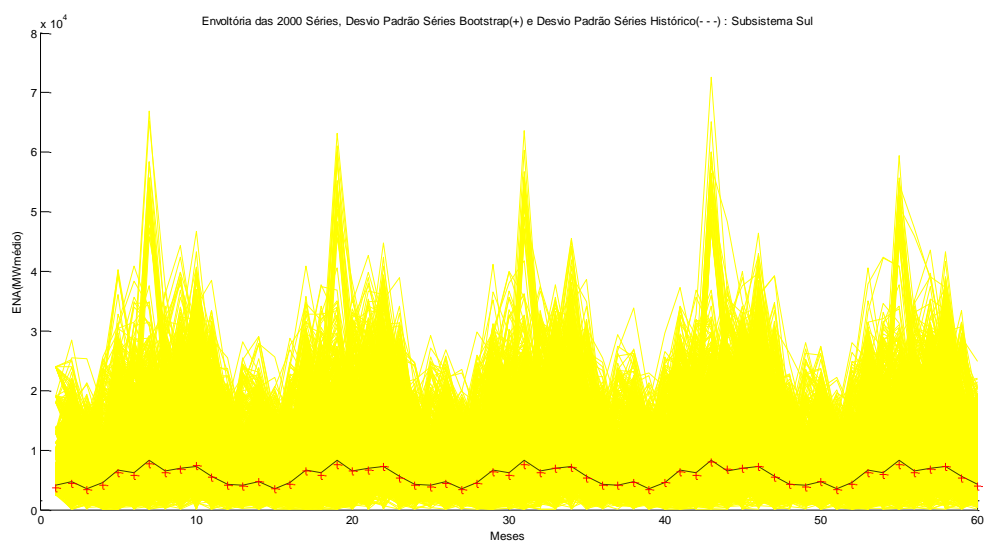
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.22 – Cenários Gerados e Médias – Subsistema Norte.



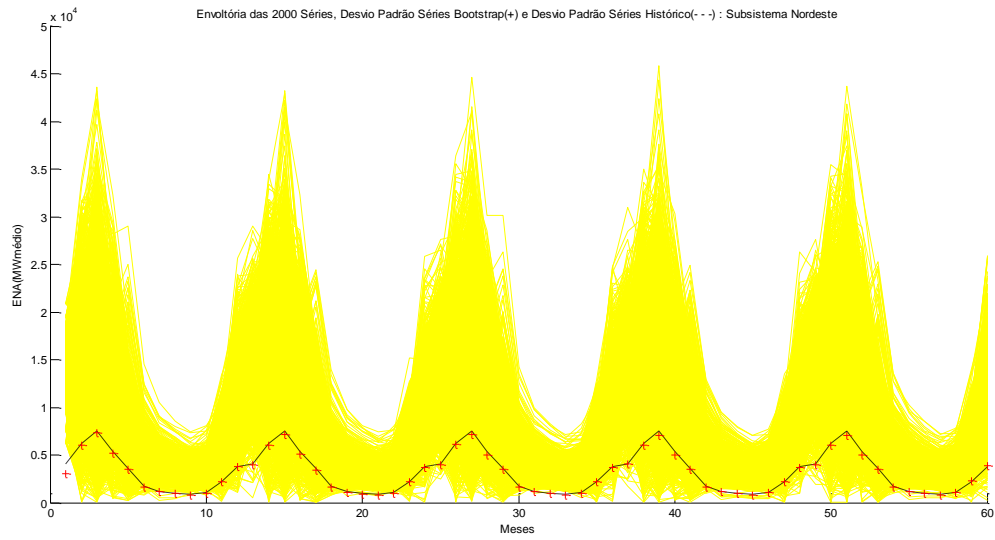
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.23 – Cenários Gerados e Desvio Padrão – Subsistema Sudeste/Centro-Oeste.



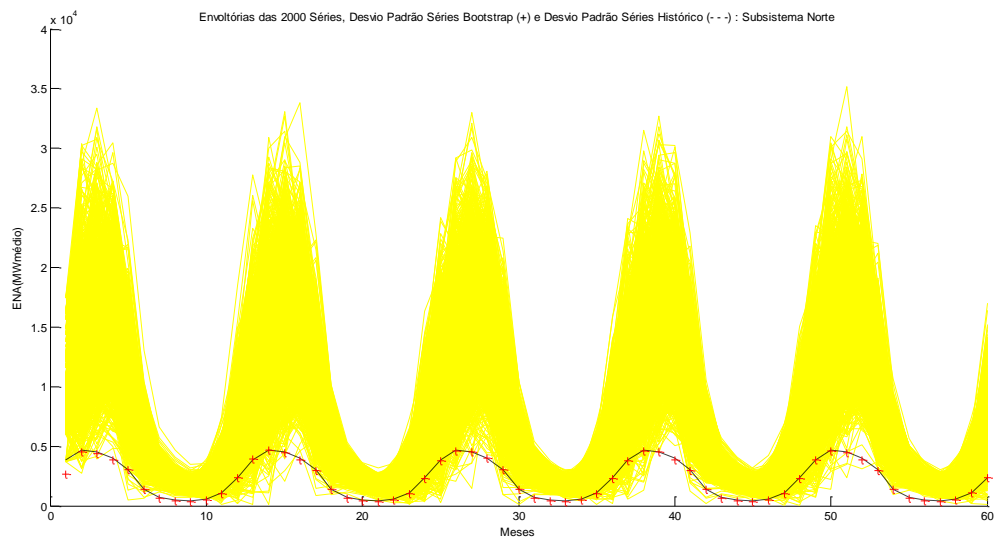
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.24 – Cenários Gerados e Desvio-Padrão – Subsistema Sul.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.25 – Cenários Gerados e Desvio-Padrão – Subsistema Nordeste.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.26 – Cenários Gerados e Desvio-Padrão – Subsistema Norte.

No teste de sequência negativa o objetivo é verificar se os períodos críticos do histórico (anos de secas) estão representados nas séries geradas. A sequência negativa corresponde ao período em que as vazões afluentes encontram-se abaixo de determinados valores. No teste de sequência negativa, para a soma da sequência, que corresponde a área abaixo da curva traçada pelos dados da amostra, obteve-se que a distribuição de probabilidade acumulada da amostra é estatisticamente igual à distribuição acumulada dos cenários gerados para os quatro subsistemas, pelo teste de Kolmogorov-Smirnov, para as duas metodologias analisadas. A Figura 6.27 mostra os resultados do teste de Kolmogorov-Smirnov aplicado para a soma da sequência negativa no Subsistema Sudeste/Centro-Oeste, utilizando as séries geradas pelo método *Bootstrap*. Pela tabela observa-se que o valor da máxima diferença entre os valores da distribuição foi de 0,048, abaixo do valor crítico obtido ao nível de significância de 5%, o permite concluir que a distribuição de probabilidade acumulada da amostra é estatisticamente igual à distribuição de probabilidade acumulada dos cenários gerados. O teste aplicado para os demais subsistemas levaram a conclusões semelhantes.

TESTE DA PERFORMANCE DE GERACAO DOS MODELOS						
TESTE DE SEQUENCIA NEGATIVA						
PARAMETRO UTILIZADO: 100% DA VAZAO MEDIA						
	MEDIA	D. PADRAO	TAMANHO DA AMOSTRA	N MEDIO DE SEQ POR INTERVALO	MAXIMO	MINIMO
HISTORICO	9642.3	22642.6	86	86	191540.2	39.920
GERADO	8081.8	11829.3	11921	5	140145.5	0.000
MAXIMA DIFERENCA		:0.048				
VALOR CRITICO - KOLMOGOROV-SMIRNOV (5%)		:0.147				

Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.27 – Teste de Kolmogorov-Smirnov para soma da sequência negativa - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste – Série Gerada: Método *Bootstrap*.

A Figura 6.28 apresenta os resultados do teste de Kolmogorov-Smirnov para a intensidade da sequência negativa no Subsistema Sudeste/Centro-Oeste, utilizando as séries geradas pelo método *Bootstrap*. Na tabela tem-se como valor da máxima diferença 0,10 e como valor crítico, ao nível de significância de 5%, 0,147, indicando que a distribuição de probabilidade acumulada da amostra é estatisticamente igual à distribuição de probabilidade acumulada dos cenários gerados, para a intensidade da sequência negativa. Conclusões semelhantes podem ser tiradas com relação aos demais subsistemas.

TESTE DE INTENSIDADE DE SEQUENCIA NEGATIVA PARAMETRO UTILIZADO: 100% DA VAZAO MEDIA						
	MEDIA	D. PADRAO	TAMANHO DA AMOSTRA	N MEDIO DE SEQ POR INTERVALO	MAXIMO	MINIMO
HISTORICO	1073.5	754.0	86	86	3123.3	39.920
GERADO	1261.0	1053.0	11921	5	6615.7	0.000
MAXIMA DIFERENCA		:0.100				
VALOR CRITICO - KOLMOGOROV-SMIRNOV (5%)		:0.147				

Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.28 – Teste de Kolmogorov-Smirnov para intensidade da sequência negativa - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste – Série Gerada: Método *Bootstrap*.

Com relação ao comprimento de sequência negativa, foi utilizado o teste Qui-Quadrado. Pela Figura 6.29, conclui-se que a hipótese nula (de semelhança entre as distribuições de frequências), não foi rejeitada para os quatro subsistemas, pelas duas metodologias adotadas. Indicando que as séries geradas reproduzem os períodos críticos de secas observados na série histórica. Dessa forma, observando a Figura 6.29, nota-se que, com 6 graus de liberdade, o valor qui-quadrado obtido foi de 4,922, inferior aos 12,6, referente ao valor crítico do teste, dado o nível de significância de 5%, para o subsistema Sudeste/Centro-Oeste ao gerar cenários com o método *bootstrap*.

TESTE DE COMPRIMENTO DE SEQUENCIA NEGATIVA PARAMETRO UTILIZADO: 100% DA VAZAO MEDIA						
CLASSE	FREQUENCIA ABSOLUTA		FREQUENCIA RELATIVA			
	HISTORICO	GERADO	HISTORICO	GERADO		
0 - 1	19	3245	0.221	0.272		
2 - 2	18	1900	0.209	0.159		
3 - 3	10	1331	0.116	0.112		
4 - 5	9	1661	0.105	0.139		
6 - 8	9	1558	0.105	0.131		
9 - 11	10	1008	0.116	0.085		
12 - 88	11	1218	0.128	0.102		
	MEDIA	D. PADRAO	TAMANHO DA AMOSTRA	N MEDIO DE SEQ POR INTERVALO	MAXIMO	MINIMO
HISTORICO	6.4	10.6	86	86	88.0	1.000
GERADO	5.0	5.1	11921	5	49.0	1.000
QUI-QUADRADO:				4.922	6 GRAUS DE LIBERDADE	
VALOR CRITICO (5%):				12.600		

Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.29 - Teste de Qui-Quadrado para comprimento da sequência negativa - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste – Série Gerada: Método *Bootstrap*.

A fim de verificar se as séries geradas são capazes de reproduzir sequências negativas mais críticas do que a pior ocorrência do histórico foram realizados os testes de máxima soma, máximo comprimento e máxima intensidade da sequência negativa. Estes testes tem como finalidade verificar a probabilidade de ocorrência de eventos mais severos do que os observados na série histórica. A Figura 6.30 apresenta os resultados da máxima soma, máximo comprimento e máxima intensidade da sequência negativa obtidos para o subsistema Sudeste/Centro-Oeste para as séries geradas pelo método *bootstrap*. Pela máxima soma, 100% dos dados gerados estão abaixo da máxima soma dos valores do histórico. Com relação ao máximo comprimento, as 2.000 séries geradas apresentam valores de comprimento máximo abaixo da média do histórico. Avaliando a máxima intensidade, 68,9% dos valores gerados estão abaixo da intensidade média histórica. Assim, pode-se concluir que, para o subsistema Sudeste/Centro-Oeste, é alta a probabilidade das séries geradas serem próximas das séries geradas. Os resultados para os demais subsistemas: Sul, Nordeste e Norte, também apontaram para esta conclusão.

MAXIMA SOMA DE SEQUENCIA NEGATIVA				
1 SEGMENTO HISTORICO	MEDIA DO HISTORICO :	191540.2	D.PADRAO DO HISTORICO :	0.0
2000 SEGMENTOS SINTETICOS	MEDIA DO GERADO :	26353.8	D.PADRAO DO GERADO :	16198.5
P(GERADO < VALOR HISTORICO) = 1.000				
MAXIMO COMPRIMENTO DE SEQUENCIA NEGATIVA				
N. DE SEGMENTOS HISTORICOS :	1	N. DE SEGMENTOS SINTETICOS :	2000	
MEDIA DO HISTORICO :	88.0	MEDIA DO GERADO :	13.0	
D. PADRAO DO HISTORICO :	0.0	D. PADRAO DO GERADO :	6.3	
VALOR MAXIMO :	88.0	VALOR MAXIMO :	49.0	
VALOR MINIMO :	1.0	VALOR MINIMO :	1.0	
N. DE ELEMENTOS ABAIXO DA MEDIA HISTORICA : 2000				
MAXIMA INTENSIDADE PARA SEQUENCIAS NEGATIVAS				
1 SEGMENTO HISTORICO	MEDIA DO HISTORICO :	3123.3	D. PADRAO DO HISTORICO :	0.0
2000 SEGMENTOS SINTETICOS	MEDIA DO GERADO :	2788.3	D. PADRAO DO GERADO :	947.6
P(GERADO < VALOR HISTORICO) = 0.689				

Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.30 - Máxima Soma, Máximo Comprimento e Máxima Intensidade da Sequência Negativa - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste – Série Gerada: Método *Bootstrap*.

Os resultados do máximo déficit (Figura 6.31), da vazão média afluyente no período crítico (Figura 6.32), do comprimento do período crítico (Figura 6.33) também indicam que as séries geradas representam bem os períodos críticos existentes na série histórica para o subsistema Sudeste/Centro-Oeste. O que permite concluir que diante dos resultados dos testes

de média, desvio padrão e de sequência negativa, as séries geradas pela metodologia PAR(p) vigente e PAR(p) - *Bootstrap* são aderentes à série histórica. Dessa forma, as séries geradas podem ser utilizadas para a determinação da política operativa do SIN, para todos os quatro subsistemas.

		MAXIMO DEFICIT									
ENERGIA MEDIA DO HISTORICO:		7193.8									
		SERIE GERADA									
ALFA		0.20	0.40	0.60	0.70	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00
MEDIA		500.59	5905.89	14506.47	19992.74	23386.50	27525.23	32606.18	38894.14	46699.65	56262.12
D. PADRAO		608.72	1856.91	3216.63	4911.55	6339.31	8339.17	10980.86	14104.12	17716.94	21616.54
INFERIOR A MEDIA HIST.		1596	1519	1568	1916	1994	1998	2000	2000	2000	2000
		SERIE HISTORICA									
ALFA		0.20	0.40	0.60	0.70	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00
		848.62	6991.79	16458.37	30275.36	56076.28	84491.95	115596.52	147968.80	192239.60	297989.05

Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.31 – Máximo Déficit - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste – Série Gerada: Método *Bootstrap*.

		VAZAO MEDIA AFLUENTE NO PERIODO CRITICO									
		SERIE GERADA									
ALFA		0.20	0.40	0.60	0.70	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00
MEDIA		1790.24	2548.22	3184.71	3613.42	3868.14	4169.75	4517.90	4871.92	5241.84	5596.39
D. PADRAO		1000.56	313.80	415.53	525.90	601.76	671.12	718.45	741.88	757.03	727.24
INFERIOR A MEDIA HIST.		814	224	635	1874	1898	1603	1347	956	1917	1638
		SERIE HISTORICA									
ALFA		0.20	0.40	0.60	0.70	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00
		1819.11	2161.88	2988.86	4456.92	4858.68	4858.68	4983.71	4983.71	6231.46	6231.46

Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.32 – Vazão Média Afluyente no Período Crítico - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste – Série Gerada: Método *Bootstrap*.

COMPRIMENTO DO PERÍODO CRÍTICO										
SERIE GERADA										
ALFA	0.20	0.40	0.60	0.70	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00
MEDIA	1	5	6	8	10	12	15	18	23	28
D. PADRAO	1	0	2	4	6	8	10	11	13	14
INFERIOR A MEDIA HIST.	832	466	1136	1984	2000	2000	2000	2000	2000	2000
SERIE HISTORICA										
ALFA	0.20	0.40	0.60	0.70	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95	1.00
	2	5	7	30	78	78	89	89	293	293

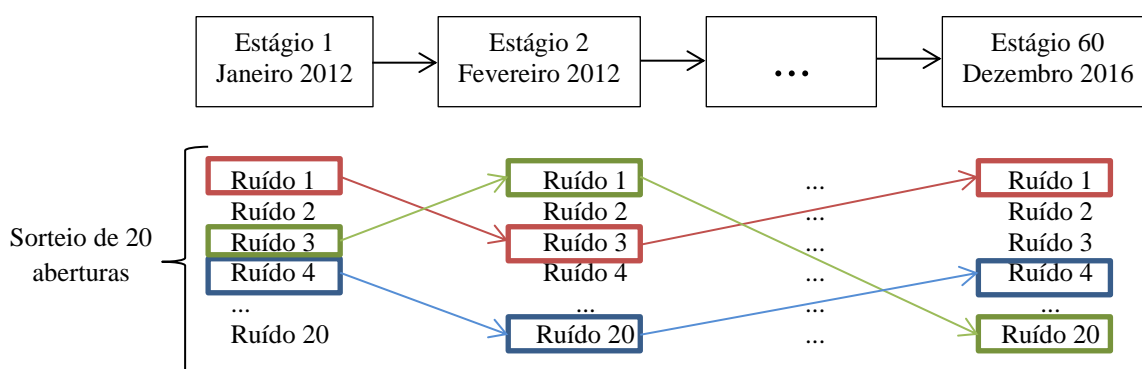
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.33– Comprimento do Período Crítico - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste – Série Gerada: Método *Bootstrap*.

6.4. PROCESSO DE OTIMIZAÇÃO DO PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO

O processo de otimização do planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos é realizado nos módulos: cálculo da política de operação hidrotérmica e simulação final da operação no programa Newave, com o objetivo de obter informações sobre o sistema como os custos de operação, os custos marginais, possíveis déficits do sistema, a energia armazenada final, a geração hidráulica, a geração térmica, dentre outras.

No módulo de Cálculo da Política da Operação Hidrotérmica são realizados cinco anos de estudo e mais cinco anos de pós estudo. Neste módulo são desenvolvidos processos *forward* e *backward* através do uso da Programação Dinâmica Dual Estocástica. No processo *forward* cria-se a árvore de cenários, após o sorteio de 20 aberturas para cada estágio de estudo, Figura 6.34. Essas 20 aberturas são sorteadas a partir da matriz de resíduos (matriz de ruídos) e os sorteios ocorrem uma única vez no processo, para cada um dos 60 estágios. A sequência *forward* é obtida sorteando os caminhos da árvore de cenários, conforme o exemplo da Figura 6.34. Os resultados apresentados neste trabalho consideram 20 sequências *forwards*, em cada iteração da PDDE.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.34 – Árvore de Cenários: Sequência *Forward*.

Considerando a árvore de cenários, duas situações podem ocorrer com relação às sequências *forwards*:

(i) processo sem reamostragem: refere-se ao fato de que, a cada nova iteração, são consideradas as mesmas sequências *forwards* sorteadas no início do processo;

(ii) processo com reamostragem: a cada nova simulação *forward* são sorteadas novas sequências na árvore de cenários. Esta situação permite que mais caminhos sejam visitados dentre os existentes na árvore de cenários.

No módulo da Política da Operação Hidrotérmica, a árvore de cenários, neste trabalho, foi criada com base nos cenários sintéticos gerados.

No módulo de Simulação Final da Operação, o planejamento é realizado para 5 anos e são sorteadas 20 aberturas a partir da matriz de ruídos. Estes sorteios são realizados uma única vez em todo processo, para cada um dos meses de estudo, assim como ocorre no módulo Política da Operação. Um exemplo do procedimento é descrito na Tabela 6.11.

Tabela 6.11 – Exemplo de determinação da Energia Natural Afluente para 5 anos de planejamento - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste

Série 1	$ENA_{jan} = 0,8558 * ENA_{dez} + RUÍDO_{jan}$
Série 2	$ENA_{fev} = 0,6476 * ENA_{jan} + RUÍDO_{fev}$
Série 3	$ENA_{mar} = 0,5380 * ENA_{fev} + RUÍDO_{mar}$
Série 4	$ENA_{abr} = 0,4361 * ENA_{mar} + 0,1423 * ENA_{fev} + RUÍDO_{abr}$
...	...
Série 60	$ENA_{dez} = 1,0429 * ENA_{nov} + RUÍDO_{dez}$

Fonte: Elaboração Própria.

Pela Tabela 6.11, a Série 2, referente à ENA_{fev} , é obtida após encontrar-se o valor da ENA_{jan} na Série 1 e assim sucessivamente. Os valores dos ruídos de cada série, por exemplo $RUÍDO_{jan}$, são encontrados da seguinte forma:

- (i) De posse da matriz de resíduos de janeiro, são sorteados 20 ruídos;
- (ii) O ruído que compõe ENA_{jan} corresponde a um novo sorteio dentre os 20 ruídos de janeiro, sorteados anteriormente.

Neste trabalho, caso as ENAs, por exemplo ENA_{jan} , apresentem valores negativos, o procedimento adotado é o sorteio de um novo ruído dentre os 20 ruídos sorteados da matriz de resíduos.

Para a representação das afluições no processo de otimização podem ser considerados dois tipos de cenários: a série histórica de ENA ou um cenário sintético gerado. Os resultados apresentados neste capítulo consideram a série histórica de ENA.

6.4.1. Estudo da Simulação Sem Reamostragem

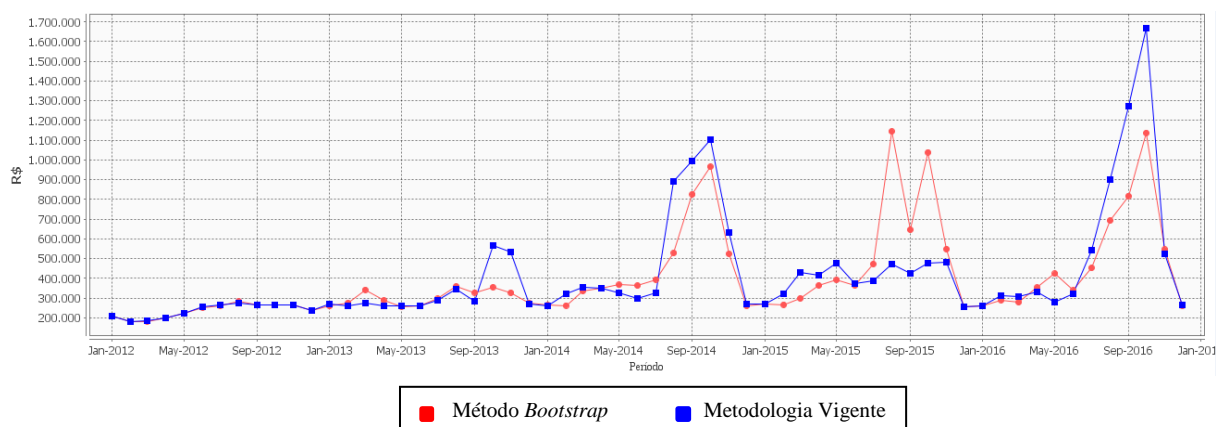
Os resultados apresentados a seguir representam a simulação da Política da Operação do planejamento da operação de sistemas hidrotérmico sem reamostragem (Caso 1). Ou seja, consideram-se fixas as sequências de séries geradas na primeira simulação *forward*. A Tabela 6.12 mostra os dados utilizados para esta simulação.

Tabela 6.12 – Dados da Simulação sem Reamostragem (Caso 1)

Caso sem Reamostragem	--
Número de Sequências Forwards	200
Número de Aberturas	20
Número Mínimo de Iterações	03
Número Máximo de Iterações	45
Tempo de Processamento	1h15min20seg

Destaca-se que o critério de convergência do processo de otimização sem reamostragem é bem definido e dado pela diferença entre Z_{inf} e Z_{sup} . Além disso, é importante mencionar que o modelo vigente (Newave) faz a simulação das sequências forward, também sem reamostragem, não existindo a opção de simulação com reamostragem. A seguir serão apresentados os resultados obtidos para simulação sem reamostragem por ambas as metodologias, vigente e *bootstrap*.

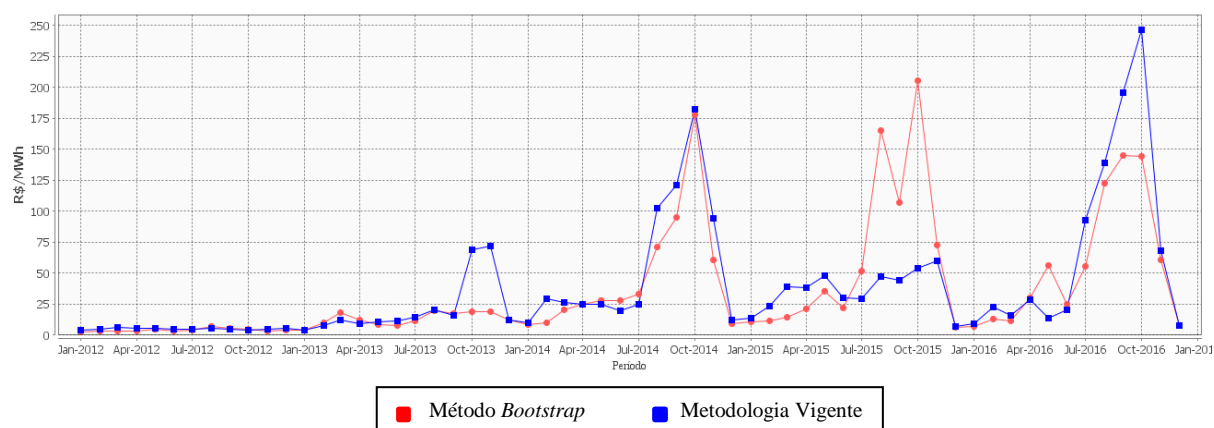
A Figura 6.35 apresenta a comparação entre a dinâmica da curva referente ao custo total de operação do SEB para ambas as metodologias, na qual se verifica que em ambas as metodologias os picos de custo ocorrem nos períodos secos, porém com valores maiores de custo para a metodologia vigente. A exceção fica para o período seco de 2015, onde a metodologia vigente apresenta custos inferiores ao método *bootstrap*.



Fonte: Elaboração Própria.

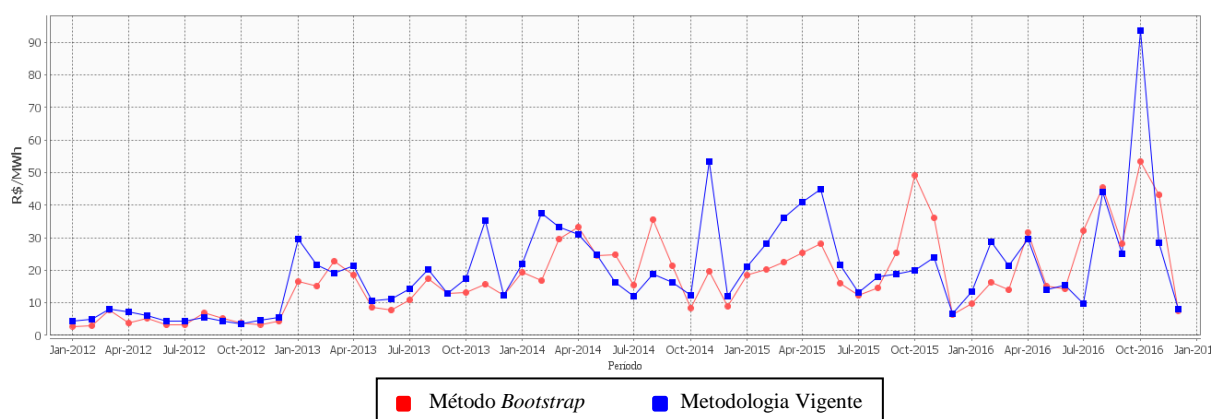
Figura 6.35 – Custo Total de Operação do Sistema Elétrico Brasileiro - Sem Reamostragem.

A Figura 6.36 à Figura 6.39 representa os custos marginais de operação dos quatro subsistemas que compõe o SEB. Em relação aos custos marginais de operação, destaca-se o comportamento da curva de custo do subsistema Sudeste/Centro-Oeste, vide Figura 6.36, que possui comportamento bastante aderente ao custo total de operação do SEB. Este comportamento é esperado, uma vez que este subsistema é o mais representativo. Os demais subsistemas apresentaram comportamentos, para as curvas de custo marginal de operação, muito parecidos entre si. A exceção fica para o subsistema Sul, o qual apresenta comportamento bem volátil.



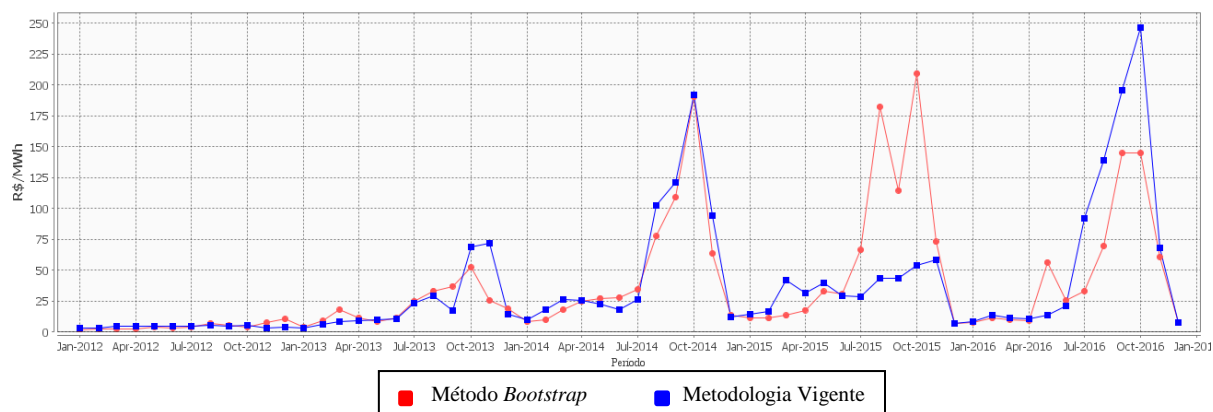
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.36 – Custo Marginal de Operação do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Sem Reamostragem.



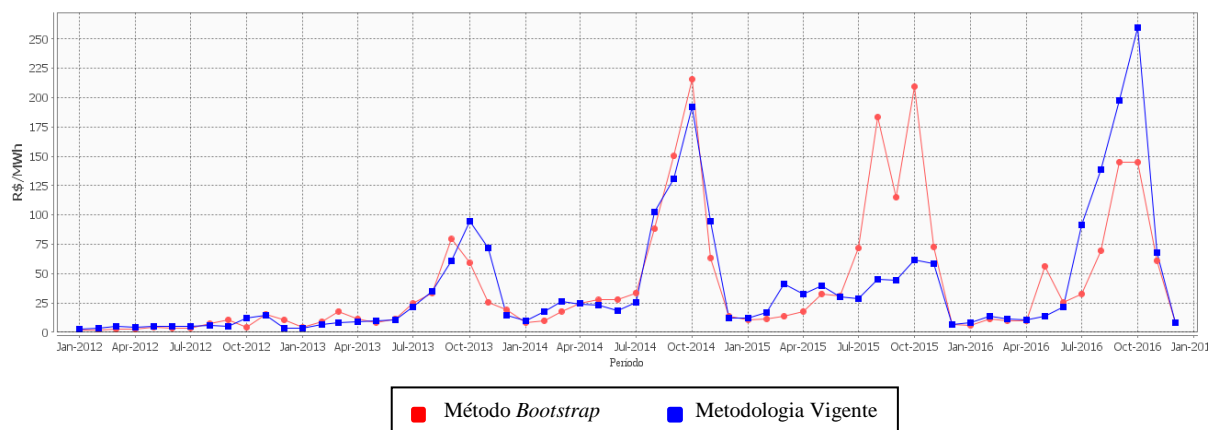
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.37 – Custo Marginal de Operação do Subsistema Sul- Sem Reamostragem.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.38 – Custo Marginal de Operação do Subsystema Nordeste- Sem Reamostragem.

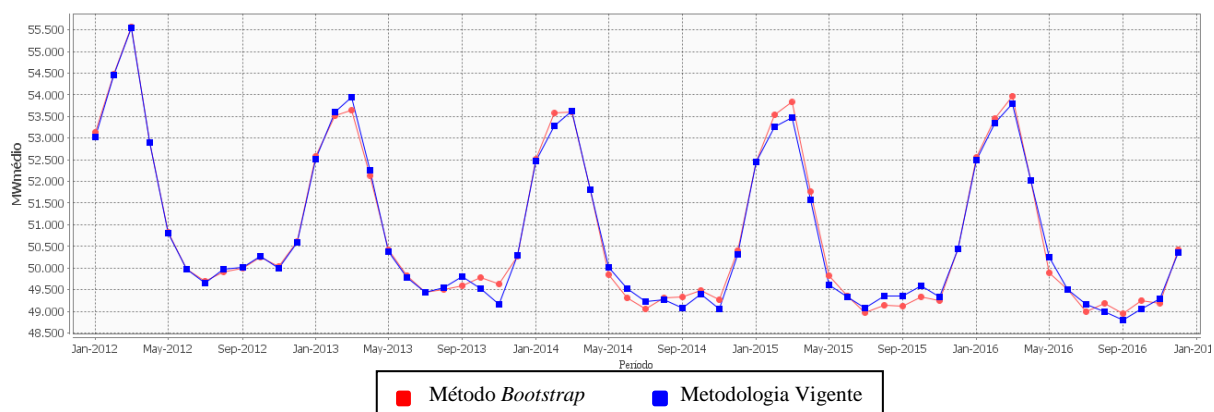


Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.39 – Custo Marginal de Operação do Subsystema Norte- Sem Reamostragem.

A Figura 6.40 apresenta a comparação entre a dinâmica da curva referente à geração hidráulica total do SEB ao longo de todo período de operação para ambas as metodologias. Pode-se verificar que ambas as metodologias possuem comportamentos bem parecidos,

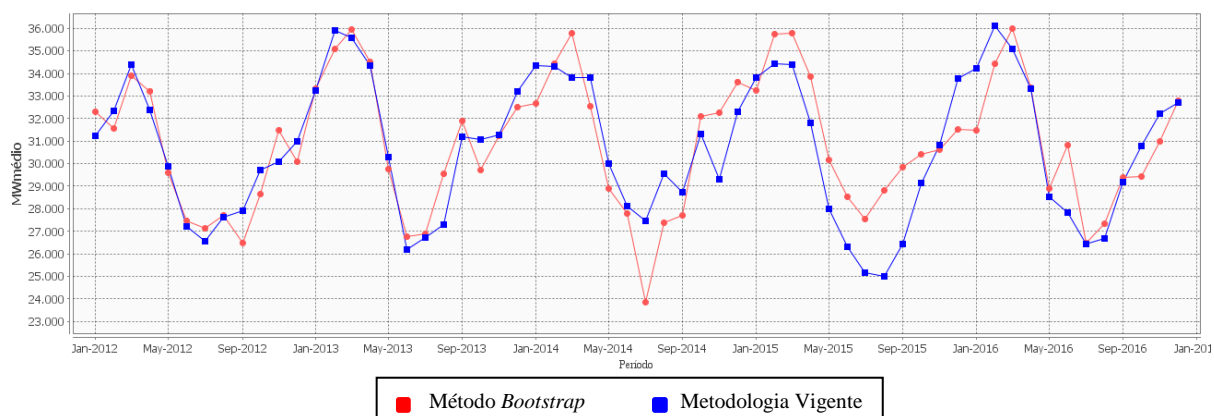
porém, de maneira geral, a geração hidráulica é ligeiramente maior nos períodos úmidos e secos para metodologia *bootstrap*.



Fonte: Elaboração Própria.

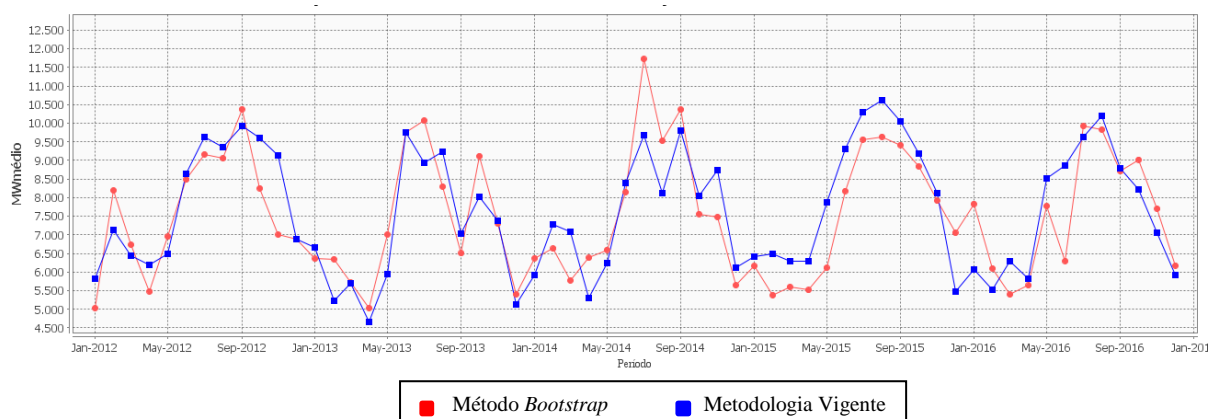
Figura 6.40 – Geração Hidráulica Total do Sistema Elétrico Brasileiro - Sem Reamostragem.

Da Figura 6.41 à Figura 6.44 observa-se a geração hidráulica total referente aos quatro subsistemas ao longo de todo período de operação.



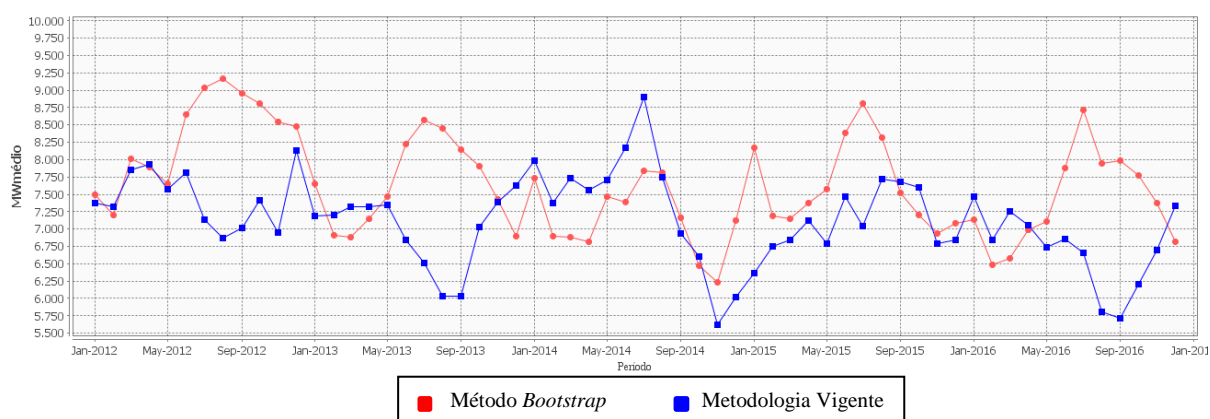
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.41 – Geração Hidráulica do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Sem Reamostragem.



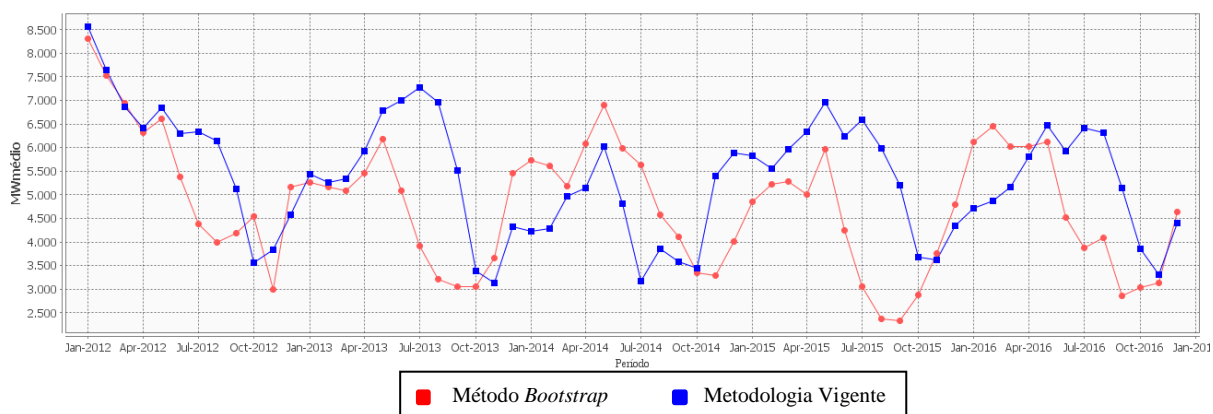
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.42 – Geração Hidráulica do Subsistema Sul - Sem Reamostragem.



Fonte: Elaboração Própria.

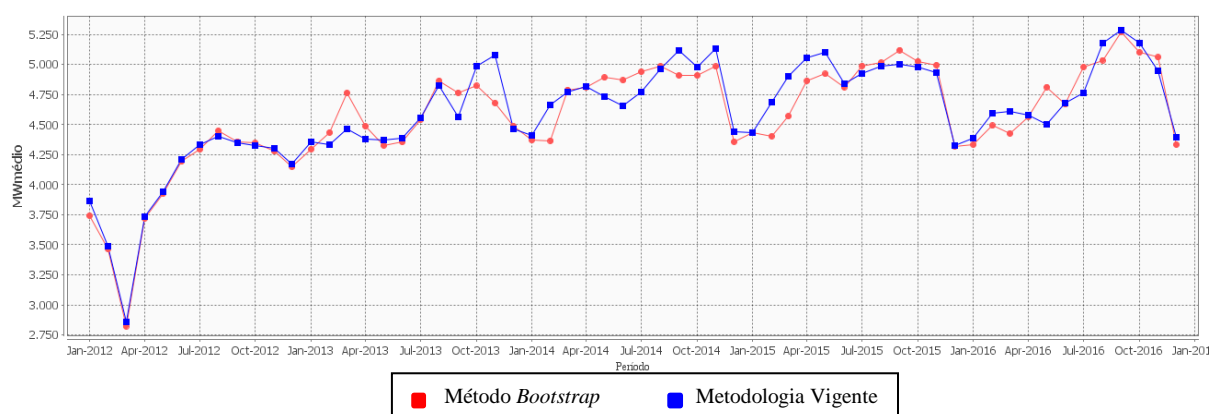
Figura 6.43 – Geração Hidráulica do Subsistema Nordeste - Sem Reamostragem.



Fonte: Elaboração Própria.

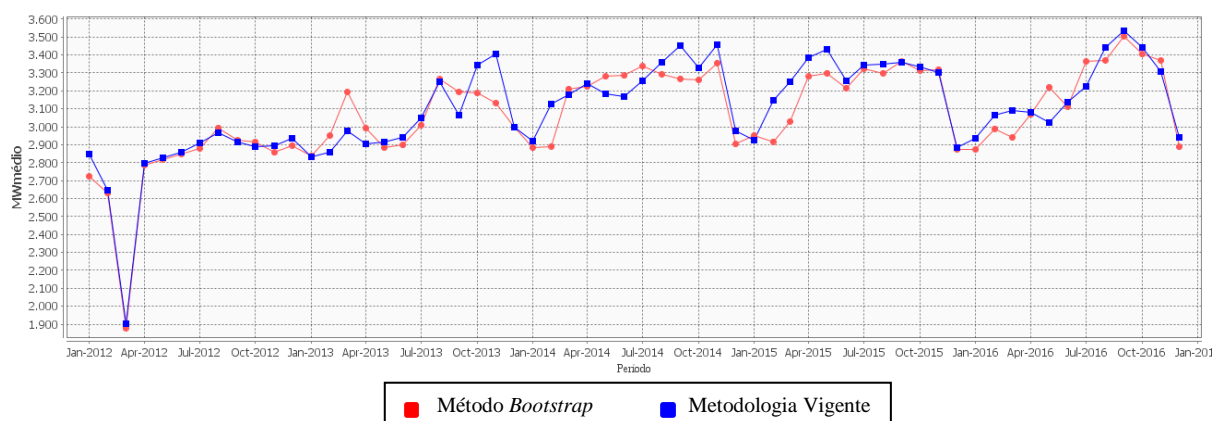
Figura 6.44 – Geração Hidráulica do Subsistema Norte - Sem Reamostragem.

A geração térmica total do SEB está representada na Figura 6.45, na qual se observa valores bem baixos no início do período de planejamento. Analisando a dinâmica das curvas de geração térmica verifica-se comportamentos bem parecidos para todos os subsistemas, vide, a Figura 6.46 à Figura 6.49, com exceção do subsistema Norte, Figura 6.49. O subsistema Norte apresenta comportamento completamente diferente em relação aos demais subsistemas, porém com uma complementação térmica pequena em relação aos demais. Em relação aos modelos em análise, para geração térmica total do sistema, pode-se verificar que, de maneira geral, ambos os modelos apresentam trajetórias parecidas. Entretanto, o modelo *bootstrap* apresenta, ao longo do período de planejamento, um nível de geração térmica inferior ao modelo vigente.



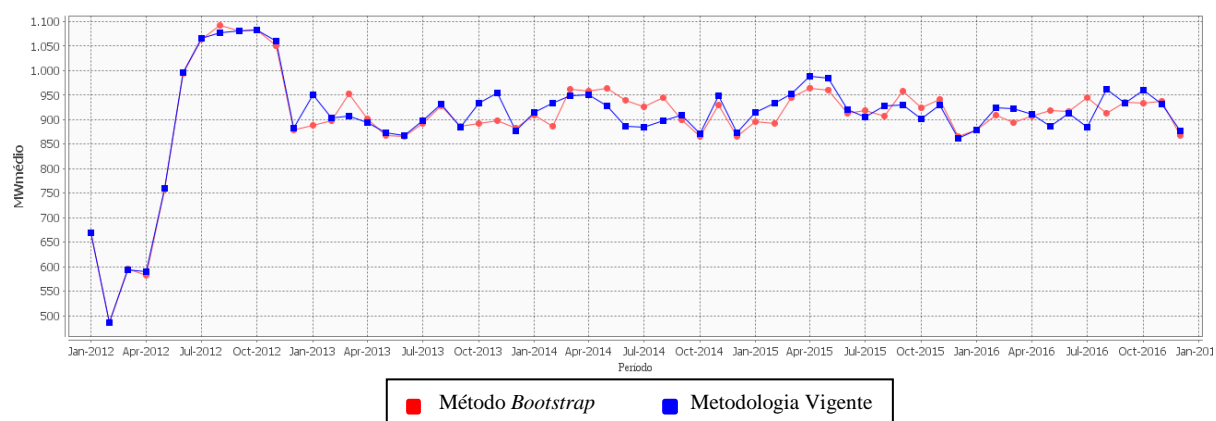
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.45 – Geração Térmica Total do Sistema Elétrico Brasileiro - Sem Reamostragem.



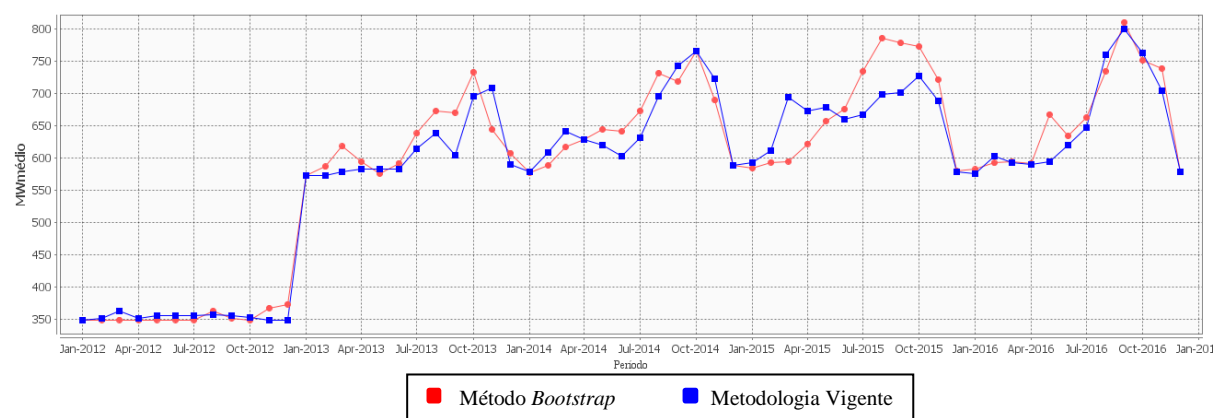
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.46 – Geração Térmica do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Sem Reamostragem.



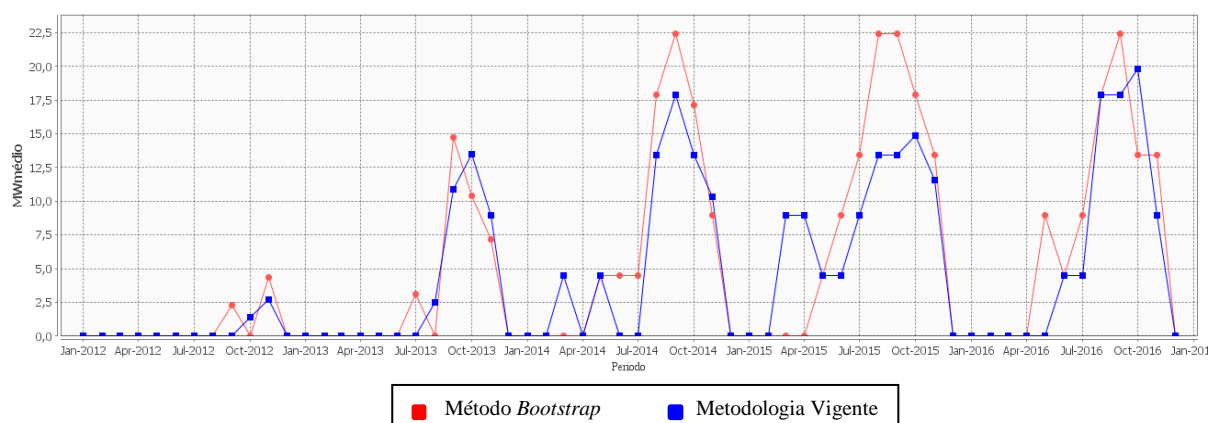
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.47 – Geração Térmica do Subsistema Sul - Sem Reamostragem.



Fonte: Elaboração Própria.

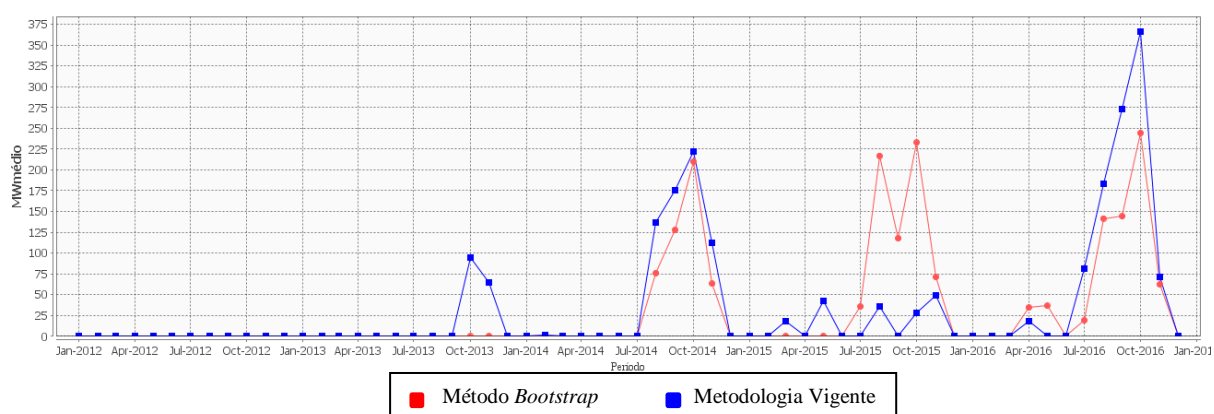
Figura 6.48 – Geração Térmica do Subsistema Nordeste - Sem Reamostragem.



Fonte: Elaboração Própria.

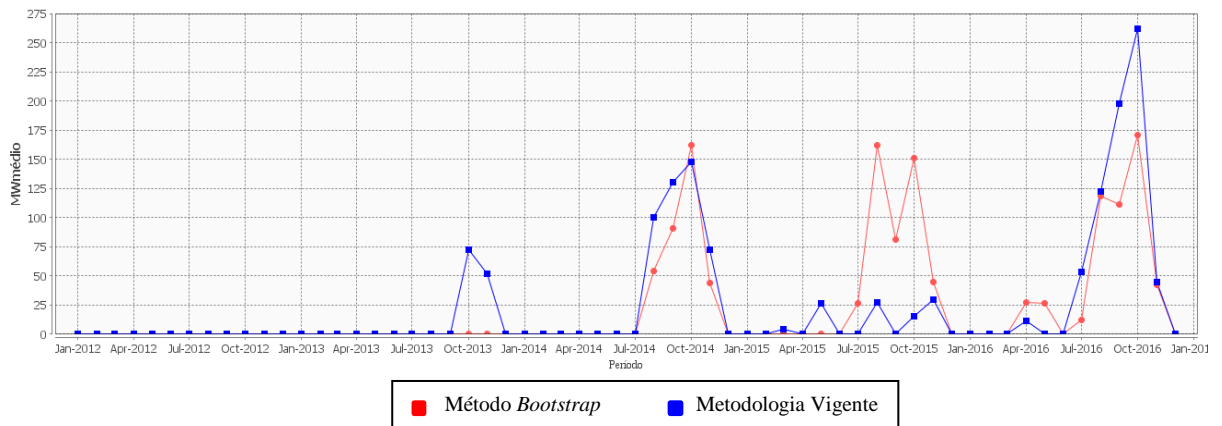
Figura 6.49 – Geração Térmica do Subsistema Norte - Sem Reamostragem.

A seguir são apresentados os gráficos referentes aos eventuais déficits de energia, ao longo do período de operação, para o SEB (Figura 6.50) e para os quatro subsistemas existentes, vide Figura 6.51 à Figura 6.54. Diante dos resultados, verifica-se que a metodologia vigente, de maneira geral, apresenta valores de déficits mais severos e mais frequentes, quando comparados com os obtidos via *bootstrap*.



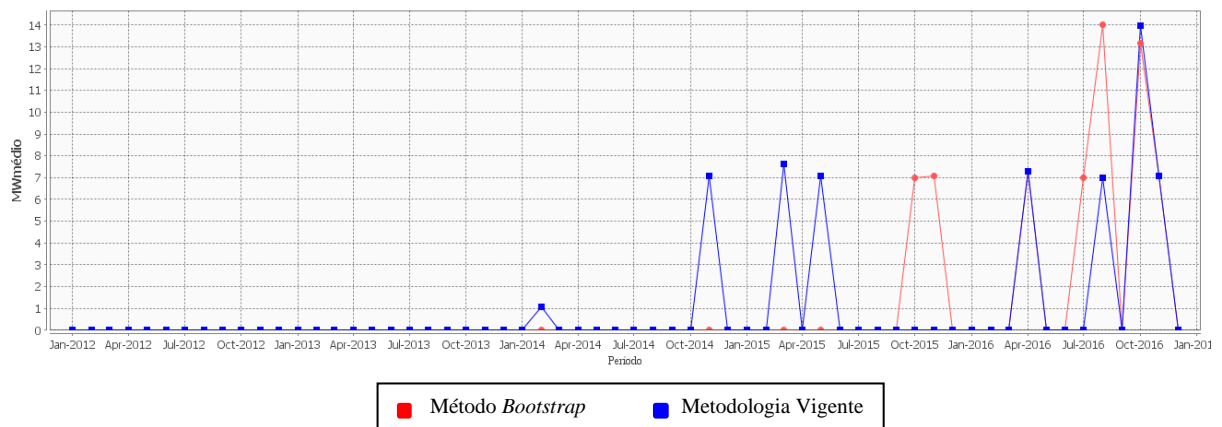
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.50– Déficit Total de Operação do Sistema Elétrico Brasileiro - Sem Reamostragem.



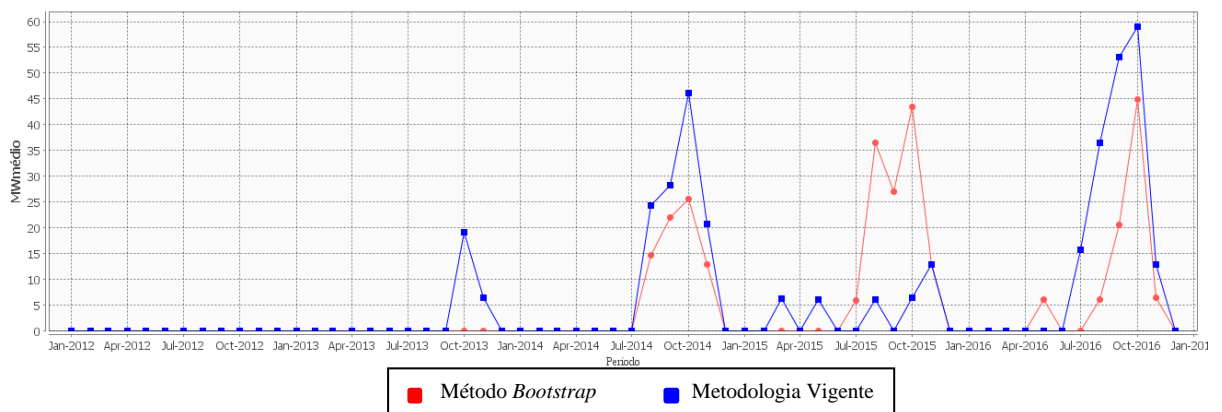
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.51 – Déficit do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Sem Reamostragem.



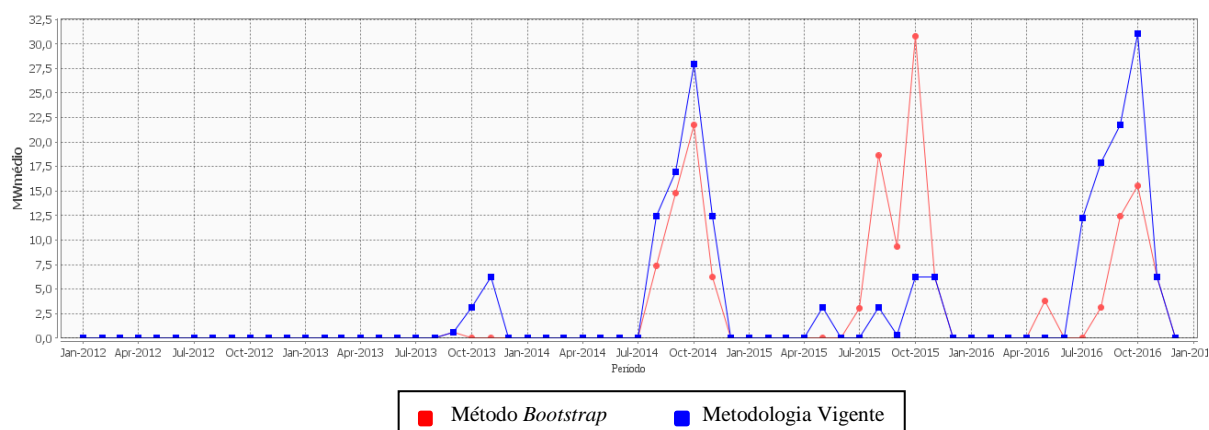
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.52 – Déficit do Subsistema Sul - Sem Reamostragem.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.53 – Déficit do Subsistema Nordeste - Sem Reamostragem.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.54 – Déficit do Subsistema Norte - Sem Reamostragem.

A Figura 6.55 à Figura 6.59 mostra os resultados obtidos de energia armazenada final para o SEB e para os quatro subsistemas que o compõe. Diante dos resultados obtidos pode-se verificar que ambas as metodologias possuem maior valor de energia armazenada no final do período úmido e valores mais baixos no final do período seco. Olhando para o sistema como um todo, Figura 6.55, percebe-se que ambos os modelos possuem um certo grau de aderência, porém a metodologia vigente tende a iniciar o período seco com um pouco mais de energia armazenada do que o método *bootstrap*. Entretanto, ao longo de todo período, verifica-se uma menor energia total armazenada pelo método *bootstrap*. Em relação aos quatro subsistemas, percebe-se que apesar de ambos os modelos saírem praticamente do mesmo ponto de energia armazenada final em janeiro de 2012, com exceção para o subsistema Sul, o método *bootstrap* apresenta no final do período de operação um volume de energia armazenada final um pouco menor para todos os subsistemas, com exceção do subsistema Norte e Sul.

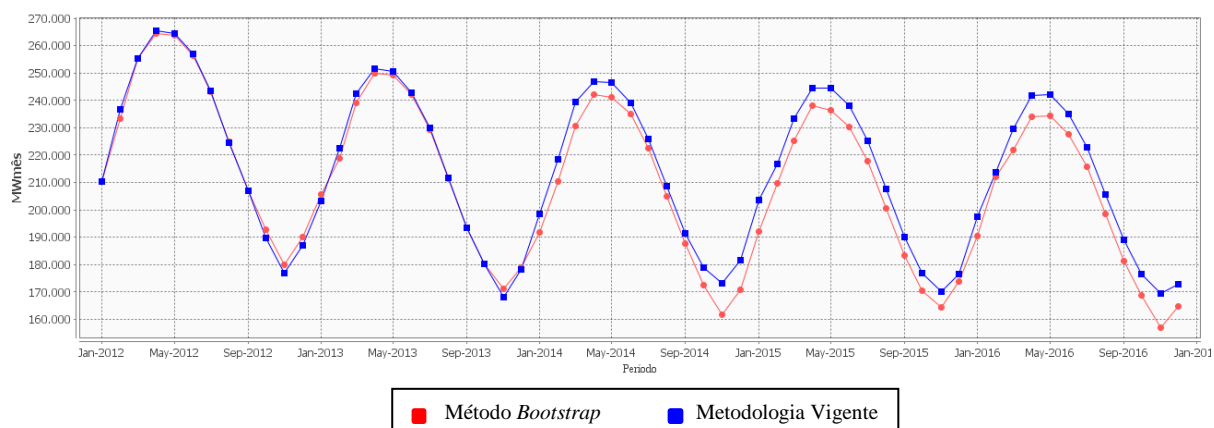


Figura 6.55 – Energia Armazenada Final Total SEB - Sem Reamostragem.

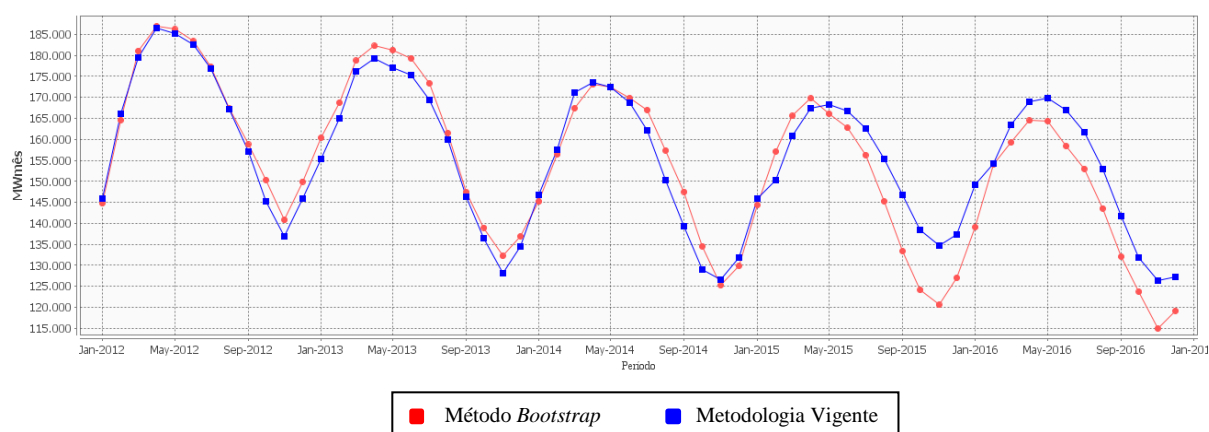


Figura 6.56 – Energia Armazenada Final Subsistema do Sudeste/Centro-Oeste - Sem Reamostragem.

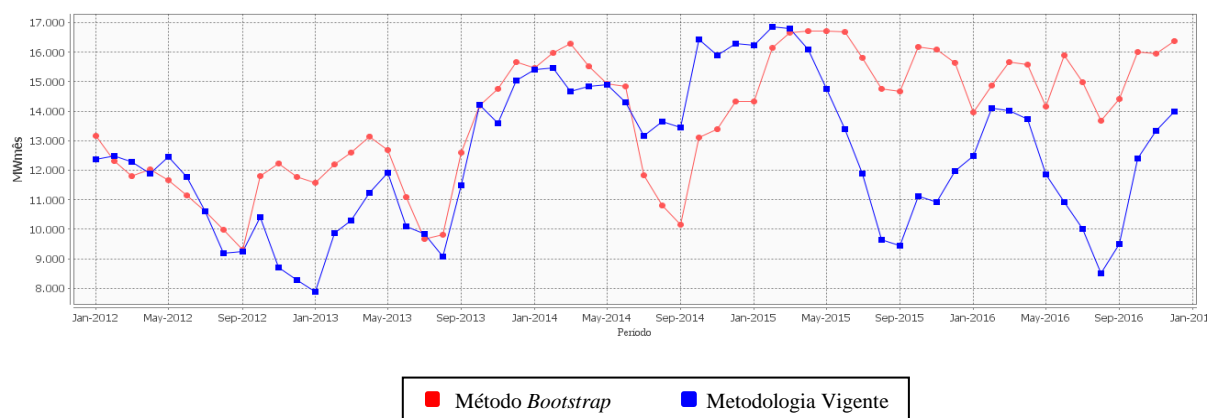
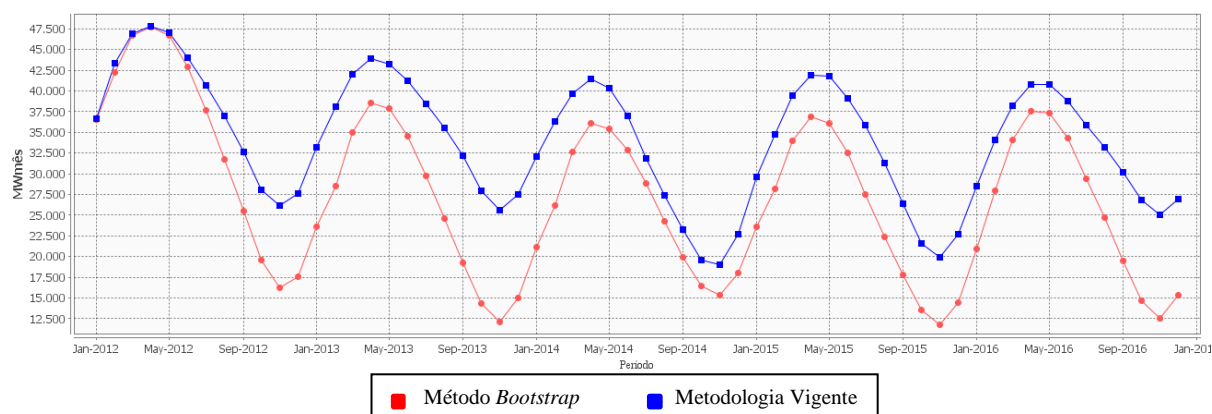
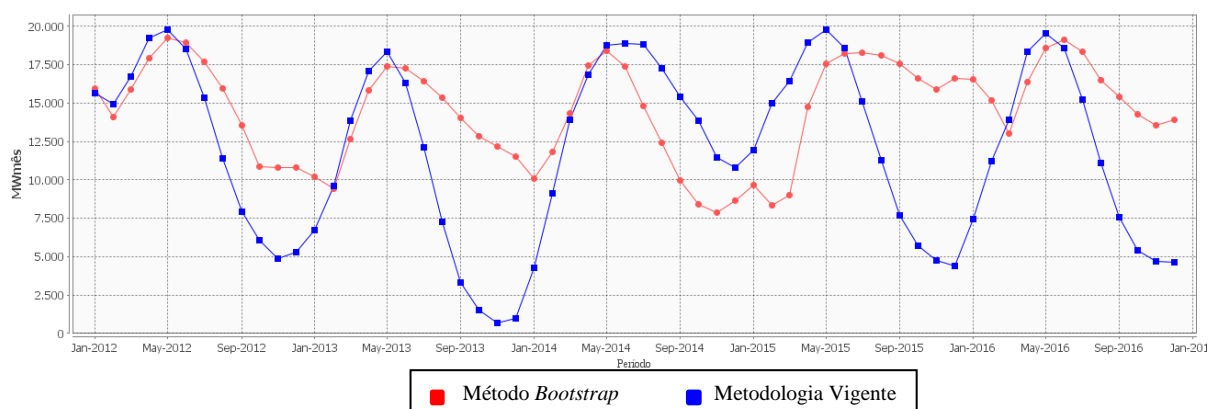


Figura 6.57 – Energia Armazenada Final do Subsistema Sul - Sem Reamostragem.



Fonte: Elaboração Própria.

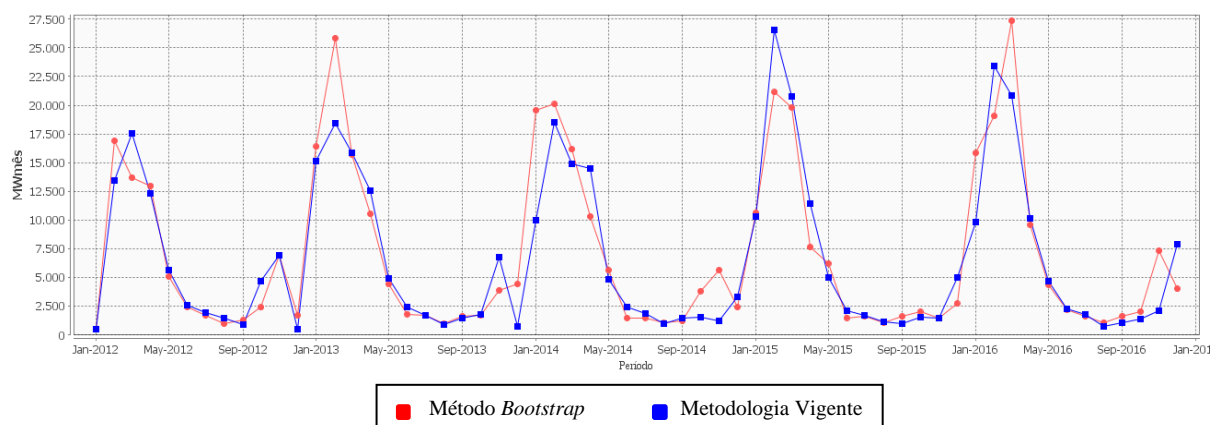
Figura 6.58 – Energia Armazenada Final do Subsistema Nordeste - Sem Reamostragem.



Fonte: Elaboração Própria.

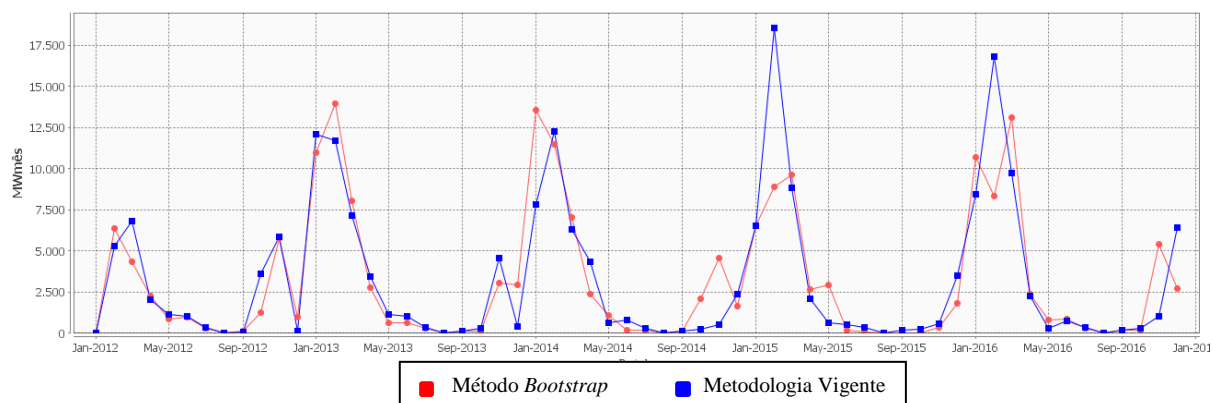
Figura 6.59 – Energia Armazenada Final do Subsistema Norte - Sem Reamostragem.

Os resultados referentes à energia vertida total, para o SEB e para os quatro subsistemas que o compõe, são apresentadas na Figura 6.60 à Figura 6.64. Pode-se verificar como era de se esperar, que há um maior vertimento nos períodos úmidos e baixos volumes vertidos nos períodos secos. A exceção é o subsistema Sul que apresenta um comportamento bem diferente em relação aos demais subsistemas. Em relação às metodologias em análise, de maneira geral, observa-se que a metodologia *bootstrap* apresenta solução com maior nível de vertimento, sendo este impulsionado pelo subsistema Norte.



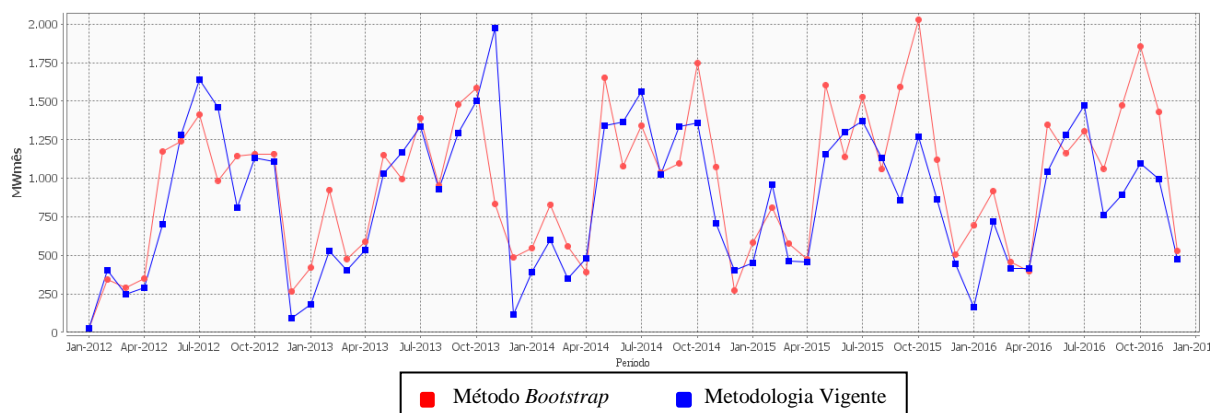
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.60 – Energia Vertida Total do Sistema Elétrico Brasileiro - Sem Reamostragem.



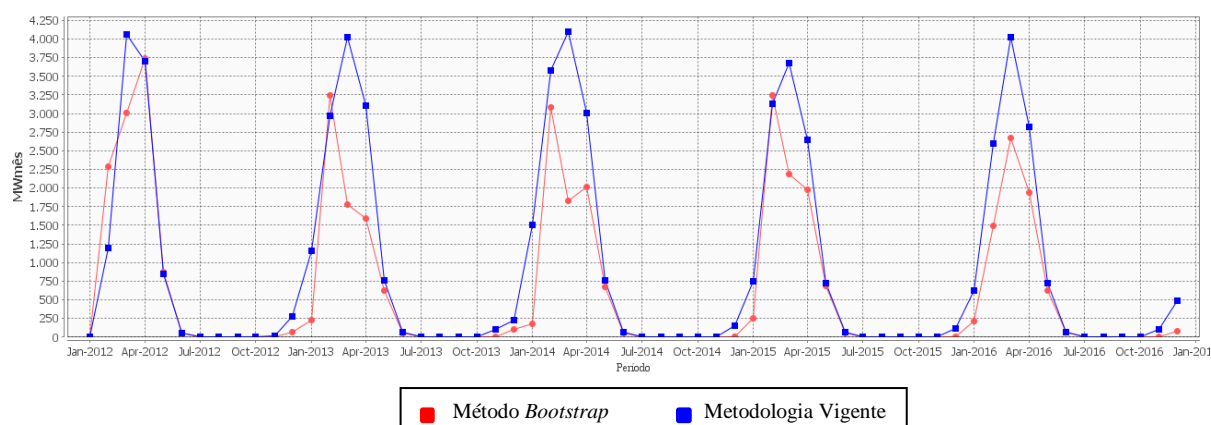
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.61 – Energia Vertida Total Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Sem Reamostragem.



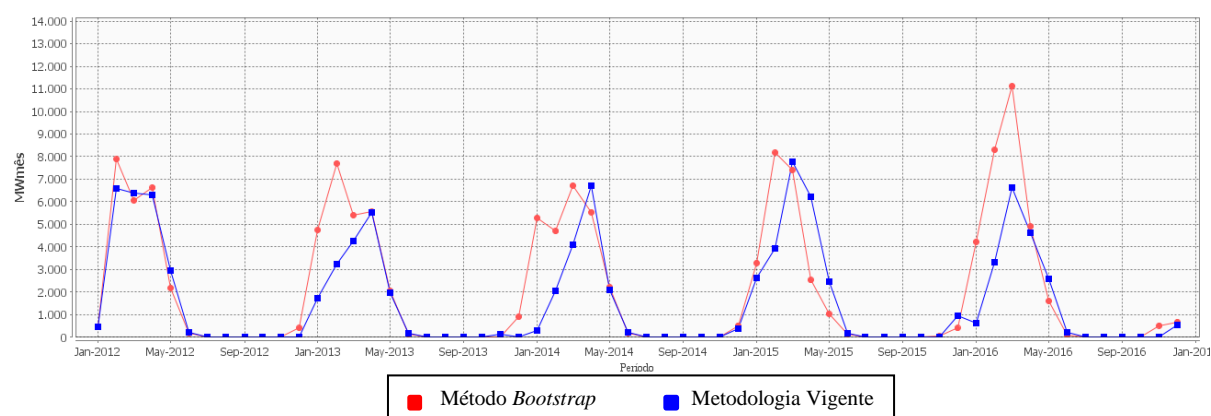
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.62 – Energia Vertida Total Subsistema Sul - Sem Reamostragem.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.63 – Energia Vertida Total Subsistema Nordeste - Sem Reamostragem.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.64 – Energia Vertida Total Subsistema Norte - Sem Reamostragem.

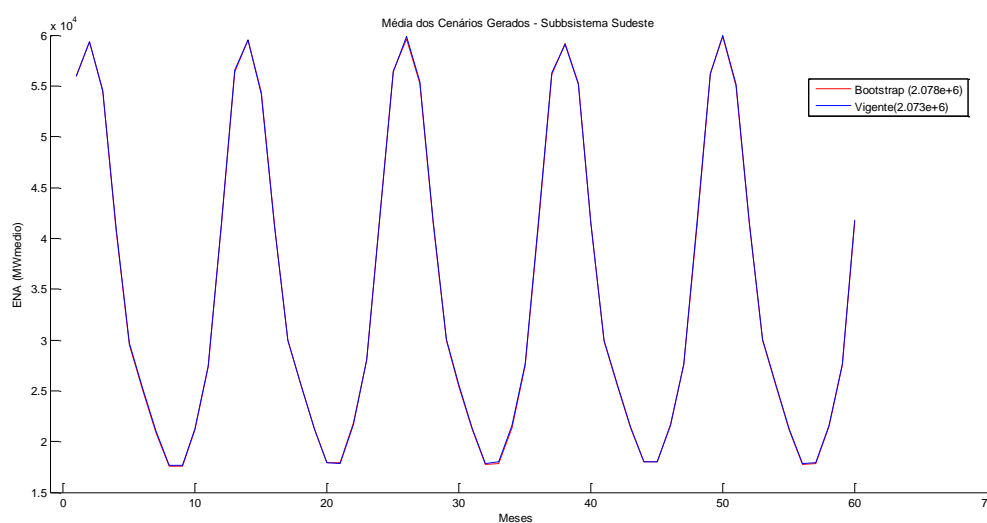
A Tabela 6.13 apresenta um quadro comparativo, composto pelas principais variáveis do problema, para o SEB durante todo o período de planejamento (cinco anos), considerando os resultados obtidos pela simulação: (a) metodologia vigente; (b) método *bootstrap*. Destaca-se que em ambas as simulações a convergência foi obtida na sexta iteração.

Tabela 6.13 – Comparação entre método vigente e *bootstrap* sem reamostragem – SEB.

	Custo Total (R\$)	Geração Hidráulica (MWmédio)	Geração Térmica (MWmédio)	Déficit (MWmédio)	Energia Armazenada (MW)	Energia Vertida (MW)
(a)	24.6e+9	3.048.346.043	275.485.202	1.972.901	12.863.605.770	401.382.194
(b)	23.8e+9	3.049.667.503	274.304.164	1.832.723	12.610.085.172	418.425.020

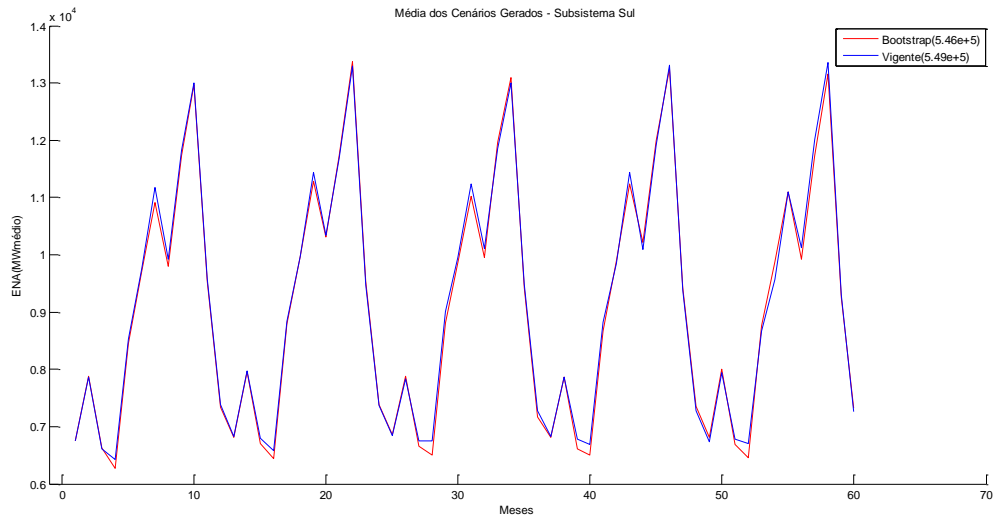
Fonte: Elaboração Própria.

Diante da Tabela 6.13 percebe-se que a simulação considerando o método *bootstrap* apresentou uma solução mais econômica do que a obtida pela metodologia vigente. Pode-se justificar este resultado quando comparamos os valores médio das 2000 ENAs geradas para os quatro subsistemas pela metodologia vigente e *bootstrap*, vide Figura 6.65 à Figura 6.68. Examinando os gráficos comparativos de médias verifica-se que, com exceção do subsistema Sul, em média as séries geradas via *bootstrap* são um pouco mais úmidas que as séries geradas pelo método vigente. Destacam-se, nas legendas dos gráficos, as informações referentes aos valores médios acumulados das ENAs durante os sessenta meses de operação por cada uma das metodologias em análise (vigente e *bootstrap*).



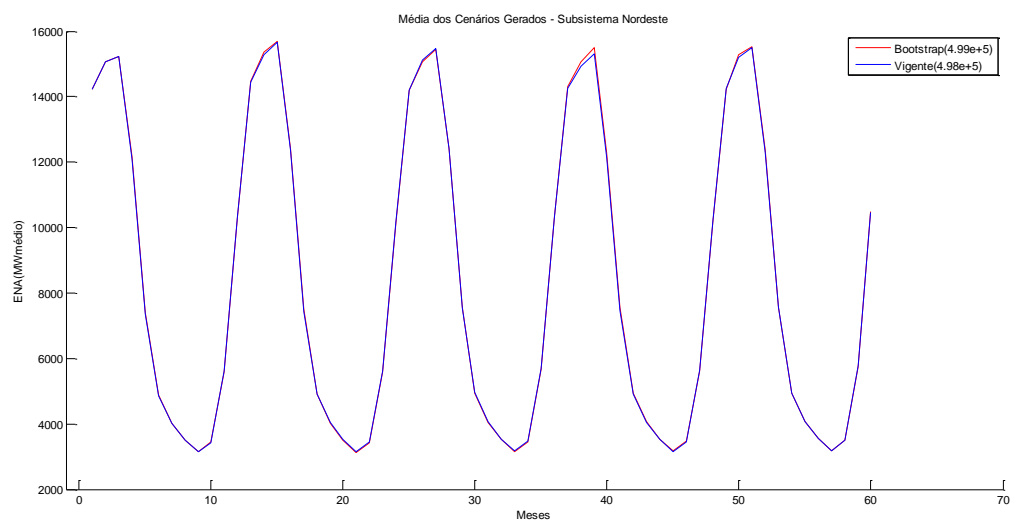
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.65 – Média dos 2000 cenários gerados - Subsistema Sudeste/Centro-Oeste.



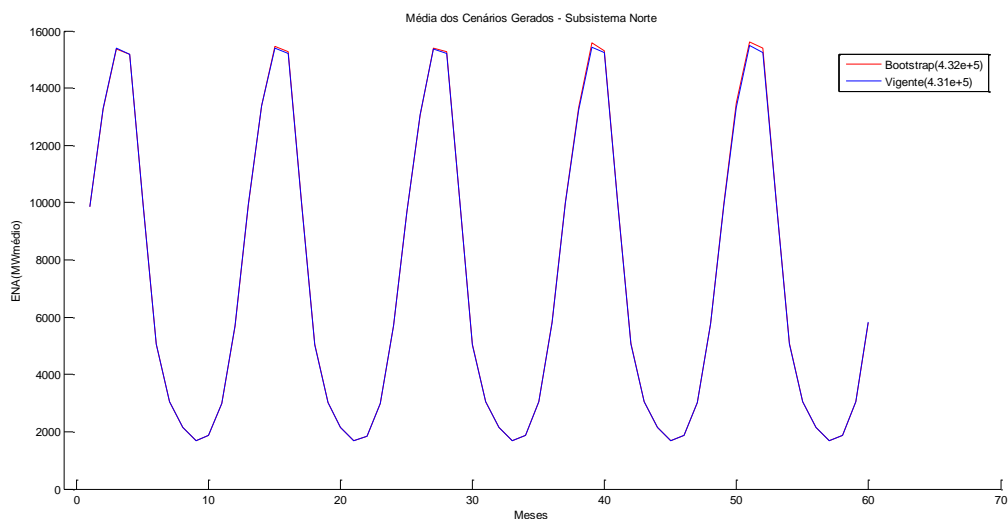
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.66 – Média dos 2000 cenários gerados - Subsistema Sul.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.67 – Média dos 2000 cenários gerados- Subsistema Nordeste.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.68 – Média dos 2000 cenários gerados- Subsistema Norte.

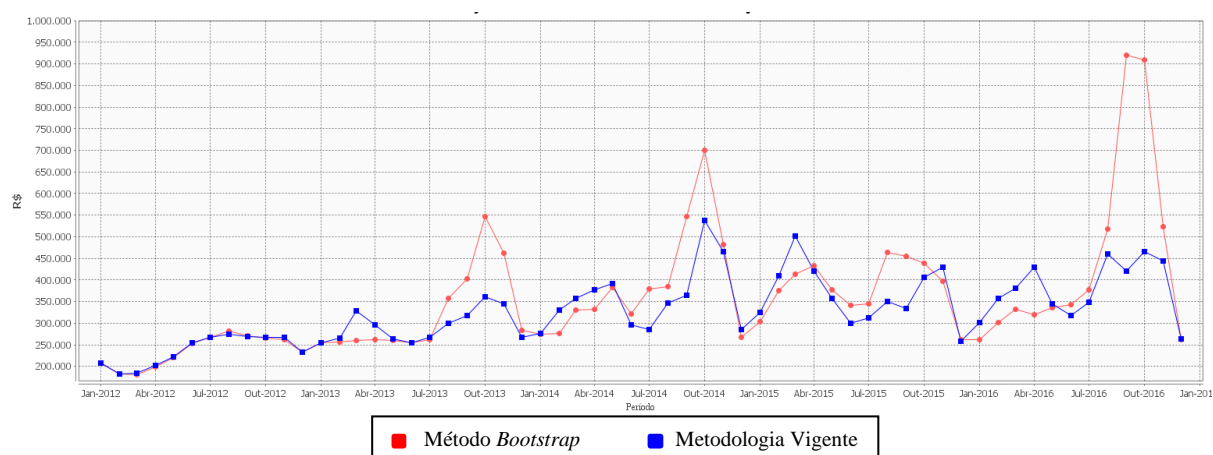
6.4.2. Estudo da Simulação Com Reamostragem

Após analisados os resultados da simulação do planejamento da operação sem reamostragem serão apresentados os resultados da simulação com reamostragem (Caso 2), conforme os dados de simulação descritos na Tabela 6.14. Destaca-se que como a convergência aqui não possui método bem definido devido às oscilações que a reamostragem ocasiona no cálculo de Z_{sup} e Z_{inf} , optou-se, dentro dos possíveis critérios que podem ser adotados para a parada do processo com reamostragem (SHAPIRO, 2011), em utilizar como critério de convergência o número máximo de cem iterações.

Tabela 6.14 – Dados da Simulação com Reamostragem (Caso 2)

Caso com reamostragem	--
Número de sequências Forwards	20
Número de aberturas	20
Número de Iterações	100
Número de Cortes	2000
Tempo de Processamento	2h13min17seg

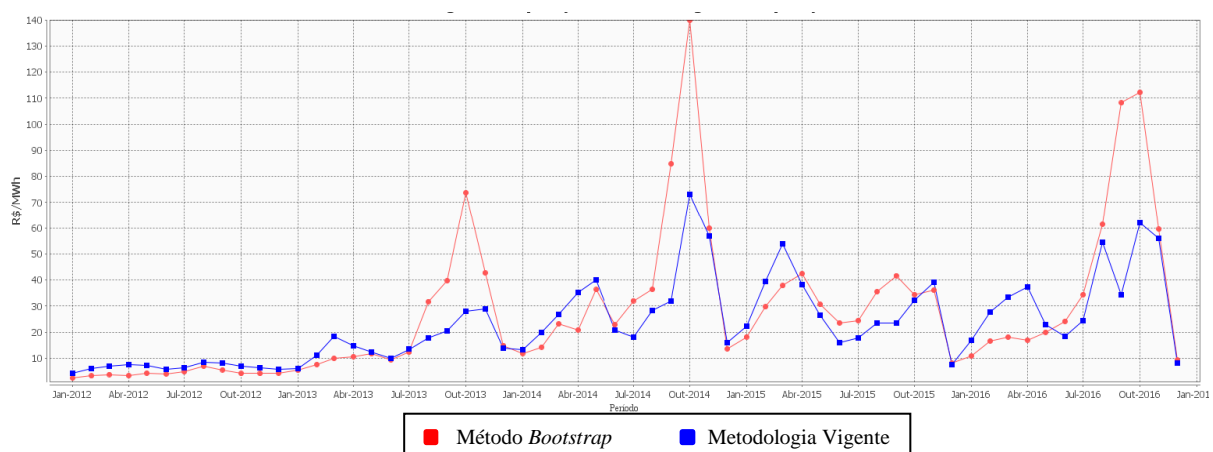
Com relação ao custo total da operação do SEB, exposto na Figura 6.69, observa-se que pelo método bootstrap nos meses mais secos, o custo foi bem superior ao encontrado pela metodologia vigente. Enquanto que, nos meses mais úmidos, o programa homologado do setor obteve valor um pouco mais elevado.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.69 – Custo Total de Operação do SEB - Com Reamostragem.

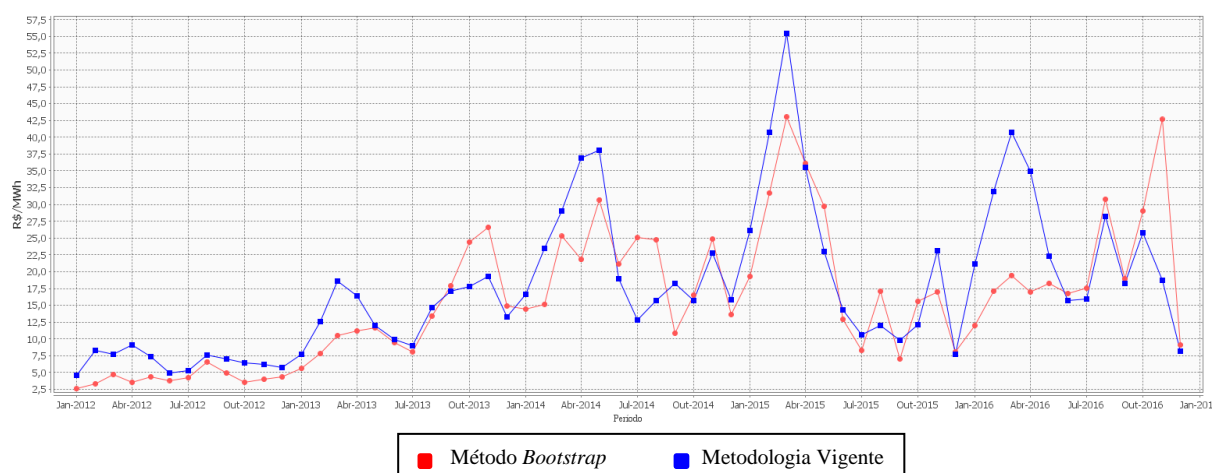
O comportamento do custo marginal de operação subsistema Sudeste/Centro-Oeste, Figura 6.70, é bem semelhante ao custo total do SEB (Figura 6.69), uma vez que a maior demanda de energia elétrica está concentrada da região Sudeste/Centro-Oeste.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.70 – Custo Marginal de Operação do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Com Reamostragem.

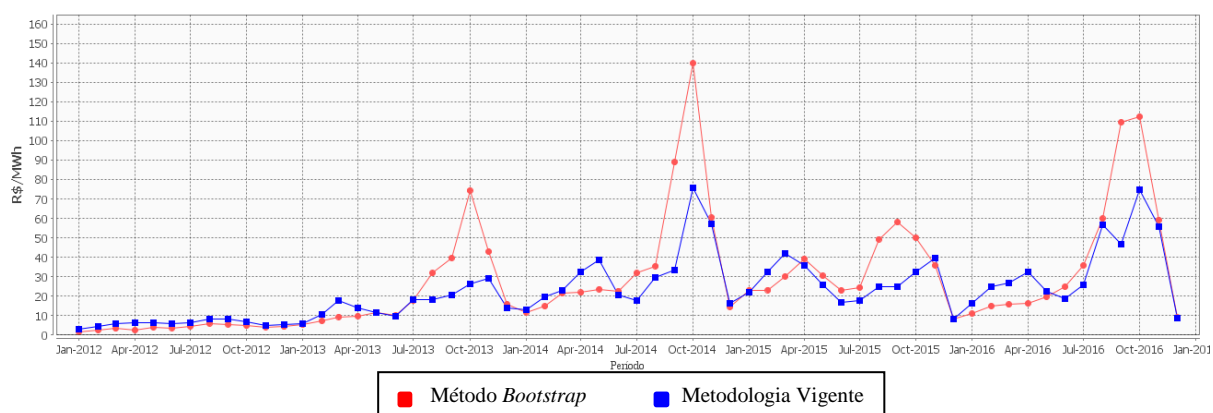
O método *bootstrap* gerou um custo marginal de operação no subsistema Sul bem inferior do que a metodologia vigente, conforme Figura 6.71.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.71 – Custo Marginal de Operação do Subsistema Sul - Com Reamostragem.

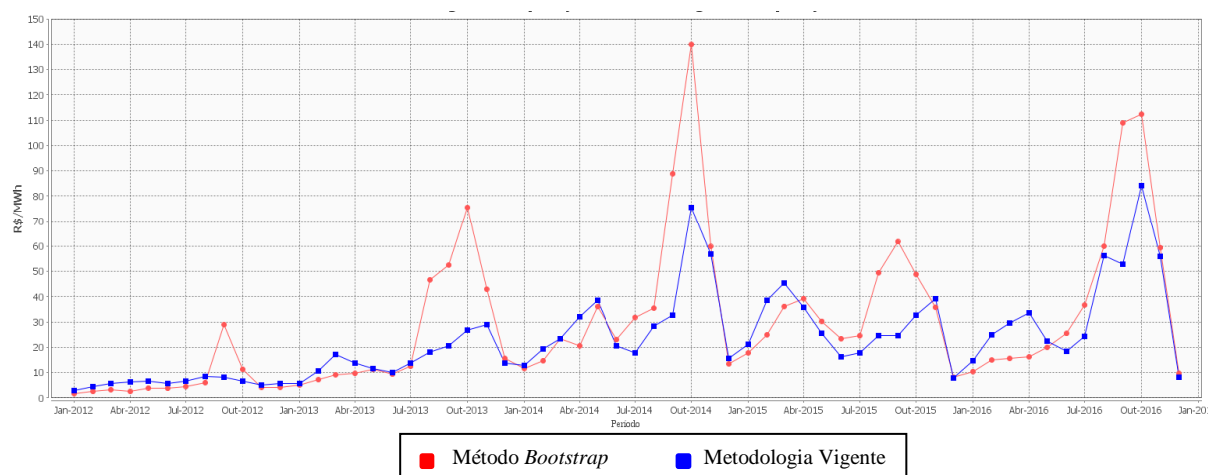
No subsistema Nordeste, o custo marginal de operação apresentou-se superior em todos os meses secos a partir do ano de 2013 pela técnica *bootstrap*, como pode ser observado na Figura 6.72.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.72 – Custo Marginal de Operação do Subsistema Nordeste - Com Reamostragem.

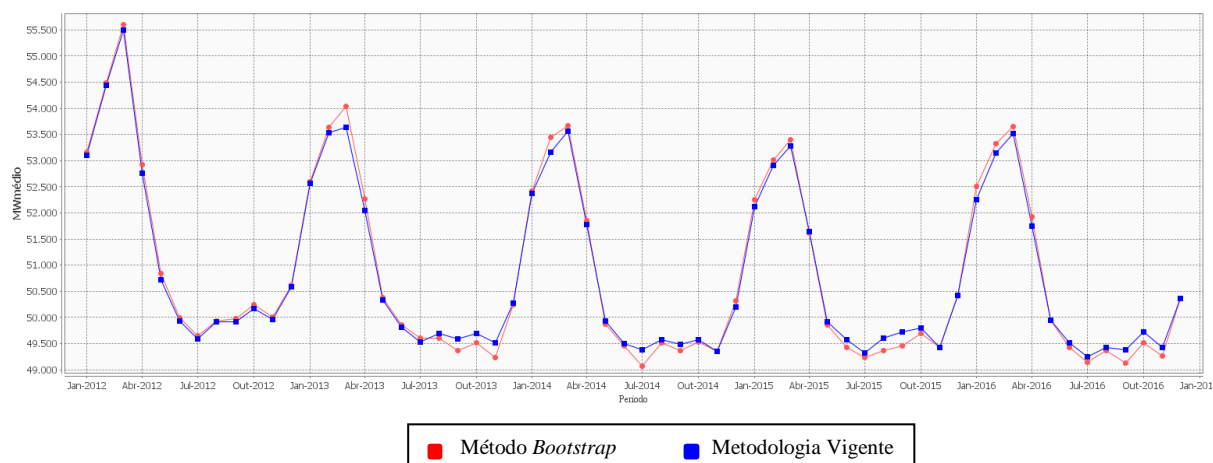
Pela Figura 6.73 observa-se que no subsistema Norte o custo marginal de operação também foi mais alto nos períodos secos pelo método *bootstrap*, para os cinco anos em que foram feitos o planejamento da operação dos sistemas hidrotérmicos.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.73 – Custo Marginal de Operação do Subsistema Norte - Com Reamostragem.

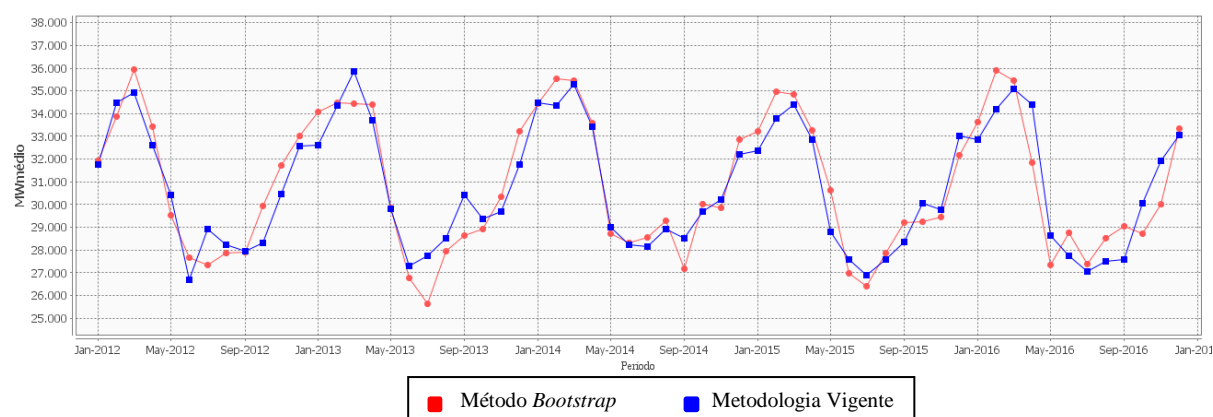
Os reflexos dos custos de operação podem ser observados nas quantidades de energia geradas pelas usinas hidrelétricas e pelas térmicas. Quando o custo de operação total do sistema elétrico é alto, período seco, nota-se uma geração hidrelétrica menor, principalmente a partir de 2013 pela técnica *bootstrap*, Figura 6.74 Nos meses de fevereiro e março de 2013, por exemplo, meses considerados úmidos, a geração hidráulica foi superior pelo método *bootstrap* do que pela metodologia vigente.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.74 – Geração Hidráulica Total do Sistema Elétrico Brasileiro - Com Reamostragem.

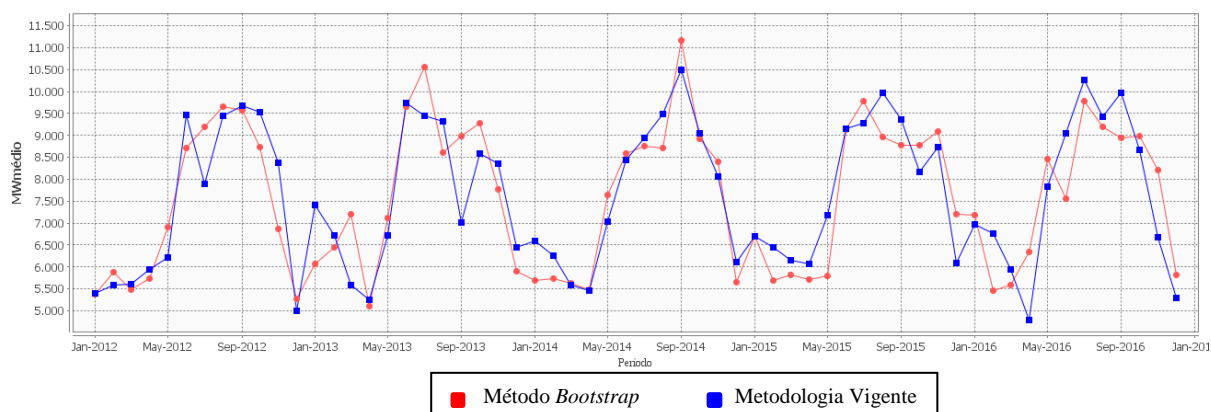
Na geração hidráulica total do SEB, apesar do *bootstrap* demonstrar um comportamento um pouco mais conservador, as trajetórias traçadas pelas duas metodologias são bem semelhantes. Este fato não ocorre ao observar o subsistema Sudeste/Centro-Oeste, o qual possui alguns valores bastante distintos ao se comparar as duas metodologias, Figura 6.75.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.75 – Geração Hidráulica do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Com Reamostragem.

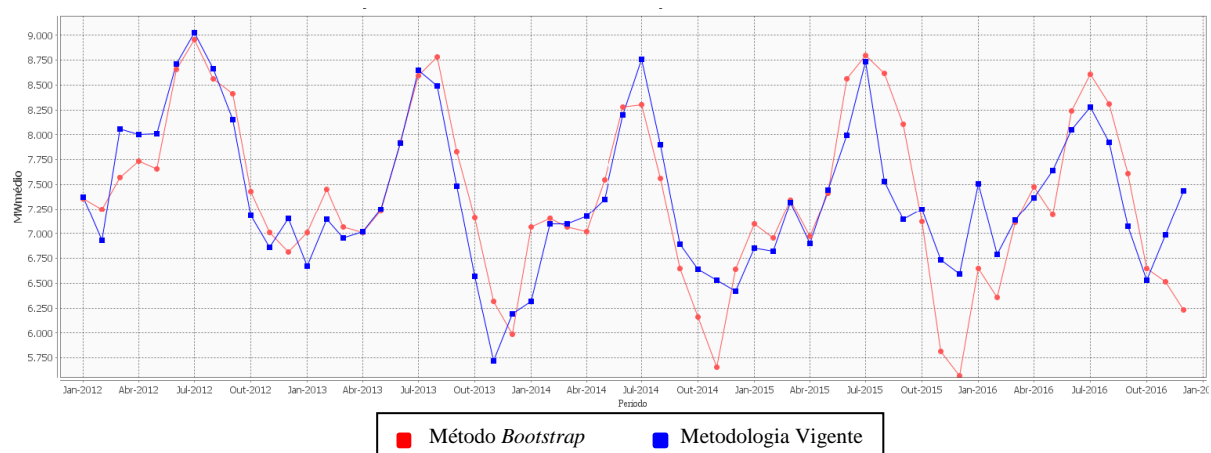
Apesar da geração hidráulica respeitar um ciclo hidrológico, o que se observa na Figura 6.76, é um comportamento bastante divergente entre uma metodologia e outra com relação à geração hidráulica do subsistema Sul.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.76 – Geração Hidráulica do Subsistema Sul - Com Reamostragem.

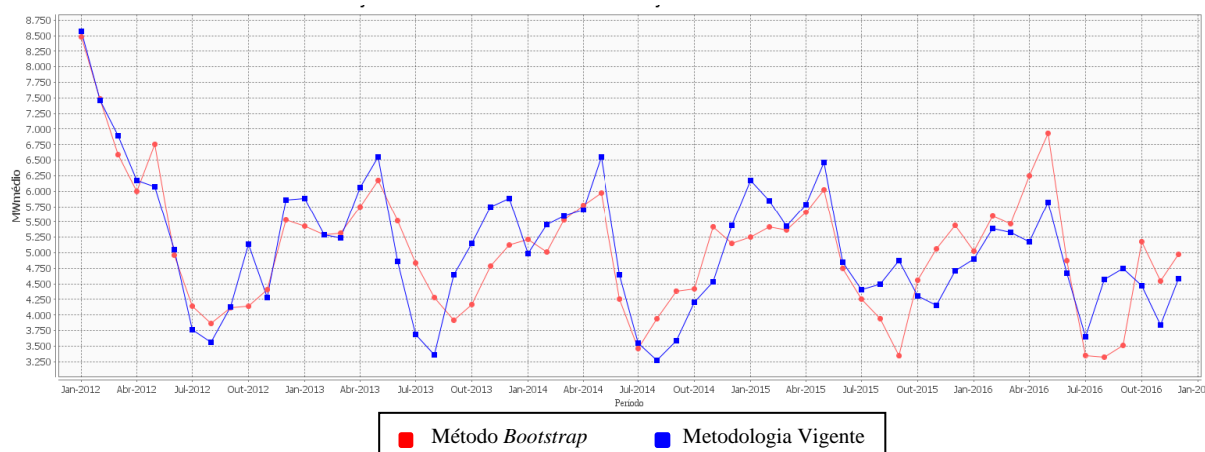
A geração hidráulica no subsistema Nordeste pelo método *bootstrap* foi bem menor do que pela metodologia vigente, principalmente nos meses finais dos anos 2014 e 2015, conforme Figura 6.77.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.77 – Geração Hidráulica do Subsistema Nordeste - Com Reamostragem.

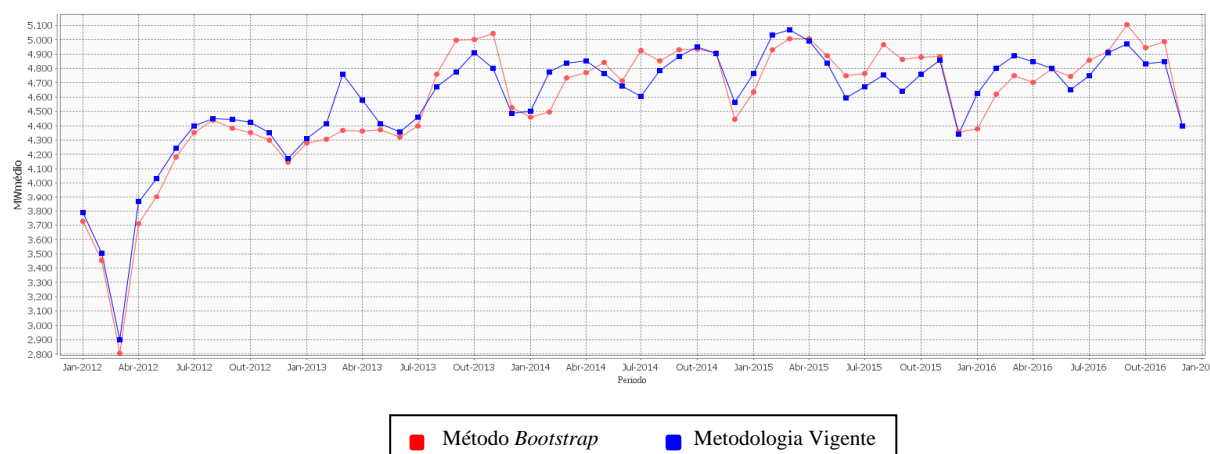
No subsistema Norte, pela Figura 6.78, percebe-se uma geração hidráulica maior para os primeiros anos de planejamento pela metodologia vigente, nos meses secos, e geração hidráulica superior pelo método *bootstrap*, para os anos 2015 e 2016 nestes meses secos.



Fonte: Elaboração Própria.

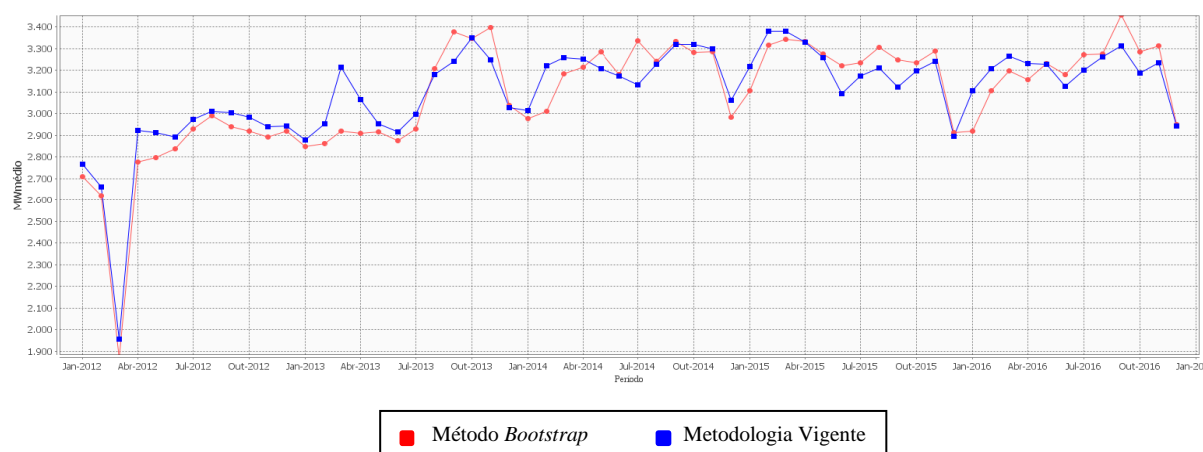
Figura 6.78 – Geração Hidráulica do Subsistema Norte - Com Reamostragem.

A geração térmica total do SEB está representada na Figura 6.79, na qual se observa valores bem baixos no início do período de planejamento (início do ano 2012). Esse comportamento pode ser explicado pela alta geração hidráulica apresentada na Figura 6.74, para este mesmo período, pois as usinas térmicas são complementares à geração hidráulica. Analisando a dinâmica das curvas de geração térmica, verifica-se comportamentos bem parecidos para todos os subsistemas, vide Figura 6.80, Figura 6.81 e Figura 6.82, com exceção do subsistema Norte, Figura 6.83, que apresenta comportamento diferente, porém com uma pequena contribuição térmica ao sistema. Em relação aos modelos em análise, para geração térmica total do sistema, pode-se verificar que o modelo *bootstrap* apresenta um nível de geração térmica inferior à metodologia vigente em quase todo período de planejamento.



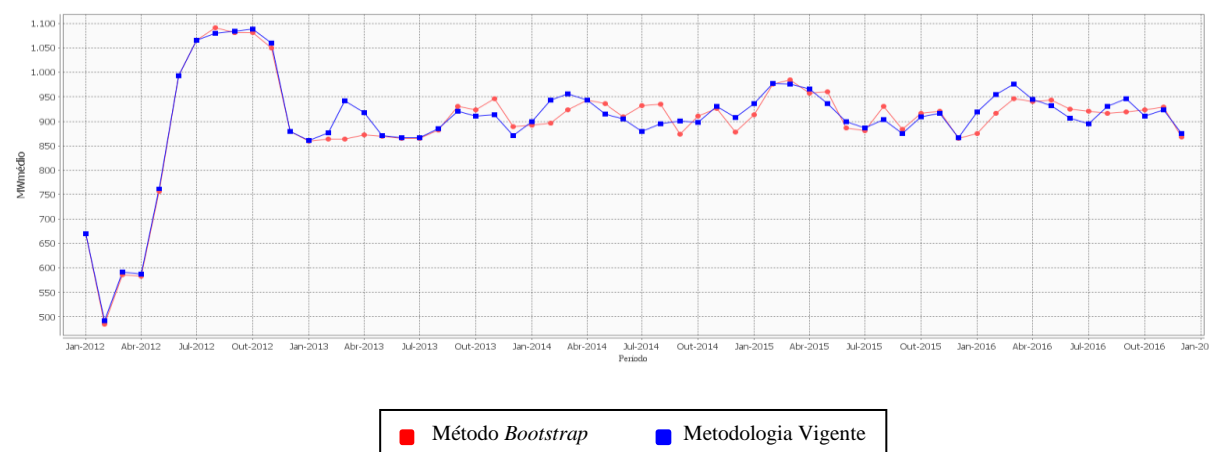
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.79 – Geração Térmica Total do Sistema Elétrico Brasileiro - Com Reamostragem.



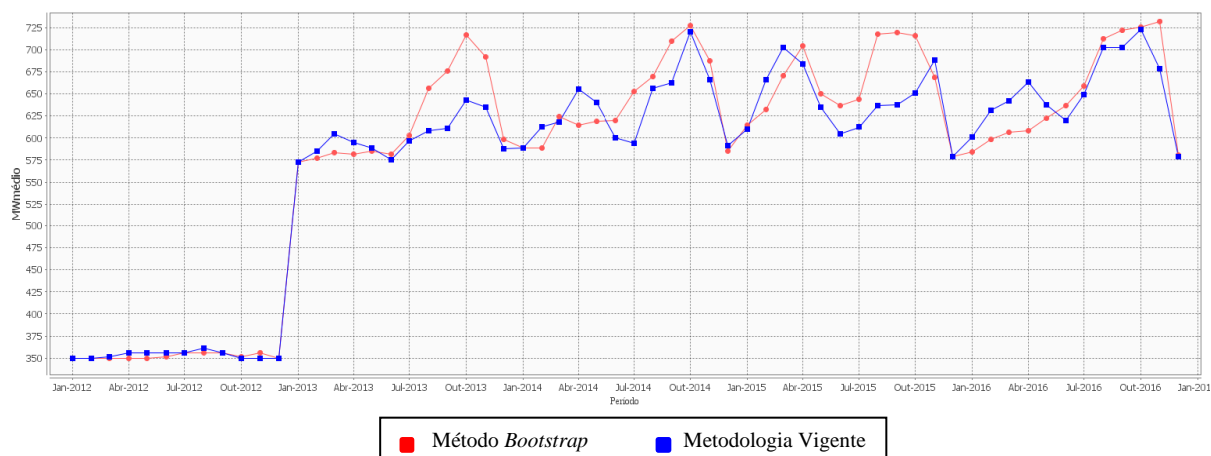
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.80 – Geração Térmica do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Com Reamostragem.



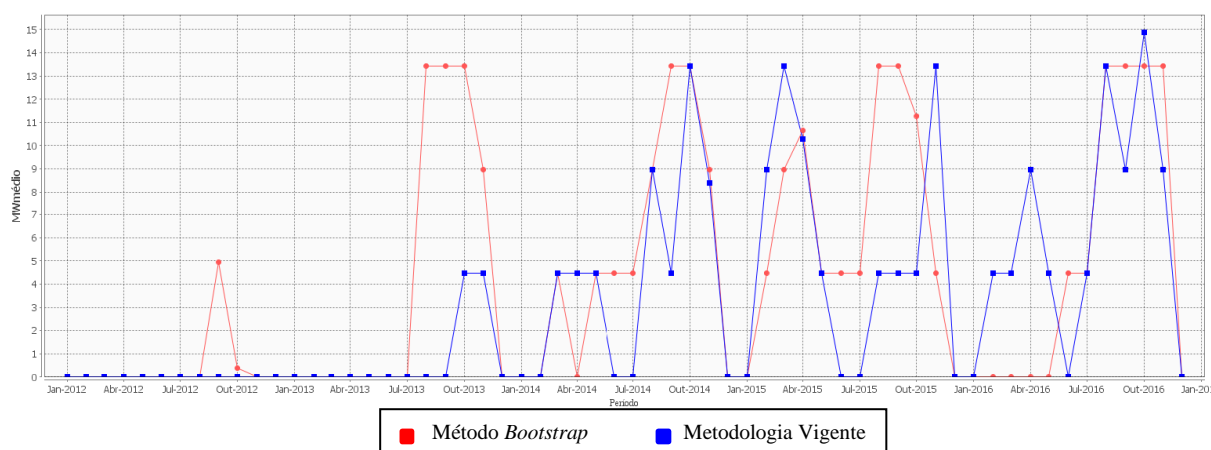
Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.81 – Geração Térmica do Subsistema Sul - Com Reamostragem.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.82 – Geração Térmica do Subsistema Nordeste - Com Reamostragem.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.83 – Geração Térmica do Subsistema Norte - Com Reamostragem.

A seguir são apresentados os gráficos referentes aos eventuais déficits de energia, ao longo do período de operação, para o sistema elétrico brasileiro e para os quatro subsistemas que o compõe, vide Figura 6.84 à Figura 6.88. Através da análise dos resultados, percebe-se que a metodologia vigente apresenta valores de déficits menos severos e mais frequentes, quando comparados com os obtidos via *bootstrap*. A exceção fica, novamente, para o subsistema Sul, no qual em ambos os modelos, os valores são praticamente os mesmos em relação ao déficit de energia, porém com uma ocorrência maior para o método vigente.

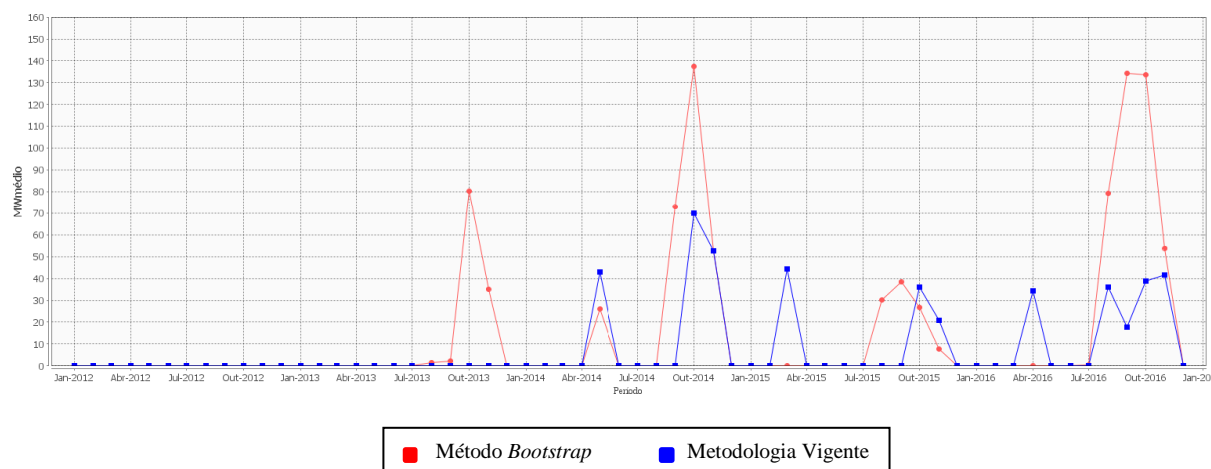


Figura 6.84 – Déficit Total do Sistema Elétrico Brasileiro - Com Reamostragem.

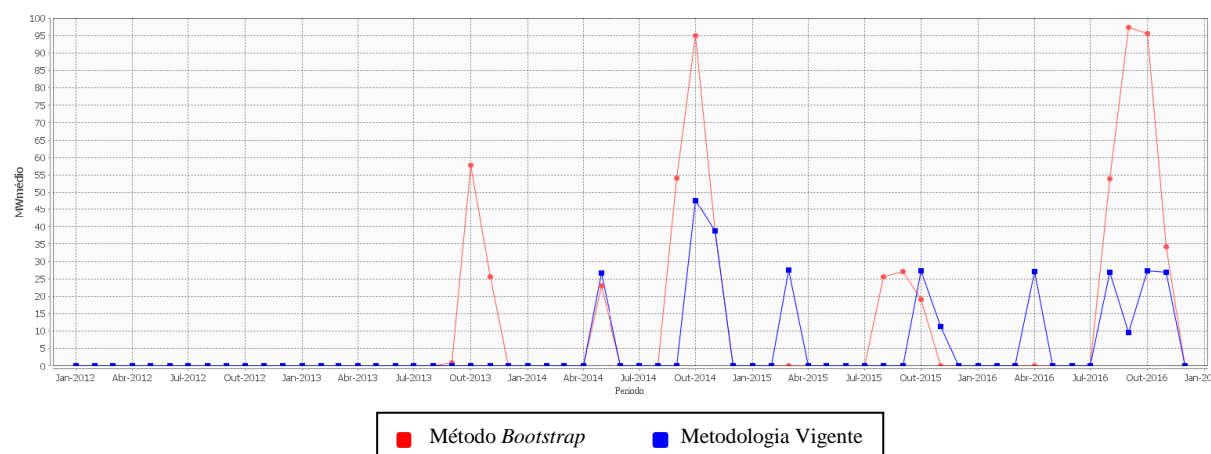


Figura 6.85 – Déficit Total do Subsystema Sudeste/Centro-Oeste - Com Reamostragem.

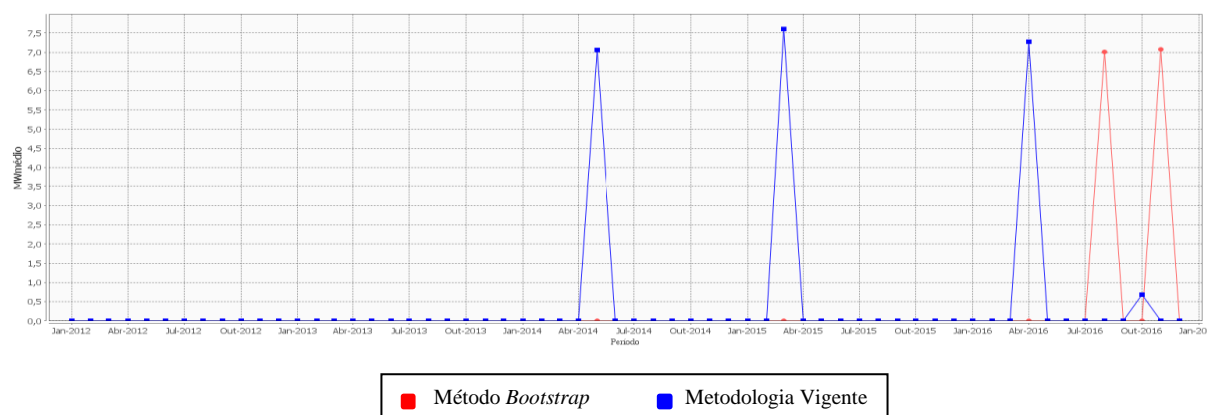
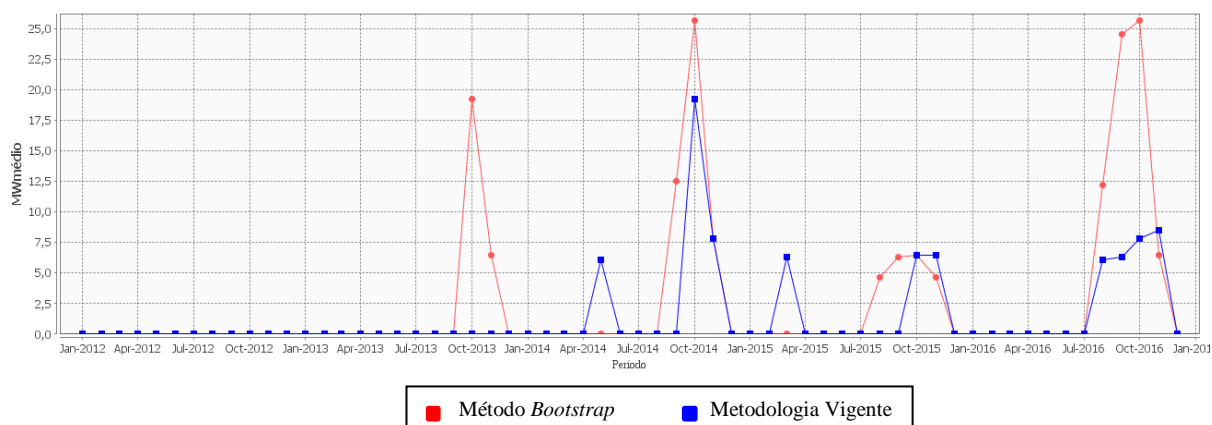
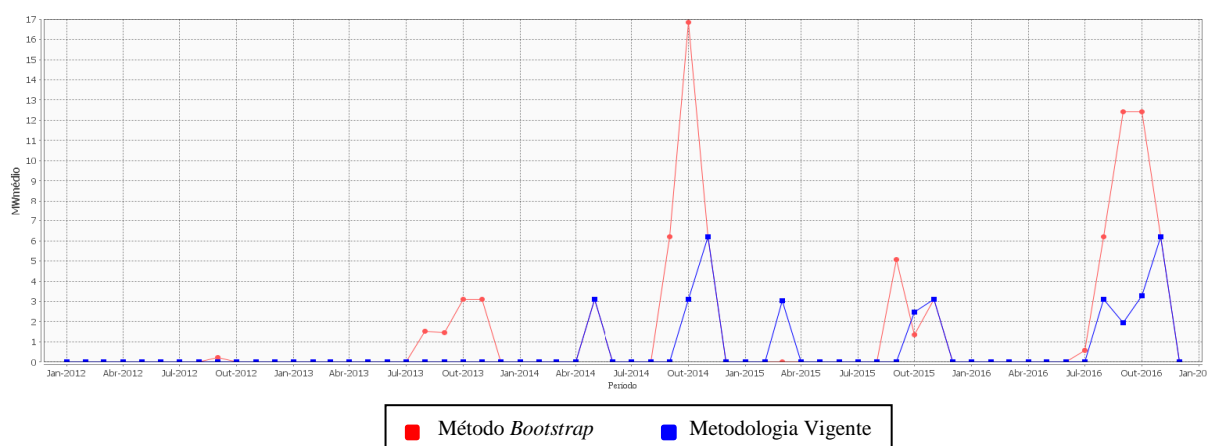


Figura 6.86 – Déficit Total do Subsystema Sul - Com Reamostragem.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.87 – Déficit Total do Subsistema Nordeste - Com Reamostragem.

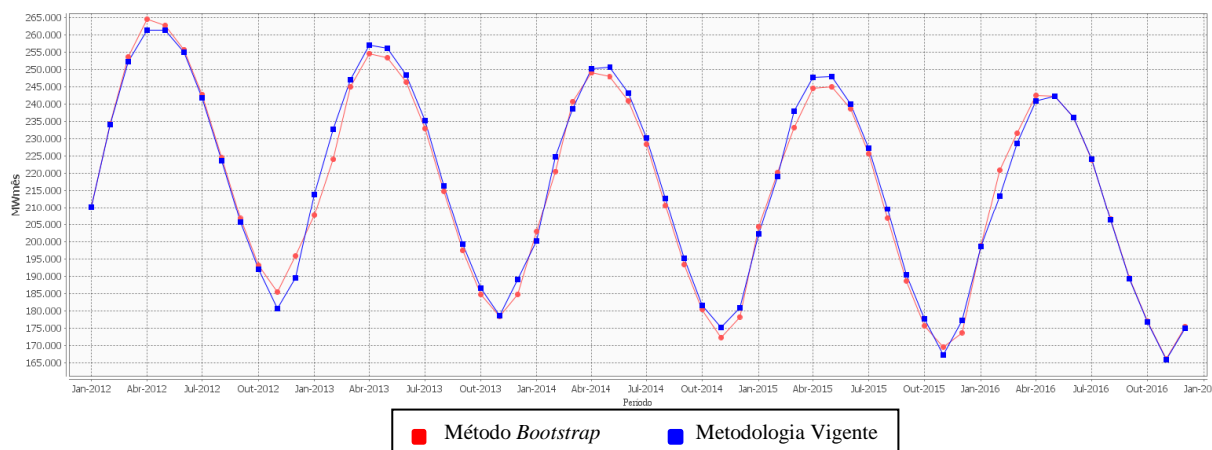


Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.88 – Déficit Total do Subsistema Norte - Com Reamostragem.

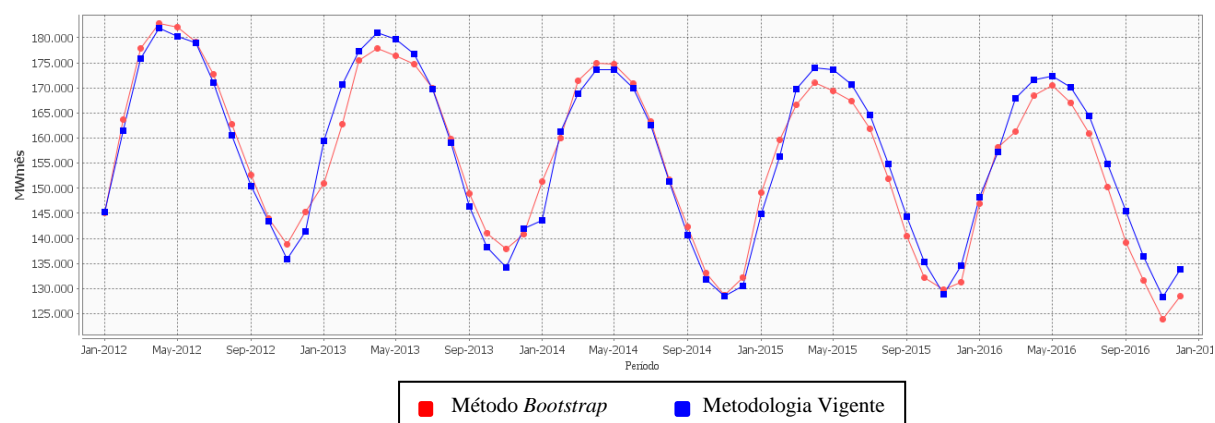
Da Figura 6.89 à Figura 6.93 observa-se os resultados obtidos de energia armazenada final para o SEB e para os quatro subsistemas existentes. Diante dos resultados alcançados pode-se verificar que ambas as metodologias possuem maior valor de energia armazenada no final do período úmido e valores mais baixos no final do período seco. Olhando para o sistema como um todo, Figura 6.89, percebe-se que ambos os modelos são bem aderentes, porém a metodologia vigente tende a iniciar o período seco com um pouco mais de energia armazenada do que o método *bootstrap*. Em relação aos subsistemas, percebe-se que apesar de ambos os modelos saírem praticamente do mesmo ponto de energia armazenada em janeiro de 2012, o método *bootstrap* apresenta no final do período de operação uma energia

armazenada final um pouco maior para todos os subsistemas com exceção do subsistema Sudeste/Centro-Oeste.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.89 – Energia Armazenada Final do Sistema Elétrico Brasileiro - Com Reamostragem.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.90 – Energia Armazenada Final do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Com Reamostragem.

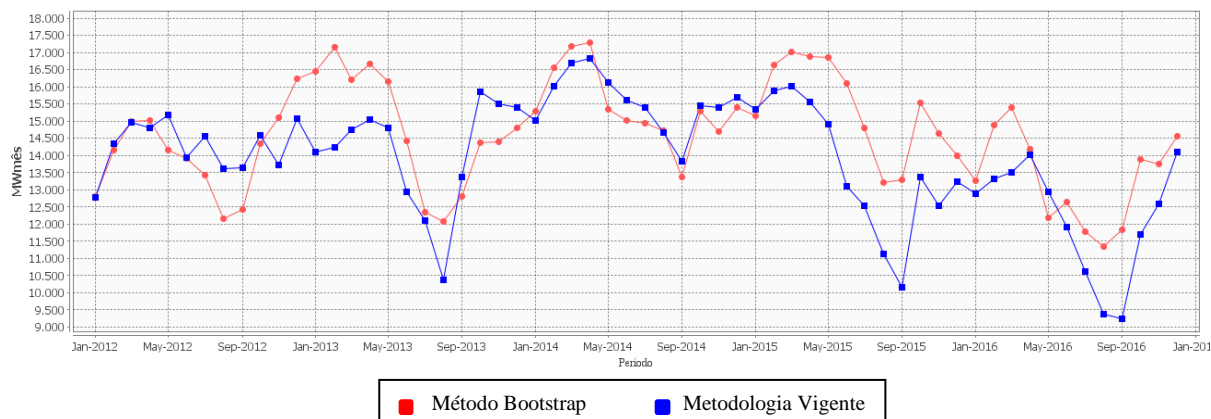


Figura 6.91 – Energia Armazenada Final do Subsistema Sul - Com Reamostragem.

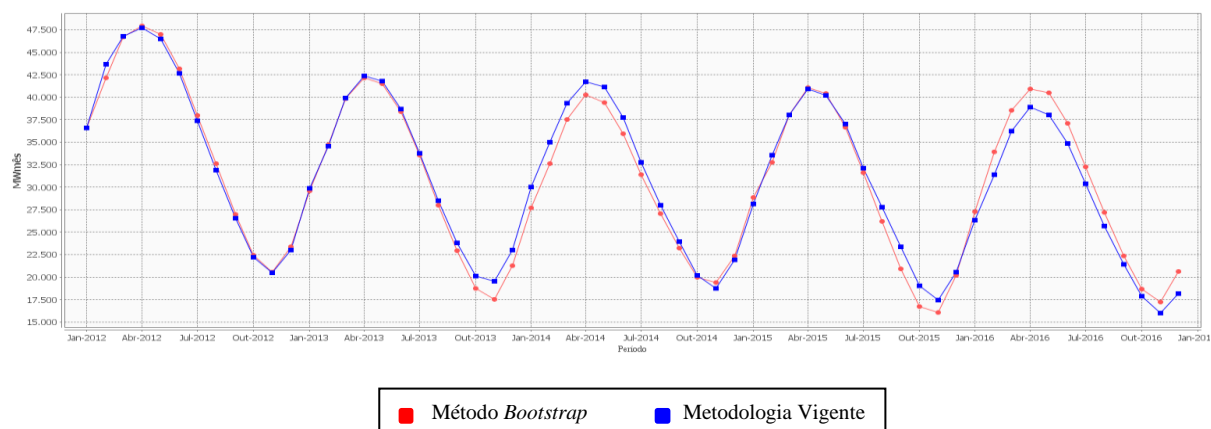


Figura 6.92 – Energia Armazenada Final do Subsistema Nordeste - Com Reamostragem.

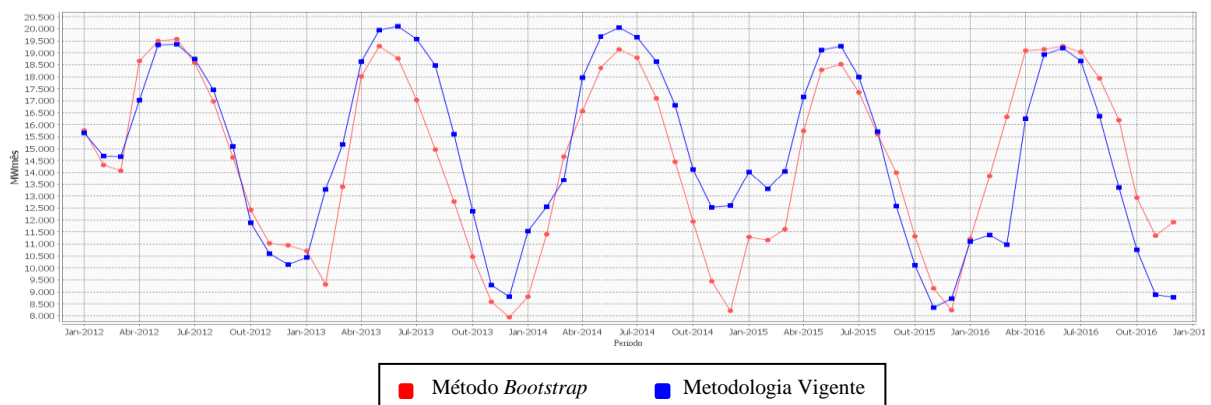
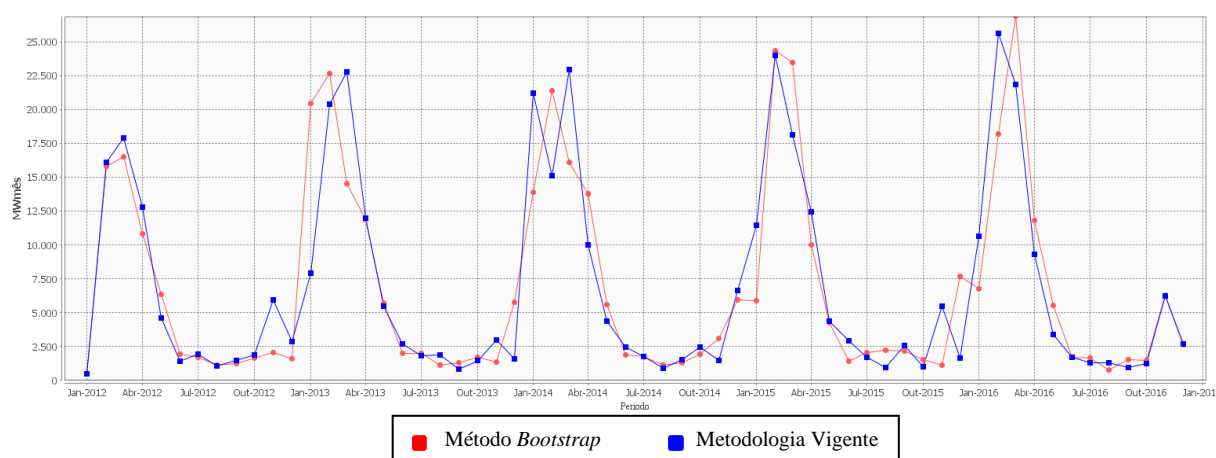


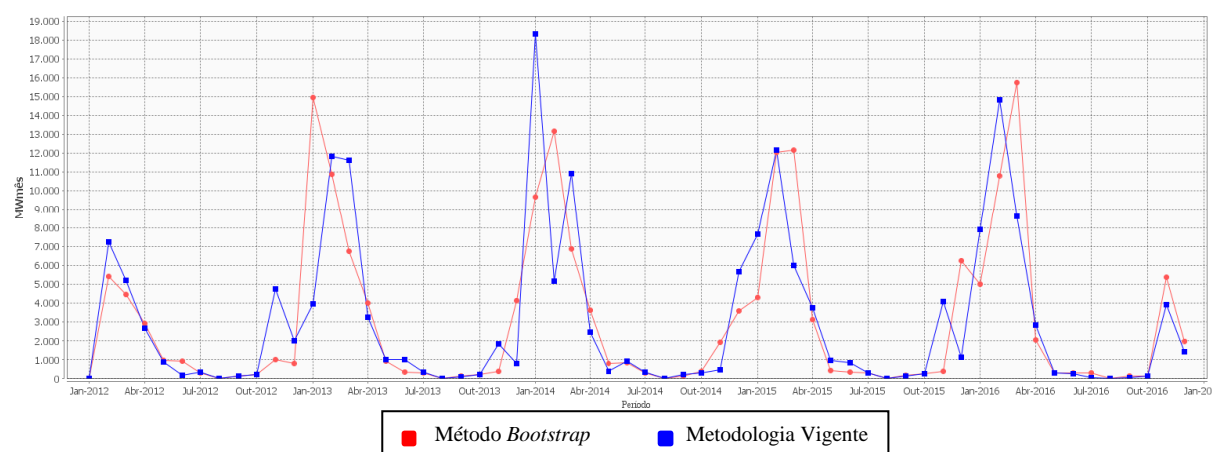
Figura 6.93 – Energia Armazenada Final do Subsistema Norte - Com Reamostragem.

A seguir são apresentados os gráficos de energia vertida para o sistema elétrico brasileiro e para os quatro subsistemas que o compõe, vide Figura 6.94 à Figura 6.98. Pode-se verificar, como era de se esperar, que há um maior vertimento nos períodos úmidos e baixos volumes vertidos nos períodos secos. A exceção é o subsistema Sul que apresenta um comportamento bem diferente em relação aos demais subsistemas.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.94 – Energia Vertida Total do Sistema Elétrico Brasileiro - Com Reamostragem.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.95 – Energia Vertida do Subsistema Sudeste/Centro-Oeste - Com Reamostragem.

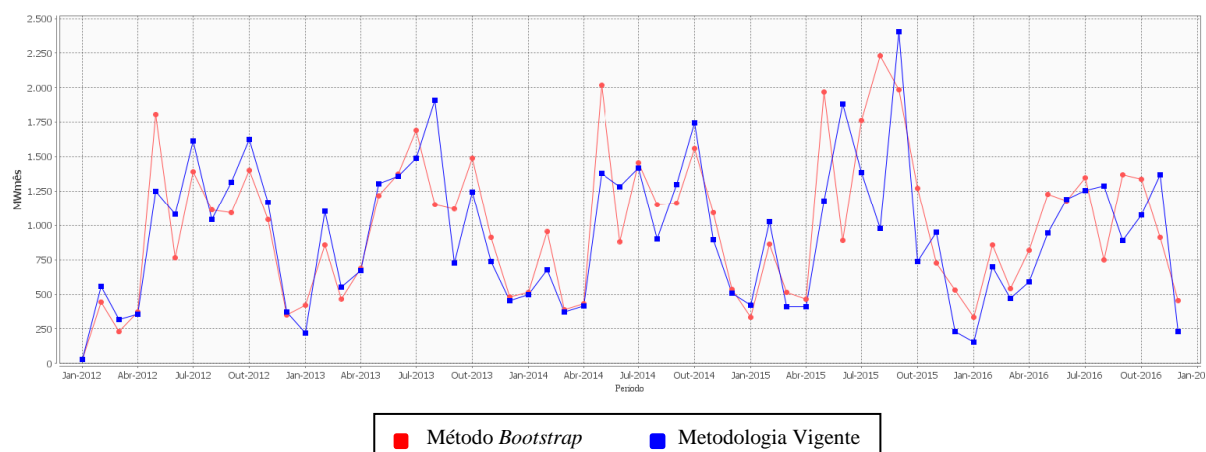


Figura 6.96 – Energia Vertida do Subsystema Sul - Com Reamostragem.

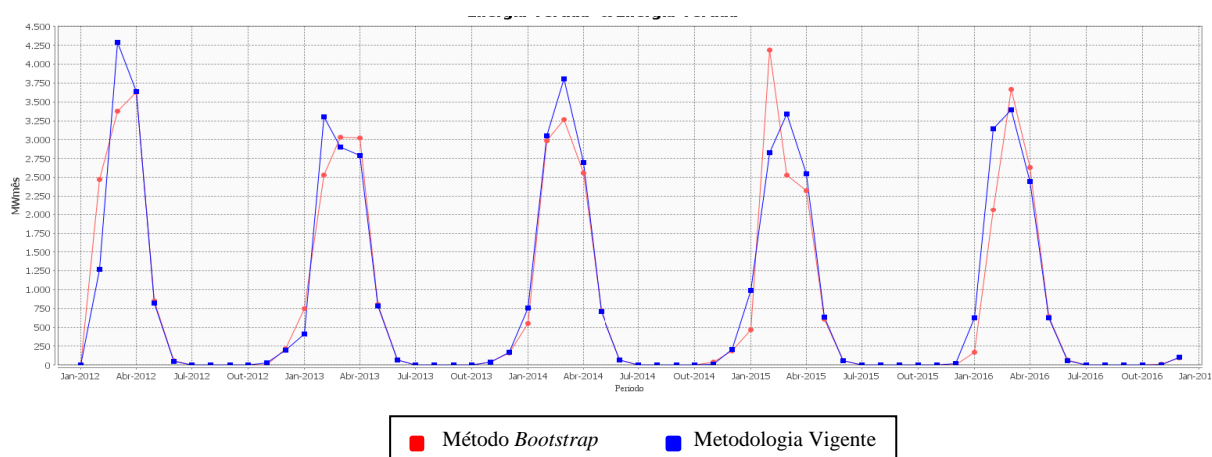


Figura 6.97 – Energia Vertida do Subsystema Nordeste - Com Reamostragem.

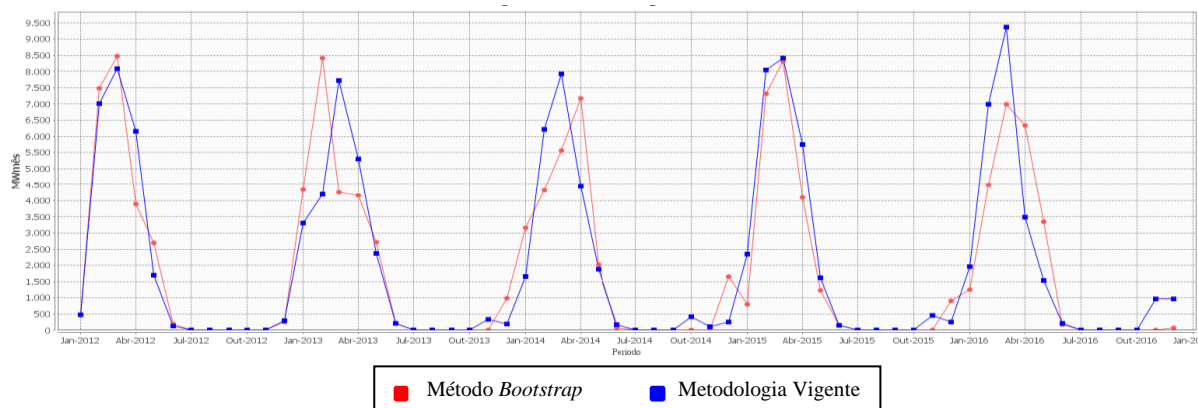
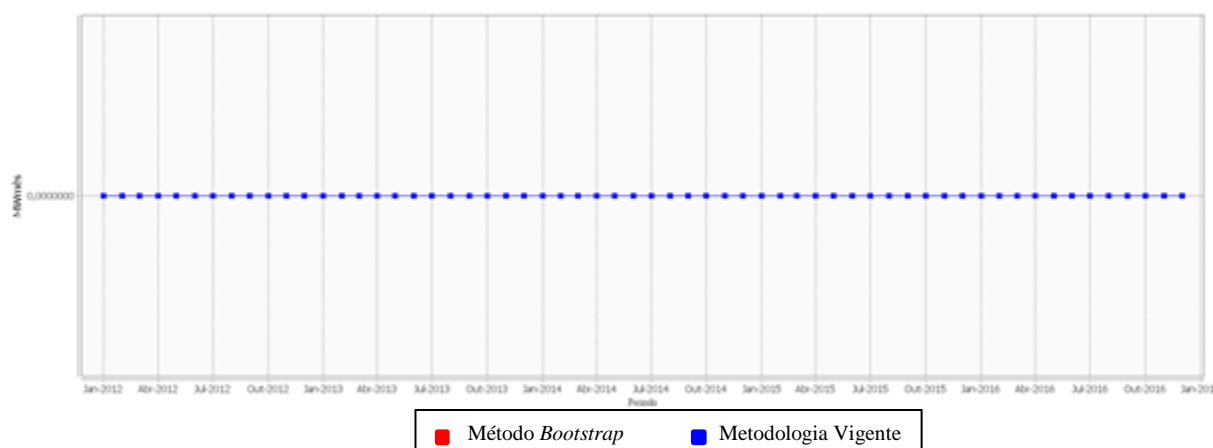


Figura 6.98 – Energia Vertida do Subsystema Norte - Com Reamostragem.

A Figura 6.99 apresenta os valores dos déficits de vazão mínima total para sistema elétrico brasileiro, na qual se pode verificar que para ambas as metodologias estes valores foram nulos ao longo de todo período de planejamento.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.99 – Déficit de Vazão Mínima Total do Sistema Elétrico Brasileiro - Com Reamostragem.

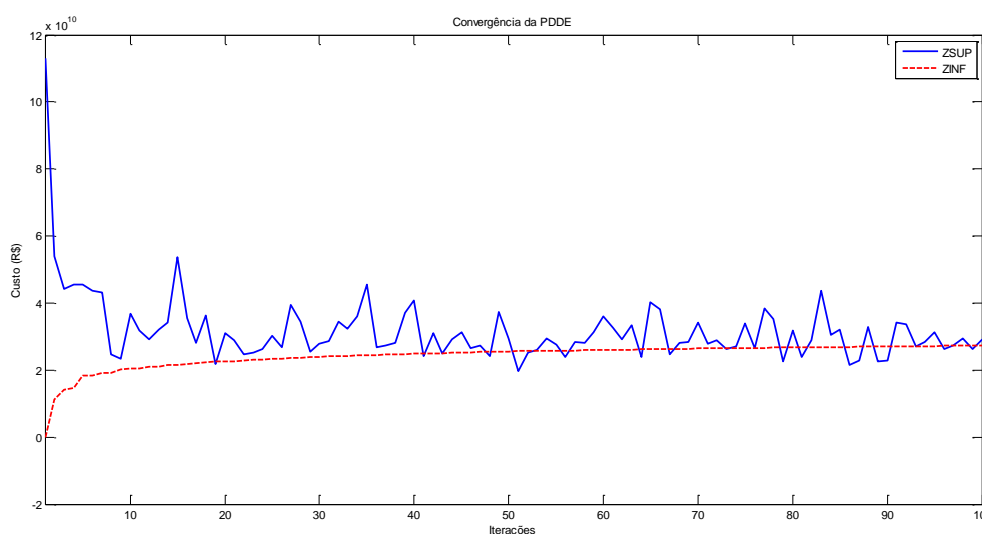
A Tabela 6.15 apresenta um quadro comparativo, composto pelas principais variáveis do problema, para o sistema elétrico brasileiro durante todo o período de planejamento, considerando a análise pela: (a) metodologia vigente; (b) método *bootstrap*.

Tabela 6.15 – Comparação entre método vigente e *bootstrap* com reamostragem – Sistema Elétrico Brasileiro

	Custo Total (R\$)	Geração Hidráulica (MWmédio)	Geração Térmica (MWmédio)	Déficit (MWmédio)	Energia Armazenada (MW)	Energia Vertida (MW)
(a)	19.6e+9	3.050.129.830	275.239.155	436.011	12.993.799.400	414.385.176
(b)	21.3e+9	3.050.268.250	274.623.260	913.486	12.957.352.100	411.141.571

Fonte: Elaboração Própria.

A Figura 6.100 ilustra o comportamento Z_{sup} e Z_{inf} no processo com reamostragem. Neste gráfico observa-se uma grande oscilação do Z_{sup} ocasionada pelas simulações *forwards*, o que pode, inclusive, vir a comprometer a convergência. Este comportamento oscilatório não é observado no caso 1, simulação sem reamostragem, que é apresentado na Figura 5.3.



Fonte: Elaboração Própria.

Figura 6.100– Convergência na Simulação com Reamostragem.

6.5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo foi apresentada uma análise estatística do comportamento da série histórica de ENA, no qual foram comparados os modelos autorregressivos periódicos obtidos pela metodologia vigente e pelo método *bootstrap*. Para tanto, foram mostrados os testes de adequação das séries sintéticas geradas via *bootstrap*, através do qual pode-se inferir que as séries geradas estavam bem adequadas à série original de ENA. A seguir, foram apresentadas comparações entre as principais variáveis de decisão inerentes ao planejamento da operação dos sistemas hidrotérmicos e análises comparativas entre as metodologias foram apresentadas através de simulações com e sem reamostragem. Com relação aos resultados do problema de otimização conclui-se que a técnica *bootstrap* gerou resultados compatíveis aos esperados do ponto de vista das variáveis de planejamento da operação, o que pode comprovar sua eficácia como uma técnica alternativa com ao problema em questão.

No capítulo a seguir, serão descritas as principais conclusões do trabalho e possíveis desenvolvimentos futuros.

7. CONCLUSÕES

Devido ao acoplamento temporal do planejamento da operação do Sistema Elétrico Brasileiro, as decisões tomadas hoje impactam diretamente nos custos operativos de um estágio futuro. Então, é de fundamental importância que as ações com relação às gerações hidrotérmicas sejam tomadas visando um período futuro, para que se tenha o mínimo custo operativo que atenda a demanda do mercado. Contudo, a definição das quantidades de geração das usinas hidrelétricas e termelétricas não é simples de ser encontrada, uma vez que se desconhecem as afluições futuras (estocasticidade das afluições), e estas exercem influência direta sobre a geração hidrelétrica, cujo custo de operação é o mais barato.

Dessa forma, um estudo em torno da série temporal de Energia Natural Afluente de janeiro de 1931 a dezembro de 2010, permitiu que um modelo autorregressivo periódico PAR(p) fosse criado a fim de gerar séries sintéticas a serem usadas no processo de otimização do planejamento. A partir da dissertação de mestrado (OLIVEIRA, 2010), que propôs a técnica de *bootstrap* para a geração dos cenários sintéticos de ENA, o objetivo deste trabalho é a avaliação dos impactos ao se utilizar duas metodologias distintas para se determinar a ordem do modelo autorregressivo periódico - PAR(p) – e gerar séries hidrológicas sintéticas sobre o algoritmo da PDDE. A primeira metodologia é aquela utilizada pelo modelo homologado do setor elétrico, a qual usa transformações lognormais nos resíduos obtidos após determinação dos modelos. Com isso, surgem não linearidade no processo de otimização, o que dificulta a convergência do problema. Na segunda metodologia, método *bootstrap*, a identificação da ordem do modelo e a geração de cenários hidrológicos são feitos por sorteios aleatórios com reposição, evitando o uso de transformações lognormais nos resíduos.

Entre as principais conclusões pode-se destacar:

- O método *bootstrap* empregado na identificação da ordem do modelo, no geral, forneceu modelos autorregressivos periódicos mais parcimoniosos para todos os subsistemas, ou seja, foram obtidas ordens iguais ou inferiores às encontradas pela metodologia vigente;
- A técnica *bootstrap* também foi empregada na geração de cenários hidrológicos sintéticos. Para avaliar a eficácia das séries geradas, isto é, verificar se as novas

séries seguiam comportamentos semelhantes ao da série histórica de ENA, foram aplicados testes de adequação dos modelos, os quais permitiram concluir que as séries sintéticas representam adequadamente a série histórica, principalmente nos períodos críticos;

- O método *bootstrap* possibilitou a obtenção de uma solução mais econômica do que a obtida pela metodologia vigente para a simulação sem reamostragem, na qual se considera 200 sequências fixas para as simulações *forward*. Esta solução pôde ser justificada ao se analisar a média das 2000 séries geradas para cada subsistema, sendo possível verificar que, com exceção do subsistema Sul, as médias das séries geradas via *Bootstrap* são um pouco mais úmidas que as obtidas via metodologia vigente;
- Ao contrário da simulação sem reamostragem, que possui um critério de convergência bem definido (Z_{sup} e Z_{inf}), a simulação com reamostragem não compartilha tal critério. Isso porque ao se considerar novas sequências a cada simulação *forward*, os valores de Z_{sup} e Z_{inf} tendem a oscilar bastante e comprometer este critério de convergência.
- Na simulação com reamostragem na PDDE, na qual ao invés de se considerar fixas as 200 sequências de séries geradas na primeira simulação *forward*, deixa-se essas sequências variarem a cada nova simulação *forward*. Assim sendo, o método *bootstrap* apresentou como solução um custo maior do que o encontrado pela metodologia vigente. Uma possível justificativa para este resultado é o critério de convergência adotado para a simulação com reamostragem, um número máximo empírico de 100 iterações.
- Em ambas as simulações (com e sem reamostragem) a utilização do método *bootstrap* apresentou soluções com maior geração hidráulica, menor geração térmica, porém com nível menor armazenamento. Já na simulação sem reamostragem, *bootstrap*, foi verificado um menor nível déficit e um maior nível de vertimento. Situação oposta ocorre para o déficit e vertimento, via *bootstrap*, na simulação com reamostragem.

Como desenvolvimento futuro pode-se mencionar:

- Busca por uma técnica e ou metodologia que solucione o problema da ENA negativa no processo de otimização da PDDE. Uma opção é método Monte Carlo via Cadeias de Markov (MCMC);
- Estudo e análise de um processo de convergência mais robusto para a simulação com reamostragem;
- Avaliação do modelo computacional desenvolvido utilizando-se os dados do Programa Mensal de Operação (PMO) dos meses em que foram observadas inconsistências nos resultados do Modelo em vigor no Setor Elétrico Brasileiro. Tais discrepâncias podem ter sido ocasionadas pela não linearidade imposta pela transformação log-normal. Espera-se que o uso da metodologia *bootstrap* integrada com a PDDE (com ou sem reamostragem) possa evitar tais fatos.
- Estudos para avaliar a consistência da metodologia em estudos de caso onde ocorrem mudança de configuração no parque hidrotérmico. O caso de estudo apresentado neste trabalho considerou uma configuração estática.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, A.; ELLIAN, S.; NOBRE, J. Modificações e alternativas aos testes de Levene e de Brown e Forsythe para igualdade de variâncias e médias. **Revista Colombiana de Estatística**, Colombia, v.31, 2008. 241-260.
- AMJADY, N.; FARROKHZAD, D.; MODARRES, M. Optimal Reliable Operation of Hydrothermal Power Systems with Random Unit Outages. **IEEE Power Engineering Review**, v.22, 2002.
- ANTUNES, F. **Algoritmo de Sistema de Formigas Aplicado ao Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Potência**. Dissertação de Mestrado. Universidade do ABC. Santo André. 2011.
- ARVANITIDIS, N. V.; ROSING, J. Composite representation of a multireservoir hydroelectric power system. **Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on**, PAS-89, n. 2, 1970. 319-326.
- BARNES, J. B. Storage required for a city water supply. **J. Inst. Eng.**, Australia, 1954. 198-203.
- BARTLETT, M. S. On The Theoretical Specification and Sampling Properties of Autocorrelated Time-Series. **Journal Royal Stat. Soc.**, v.B8, 1946. p.27-41.
- BELLMAN, R. **Dynamic Programming**. [S.l.]: Princeton University Press, 1957.
- BENDERS, J. F. Partitioning procedures for solving mixed-variables programming problems. **Numerische Mathematik**, 4, n. 1, 1962. 238-252.
- BUENO, R. L. S. **Econometria de Séries Temporais**. [S.l.]: Cengage Learning, 2008.
- CARNEIRO, A. A. F. M. **Contribuição ao Planejamento da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos de Potência**. Unicamp. 1991.
- CARVALHO, M. F. H.; SOARES, S. An Efficient Hydrothermal Scheduling Algorithm. **IEEE Transactions on Power Systems**, USA, v. PWRs-2, 1987. pp.537-542.
- CASTRO, J.; GONZÁLEZ, J. A. A Nonlinear Optimization Package for Long-term Hydrothermal Coordination. **European Journal of Operational Research**, v.154, 2004. 763-785.
- CCEE, C. D. C. D. E. E.; ONS, O. N. D. S. **Treinamento Newave-Decomp: O SIN e os modelos para o planejamento da operação energética**. Rio de Janeiro. 2006.
- CEPEL. **Manual de Referência do Modelo Newave**. [S.l.]. 2000.

CEPEL. **Projeto GEVAZP: modelo de geração de séries sintéticas de energias e vazões. Manual de Referência.** Rio de Janeiro. 2010.

CHATTERJEE, S. Bootstrapping ARMA models: some simulations. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetic**, v. v.SMC 16, p. 294-297, 1986.

CHRISTOFORIDIS, M. et al. Long/mid-term Resource Optimization of a Hydrodominant Power System Using Interior Point Method. **IEEE. Transactions on Power System**, v.11, 1996. pp.287-294.

CONOVER, W. U. **Practical Nonparametric Statistics.** New York: John Willy & Sons, 1971.

DA CRUZ, G.; SOARES, S. Non-uniform composite representation hydroelectric systems for long-term hydrothermal scheduling. **Power Systems, IEEE Transaction**, 11, n. 2, 1996. 702-707.

DAVISON, A. C.; HINKLEY, D. V. **Bootstrap Methods and their Application.** [S.l.]: Cambridge University Press, 1997.

DIAS, B. H. **Programação Dinâmica Estocástica e Algoritmo de Fechos Convexos no Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos. Tese de Doutorado.** PUC-Rio. Rio de Janeiro. 2010.

EFRON, B.; TIBSHIRANI, R. **An Introduction to the Bootstrap.** [S.l.]: Chapman & Hall, 1993.

EHLERS, R. S. **Análise de Séries Temporais.** [S.l.]: [s.n.], 2009.

ENDERS, W. **Applied Econometric Time Series.** [S.l.]: John Wiley & Sons, Inc., 1948.

FINARDI, E. C. et al. **Investigações de propostas metodológicas nos modelos de precificação para minimizar a volatilidade do preço de liquidação de diferenças. Possíveis problemas nos cortes de Benders.** Tractebel Energia, Labplan (UFSC). Florianópolis, Brasil. 2009.

FORTUNATO, L. A. M. et al. **Introdução ao Planejamento da Expansão e Operação de Sistemas de Produção de Energia Elétrica.** [S.l.]: EDUFF, 1990.

FREEDMAN, D. A.; PETERS, S. C. Bootstrapping Regression Equation: Some Empirical Results. **JASA**, 385, 1984. 97-106.

GILL, J. **Bayesian Methods: a social and behavioral sciences approach.** [S.l.]: Taylor & Francis Group, LLC, 2008.

GOLDBARG, M. C.; LUNA, H. P. L. **Otimização Combinatória e Programação Linear: modelos e algoritmos.** [S.l.]: Elsevier, v. 2a.edição, 2005.

GORENSTIN, B. G. et al. **Stochastic Optimization of a Hydro-thermal System Including Network Constraints**. Power Industry Computer Application Conference. [S.l.]: [s.n.]. 1991.

GUJARATI, D. **Econometria Básica**. [S.l.]: Campus, 2006.

HALL, P. Theoretical Comparison of Bootstrap Confidence Intervals. **Annals of Statistics**, v.6, Sep. 1988. p. 927-953.

HARVEY, A. C. **Time Series Models**. London: Philip Allan, 1981.

HIPEL, K. W.; MCLEOD, A. I. **Times Series Modelling of Water Resources and Environmental Systems**. [S.l.]: Elsevier Science Pub Co, 1994.

HSU, N.; CHENG, K. Network Flow Optimization Model for Basin-Scale Water Supply Planning. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v.128, 2002. pp.102-112.

HUMPIRI, C. J. P. **Estratégias Evolutivas no Planejamento Energético da Operação de Sistemas Hidrotérmicos de Potência**. **Dissertação de Mestrado**. Universidade de Campinas. Campinas. 2005.

ILICH, N. Limitations of Network Flow Algorithms in River Basin Modeling. **Journal Water Resources Planning and Management**, v.135, 2009. pp.48-55.

KELMAN, J. Geração de Séries Sintéticas de Vazões. **In: Curso de Engenharia Hidrológica**, São Paulo, 1983. 1-32.

KLIGERMAN, A. S. **Operação Ótima de Subsistemas Hidrotérmicos Interligados Utilizando Programação Dinâmica Estocástica Dual**. **Dissertação de Mestrado**. Unicamp. Campinas. 1992.

LABADIE, J. W. Optimal Operation of Multireservoir Systems: state-of-art review. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v.130, n. n.2, 2004. pp.93-111.

LEVENE, H. Robust tests for equality of variances. In: OLKIN, I., et al. **Contributions to Probability and Statistics**. [S.l.]: Stanford University Press, 1960. p. 278-292.

LUND, J.; FERREIRA, I. Operation Rule Optimization for Missouri River Reservoir System. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v.122, 1996. pp.287-295.

MACEIRA, M. E. P. **Operação Ótima de Reservatórios com Previsão de Afluências**. **Dissertação de Mestrado**. COPPE/ UFRJ. Rio de Janeiro. 1999.

MACEIRA, M. E. P.; DAMAZIO, J. M. **The use of PAR(p) model in the stochastic dual dynamic programming optimization scheme used in the operation planning of the brazilian hydropower system**. International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems. [S.l.]: [s.n.]. 2004. p. 397-402.

MARCATO, A. L. M. **Representação Híbrida de Sistemas Equivalentes e Individualizados para o Planejamento da Operação de Médio Prazo de Sistemas de Potência de Grande Porte. Tese de doutorado.** PUC-Rio. Rio de Janeiro. 2002.

MARTINEZ, L.; SOARES, S. Comparison between closed-loop and partial open-loop feedback control policies in long term hydrothermal scheduling. **Power Systems, IEEE Transactions on**, 17, n. 2, 2002. 330-336.

MONDAL, M. S.; WASIMI, S. A. Generating and forecasting monthly flows of the ganges river with PAR model. **Journal of Hydrology**, 323, n. 1-4, 2006. 41-56.

MONTE, B.; SOARES, S. Fuzzy Inference Systems Approach for Long Term Hydrothermal Scheduling. **Power Systems and Exposition**, 2009. pp.1-7.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. **Análise de Séries Temporais.** [S.l.]: Edgard Blücher, 2004.

NANDALAL, K. D. W.; BOGARDI, J. J. Dynamic Programming Based Operation of Reservoirs: applicability and limits. **Cambridge Univerty Press**, New York, 2007.

NETO, A. C. **Bootstrap em séries temporais. Tese de Doutorado.** PUC-Rio. Rio de Janeiro. 1991.

NETO, A. C.; SOUZA, R. C. A Bootstrap Simulation Study in ARMA (p,q). **Journal of Forecasting**, v.15, 1996. p.343-353.

OLIVEIRA, F. L. C. **Nova abordagem para geração de cenários de aflúências no planejamento da operação energética de médio prazo. Dissertação de Mestrado.** PUC-Rio. Rio de Janeiro. 2010.

OLIVEIRA, G. G.; SOARES, S. A Second-Order Network Flow Algorithm for Hydrothermal Scheduling. **IEEE Trans. Power Systems**, v.10, 1995.

ONS. Operador Nacional do Sistema (ONS). **http: //www.ons.org.br**, Novembro 2011. Acesso em: 24 novembro 2011.

PENNA, D. D. J. **Definição da árvore de cenários de aflúências para o planejamento da operação energética de médio prazo. Tese de Doutorado.** PUC-Rio. Rio de Janeiro. 2009.

PEREIRA, M. V. F. Optimal Scheduling of Hydrothermal Sytems - An overview. **In: IFAC Symposium on Planning and operation of eletric energy systems - preprints**, Rio de Janeiro, July 1985. p. 1-9.

PEREIRA, M. V. F. Optimal Stochastic Operations Scheduling of Large Hydroelectric Systems. **International Journal of Electric Power and Enerny Systems**, v.11, julho 1989. p.161-169.

- PEREIRA, M. V. F. et al. Stochastic Streamflow Models for Hydroelectric Systems. **Water Resource Research**, 20, 1984. 379-390.
- PEREIRA, M. V. F.; PINTO, L. M. V. G. Stochastic Optimization of a Multireservoir Hydroelectric System: a decomposition approach. **Water Resources Research**, v.21, jun 1985. 779-792.
- PINDYCK, R. S.; RUBINFELD, D. L. **Econometria: modelos & previsões**. [S.l.]: Elsevier, 2004.
- QUENOUILLE, M. H. The Joint Distribution of Serial Correlation Coefficients. **Ann. Math. Statist.**, 1949. p.561-571.
- ROBERT, C. P. **The Bayesian Choice: from decision theoretic foundations to computational implementation**. [S.l.]: Springer, 2007.
- RODRIGUES, L. F. et al. **Programação neuro-dinâmica aplicada ao planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos de potência**. The 9th Latin-American Congress on Electricity Generation and Transmission - CLAGTEE. [S.l.]: [s.n.]. 2011.
- ROSENTHAL, R. E. Anonlinear network flow algorithm for maximization of benefits in a hydroelectric power system. **Operation Research**, v.28, 1981. pp.763-785.
- RUBIN, A. **Statistic for Evidence-Based Practice and Evaluation**. [S.l.]: Cengage Learning, v. Third Edition, 2010.
- SALAS, J. D. et al. **Applied Modeling of Hydrologic Time Series**. [S.l.]: Water Resources Publications, 1980.
- SHAPIRO, A. Analysis of Stochastic Dual Dynamic Programming Method. **European Journal of Operation Research**, 209, 2011. 63-72.
- SILVA, E. L. **Formação de Preços em Mercados de Energia Elétrica**. Porto Alegre: Sagra Luzzatto, 2001.
- SOARES FILHO, S. Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos. **SBA: Controle e Automação**, v.1, n. n.2, 1987. p.122-137.
- SOUZA, R. C.; CAMARGO, M. E. **Análise e Previsão de Séries Temporais: os modelos ARIMA**. [S.l.]: Ijuí: SEDIGRAF, 2004.
- STEDINGER, J. R. Report on the evaluation of CEPEL's PAR models. **Cornell University. School of Civil and Environmental Engineering**, Ithaca, New York, 2001.
- STEDINGER, J. R.; TAYLOR, M. R. Synthetic Streamflow Generation: 1. Model Verification and Validation. **Water Resource Research**, 18, 1982. 909-918.
- STOCK, J. H.; WATSON, M. W. **Econometria**. São Paulo: Pearson/Addison Wesley, 2004.

SUN, Y. H. et al. Generalized Network Algorithm for Water Supply System Optimization. **Journal of Water Resources Planning and Management**, v.121, 1995. 392-398.

TERRY, L. A. et al. Coordinating the energy generation of the brazilian national hydrothermal electrical generating system. **Interfaces**, 16, n. 1, 1986. 16-38.

THOMAS, H. A.; FIERING, M. B. Mathematical synthesis of streamflow sequences for the analysis fo river basins by simulation. **In: Design of Water Resource Systems (A. Mass et al., eds)**, 1962. 459-493.

TOLMASQUIM, M. T. **Novo modelo do setor elétrico brasileiro**. Rio de Janeiro: Synergia, 2011.

YAKOWITZ, S. Dynamic Programming Applications in Water Resources. **Water Resour. Res**, 18, 1982. 673-696.

YEH, W. W.-G. Reservoi Management and Operation Model: a state-of-art review. **Water Resour.Res.**, 21, 1985. 1797-1818.

YEVJEVICH, V. M. Fluctuations of wet and dry years. **Part 1. Research data assembly and mathematical models. Hydrology Paper 1**, Fort Collins, Colorado, 1963.

ZAMBELLI, M. S. et al. Deterministic versus sthocastic models for lonng term hydrothermal scheduling. **In: Power Engineering Society General Meeting - IEEE**, 2006. 7.

ANEXO

Série de Energia Natural Afluente – Subsistema Sudeste/Centro-Oeste – Janeiro 1931 a
Dezembro 2010.

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1931	56728,43	86455,12	88431,05	64029,48	42569,05	31874,17	25553,87	20487,15	22643,67	23735,67	25838,01	38474,40
1932	56473,89	61488,43	50800,34	35231,48	26464,28	25046,13	19771,50	16728,12	14940,61	22300,05	24918,29	48943,82
1933	65585,92	50757,03	39731,63	34225,05	24119,33	18921,37	16692,30	14133,85	13661,60	17270,61	18426,99	36119,22
1934	46338,46	36635,76	34998,41	26506,65	18703,11	14045,58	11804,70	9882,63	11888,83	12931,74	13710,22	33648,32
1935	54592,81	72135,55	61390,42	54108,79	34217,89	25966,26	19859,38	19776,48	18232,70	34799,05	26233,77	32203,40
1936	36994,29	29494,35	53153,04	36462,57	24224,58	17610,54	14641,35	13830,54	16979,48	14137,74	18521,56	34379,21
1937	63325,43	44059,09	39116,08	34786,63	27120,57	22931,33	16288,14	13821,30	12004,15	21547,00	35368,18	53634,95
1938	53234,12	44696,23	39967,46	30344,57	25225,75	20558,42	18480,97	16124,37	14417,09	18591,73	22433,22	40766,07
1939	57937,00	57490,71	33620,30	28498,32	24642,90	20067,66	16495,35	13327,02	12250,00	13927,86	25002,07	37231,78
1940	53944,44	74555,21	68133,36	37199,94	28827,81	20945,15	16538,14	13686,83	12205,59	14440,96	29732,75	34131,02
1941	48180,77	37925,52	34987,00	33133,00	18542,64	16423,10	15661,05	15084,94	17425,35	21419,92	27147,17	40474,32
1942	44801,15	51537,07	62404,63	44312,29	29426,98	29061,63	22927,42	16261,85	16584,85	18393,10	25682,66	41439,01
1943	81426,81	73375,12	69540,16	41268,38	26398,13	23632,27	18506,91	15291,70	14578,70	23026,00	31714,24	39072,00
1944	34782,94	47665,61	51086,25	31951,70	22199,95	17103,63	14378,89	11951,34	10460,04	11127,30	21896,46	27624,53
1945	41540,81	71085,58	62120,21	60926,54	34308,01	25993,02	24821,58	16365,82	14141,59	17418,66	29866,09	58882,22
1946	80168,54	62515,31	69368,35	44703,96	30376,71	25917,33	26789,88	18058,91	14902,41	19532,64	22336,28	28620,09
1947	50763,43	60506,97	92845,19	57187,70	34014,89	25957,50	22571,75	19821,61	23981,69	25114,05	24461,08	44654,90
1948	53004,79	57141,42	59665,38	40090,37	24488,93	21887,92	17061,09	16870,01	13601,96	15694,53	23018,04	48011,08
1949	50038,65	71773,82	52570,69	36067,04	26776,58	21377,87	16998,02	14070,31	12238,93	14929,51	21106,86	34081,21
1950	41919,74	64400,52	56316,88	39287,66	27027,56	20446,35	17474,88	13544,95	11710,37	17884,79	30450,53	43222,07
1951	55371,00	66414,70	65113,88	45736,59	27889,36	22878,35	18914,72	15875,02	13397,73	15537,01	16357,73	25734,71
1952	34040,43	49735,25	77619,03	41455,48	25096,49	22693,90	17287,81	14009,96	14048,43	16438,71	24448,37	28721,58
1953	24906,48	25763,76	32359,35	34624,28	20909,14	17185,75	13537,42	11537,82	12786,40	18501,68	22493,20	33840,91
1954	29311,55	43973,47	29734,04	24206,09	30415,53	23044,73	15401,38	11581,04	10027,81	11418,97	15543,96	23787,34
1955	36037,81	27103,39	28595,51	28855,92	16686,99	18013,74	15130,74	11379,88	11241,48	11964,00	18863,27	35927,38
1956	38008,36	25183,48	37530,24	25988,37	29415,85	32145,94	20997,90	23699,39	16574,32	14981,20	22638,60	43954,94
1957	57640,54	60059,37	63000,35	56574,74	33729,27	25169,80	20860,70	24985,43	31653,60	22466,79	28092,49	41494,47
1958	39489,78	57439,41	47361,43	39740,86	31909,58	28713,19	22395,33	16886,72	20536,26	21508,27	24437,28	30514,40
1959	62327,07	49593,30	52324,46	38382,12	24639,41	20167,61	16146,51	15332,88	12620,44	14969,84	23064,85	27141,65
1960	49009,62	58756,53	63274,16	40125,25	29860,61	23808,97	19993,17	17623,16	13927,39	16496,54	26781,40	42020,69
1961	73203,67	76698,04	77504,32	48976,33	39244,41	27245,57	21072,23	17221,37	15338,44	14728,63	22603,21	26463,29
1962	45554,22	60039,01	59503,83	35473,93	26183,21	22534,29	17571,69	15356,02	16302,14	25066,72	26139,75	52611,53
1963	66123,11	58639,75	40594,38	27873,35	20337,24	17469,84	14890,93	13001,70	11536,43	13355,25	21074,08	16701,06
1964	37631,43	60988,01	36973,21	27291,49	21447,96	16732,73	15568,23	13352,18	10925,19	17649,96	24968,72	38567,74
1965	62362,16	77488,58	83491,37	51637,08	44796,12	30420,43	27662,67	21451,39	17075,33	30437,70	34537,17	53590,37
1966	72764,28	78908,62	72232,27	46510,06	34385,41	25692,40	21249,60	17528,67	17438,87	23222,31	35140,03	42159,06
1967	66367,93	71154,71	60773,13	41845,26	28367,10	26395,27	21153,08	16853,18	15921,91	15456,46	26903,08	41441,13
1968	52855,88	48197,66	52095,96	30701,96	22693,53	18419,39	15535,58	15118,98	13960,13	17193,22	21152,90	38663,34
1969	31696,64	37095,13	32882,94	22932,49	17297,19	18184,46	13848,18	11268,24	9473,00	18994,45	38288,10	39007,22
1970	55657,64	57163,07	58317,65	33527,22	24280,53	20280,68	19487,31	14216,52	19305,95	21761,79	24481,30	24965,53
1971	30714,63	20627,25	25016,02	21217,93	18239,24	19426,93	17743,47	13165,44	12624,44	18815,35	25219,41	45400,22
1972	40683,99	58105,10	52142,01	36828,32	23547,01	19537,27	21823,81	19278,18	18660,69	41971,99	43282,68	48413,88
1973	54035,20	54359,28	47732,42	48751,88	30959,04	25364,18	23153,39	18302,67	18875,31	26042,72	35340,90	43993,86
1974	62848,15	45351,15	62671,24	55732,63	34025,03	29343,50	23770,84	18676,98	16968,10	20144,28	21714,00	36040,05
1975	51174,31	47884,83	36062,04	34586,57	23158,15	18457,98	18170,89	14675,25	12225,50	23783,23	31358,31	44221,05
1976	40556,40	47622,94	48132,26	37789,60	28988,54	32898,94	26015,65	25833,40	29663,31	30900,22	40673,54	59625,77
1977	73215,61	71313,81	39411,93	44529,36	29259,26	25845,28	20063,59	15761,41	18954,31	18937,81	28230,62	50574,20
1978	69695,95	47269,29	54150,48	35442,05	28290,49	26969,43	24027,58	18656,48	19669,96	18670,30	30478,44	46916,58
1979	66580,59	89255,96	56487,20	39809,90	34207,78	26183,89	22545,07	21676,13	27689,81	25487,48	33138,53	43184,91
1980	76353,44	92477,53	62028,63	52278,82	35027,65	28148,19	26643,09	21086,79	22696,92	21814,34	27192,96	53742,91
1981	71834,30	47537,69	42986,47	39570,23	27384,10	25245,14	19407,58	17318,69	14281,00	26240,99	47645,71	63882,43
1982	84187,81	71590,28	84704,13	62050,51	39373,49	39344,79	38338,10	26855,71	22400,16	32828,67	38354,77	60523,92
1983	98083,45	118485,07	94128,28	74706,39	61035,40	80838,01	49367,94	33260,23	45566,60	51181,96	54016,50	72742,99
1984	64341,01	47404,28	39449,04	42569,22	34941,37	24016,87	20111,45	20567,30	22811,71	21159,50	22716,03	44189,16
1985	72738,09	70478,54	71172,87	52141,32	36922,62	27866,88	23373,11	19587,15	18823,09	18070,24	23910,71	31889,19
1986	53750,88	49856,18	47092,86	32752,55	31005,30	22643,61	19157,73	22382,90	17381,93	15928,41	17247,40	41282,99
1987	52820,18	58845,67	47109,67	40949,19	39700,54	34253,61	24066,52	18352,36	18778,75	20967,76	29122,28	48558,18
1988	46829,54	57302,94	62822,15	43935,36	35674,05	32059,73	21404,60	17805,54	15467,61	20462,92	25887,81	32743,66
1989	57834,31	61246,51	54333,99	36088,46	27898,69	23575,52	21331,60	25612,05	26460,42	20519,10	27443,37	63019,82
1990	80207,74	41771,15	43390,37	34918,90	29843,60	23190,65	24562,28	22185,94	26044,54	26770,79	24537,03	25274,47
1991	47713,08	65581,48	68199,47	68198,88	39765,18	29517,30	24771,01	19738,39	17144,37	26529,30	22888,41	35284,32
1992	60025,17	86237,57	55753,13	50542,54	50411,76	34528,37	26228,64	22434,31	28028,02	33987,89	46055,19	53971,84
1993	47738,81	68352,59	55924,43	46517,85	32151,39	31267,98	23142,27	20776,35	23300,19	29690,59	21239,94	35275,28
1994	64549,98	51350,83	60755,51	43053,31	31966,93	28680,68	24395,89	18970,88	15194,03	16080,83	23850,09	36124,62
1995	52374,57	83627,03	52257,42	47254,01	34727,12	24982,95	23805,38	16901,65	15568,48	25677,74	25086,78	33806,78
1996	54962,78	40974,31	54040,30	36430,46	26407,75	20887,98	18178,66	15989,93	20992,10	22015,85	36241,62	45787,57
1997	92235,37	73308,68	57703,50	45188,62	32661,33	39503,22	28223,75	21330,89	20364,02	25031,53	33494,59	50683,55
1998	43033,89	53756,39	55599,28	45467,84	34923,72	26674,94	20893,15	22700,10	23388,97	33681,95	28782,32	39555,04
1999	58527,39	50424,57	59204,79	33989,65	25928,09	24145,68	22295,49	15747,41	16714,82	13822,91	20049,19	30961,18
2000	55248,94	67560,12	62111,06	38054,25	24920,64	21369,41	19744,68	18929,04	30082,21	18743,25	29197,82	45036,24
2001	40566,55	40306,09	38199,45	28839,60	22863,56	20487,16	17357,10	14789,90	15647,15	22083,11	26033,67	40339,18
2002	63535,41	70783,										

Série de Energia Natural Afluente – Subsistema Sul – Janeiro 1931 a Dezembro 2010.

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1931	6946,44	3042,57	3239,21	2193,65	17016,90	15968,40	12736,40	5750,17	14893,20	7563,23	4220,60	5079,99
1932	4924,32	7632,28	8573,63	22226,00	16472,70	13594,80	9661,44	6787,08	13051,90	13029,80	5453,44	7259,55
1933	2752,66	3318,15	2992,00	1795,39	2268,07	2471,67	2660,75	3985,36	5738,72	11401,10	4769,93	1994,00
1934	3919,08	8655,42	5435,17	7539,29	6494,75	4858,88	3843,25	5210,03	5690,51	6550,91	2739,89	5483,16
1935	2925,05	2252,51	3776,04	2152,05	1398,05	4722,11	9274,40	13343,70	16513,70	34566,50	8936,20	9892,88
1936	9761,37	3617,82	2998,56	2076,34	5816,47	24391,90	9266,06	14733,70	12298,00	12905,50	7110,23	4335,63
1937	4596,92	4228,68	7597,22	6321,40	3769,41	2901,37	4560,42	6566,76	8027,13	11683,70	11542,60	5122,61
1938	7904,08	13033,70	4273,80	6288,21	13581,70	17876,90	19561,00	5662,40	5146,20	4717,16	4627,24	2973,56
1939	3739,02	4483,83	8804,72	5698,47	10940,80	8005,68	7122,12	4193,54	9751,48	5808,69	14068,00	19953,10
1940	10019,60	7031,13	3999,21	7830,39	8062,18	5374,95	6037,67	7942,41	4625,91	7297,74	4178,67	6284,37
1941	6282,02	11474,80	6835,67	7600,42	16745,70	12236,80	8204,58	16179,00	9119,91	8940,47	11536,20	8729,54
1942	4310,96	9652,68	7642,72	10141,2	10738,70	8601,16	7983,83	7655,37	6075,63	7341,80	2881,98	2165,90
1943	1967,09	3288,61	2457,82	1597,00	3084,74	10942,90	7640,61	12631,40	10610,30	7913,39	4864,82	2742,69
1944	5825,94	3192,30	6313,55	2865,43	1475,37	2759,11	2554,05	1343,41	2466,02	2425,67	4347,95	3130,92
1945	1196,89	2746,05	3280,32	1617,65	1249,26	1921,35	6200,72	3892,07	3897,58	4235,26	2778,70	3129,97
1946	8550,16	19713,30	13158,40	5616,64	5458,25	9331,94	16107,80	6329,38	5489,63	9976,06	6231,25	8309,46
1947	6368,59	8734,98	6267,08	3321,95	4372,23	8314,85	6395,77	7959,70	15982,90	12987,20	5441,33	7046,64
1948	4770,80	7811,47	6666,87	7033,52	11502,70	6483,83	7672,31	16422,80	5399,22	7032,96	7655,62	2409,75
1949	2664,47	1498,97	3420,56	5968,09	4392,28	8178,93	4861,43	5154,94	7556,87	6202,65	2901,78	2135,19
1950	5442,6	5080,51	7919,80	3719,71	4912,18	4417,89	4031,25	8289,41	6063,55	18744,60	6960,95	5238,66
1951	6207,58	11821,90	11003,00	3637,20	2022,23	2022,61	2666,26	1303,06	1497,82	14718,20	10667,70	6138,95
1952	3475,96	3258,95	2129,09	1846,53	1009,40	7328,75	8624,07	3384,45	9905,73	15631,40	9535,86	4080,57
1953	4845,50	6487,45	3805,15	3647,62	3051,96	5231,88	4180,78	3389,70	12966,60	17126,80	14237,50	5972,20
1954	9388,92	6235,12	7531,96	6381,36	17137,50	19546,90	20219,50	6296,95	20732,60	24515,40	6441,77	4244,38
1955	3374,09	4508,76	4321,10	9682,15	13947,50	18970,80	23590,40	10435,40	9677,11	6115,29	3422,85	3549,84
1956	7693,77	7941,90	3175,46	11393,50	11878,00	6894,95	5761,22	9833,03	11375,60	6731,75	2937,82	2312,18
1957	4286,33	7728,63	4338,92	4409,79	4210,10	6355,33	18224,70	34044,80	32471,30	13004,40	9540,29	5814,07
1958	4311,45	3133,94	8412,13	3628,34	2410,84	7497,19	3836,40	9480,65	15863,40	12112,90	11199,40	10685,90
1959	5443,88	7392,62	4419,56	7530,35	7836,07	7353,40	5020,95	6385,30	10594,60	7178,99	3055,93	2404,30
1960	2229,67	4134,21	3496,08	3692,70	3187,32	5679,84	3646,21	12648,10	13620,60	11530,20	11322,60	5032,13
1961	4814,41	4566,78	15460,20	9123,92	6479,24	8182,15	6178,32	3502,49	20372,60	1228,70	17764,30	8175,80
1962	4483,30	5241,10	6237,42	3215,90	4382,56	3909,43	4425,23	3070,82	8789,80	10442,30	5502,76	2889,74
1963	4809,76	11142,30	10257,90	6163,23	3085,88	2320,37	2163,88	5745,44	7521,28	21261,90	19096,90	9195,44
1964	3254,26	4433,70	3391,43	5876,01	6576,32	5287,00	6195,00	10493,40	12454,50	7214,63	4011,69	3693,25
1965	3122,66	3933,43	3867,80	3339,52	12975,30	5336,56	13467,10	19851,20	20434,30	17774,00	10697,10	14695,60
1966	10091,80	20068,30	12625,10	5073,72	3334,67	8218,85	9357,29	8851,50	16929,70	15574,50	16928,70	11243,00
1967	7286,26	8711,07	10270,30	4691,27	2603,96	4873,35	5994,98	9467,22	17140,20	7554,47	5443,74	7289,17
1968	3914,12	3050,78	2219,65	2800,85	2353,02	1976,28	3753,91	1791,40	3816,47	3727,67	7907,17	5044,95
1969	9100,86	9754,52	7124,25	11979,40	6631,46	14016,10	9537,23	4497,95	6667,38	7389,40	11369,70	4669,33
1970	4843,85	4206,84	4082,77	3001,25	6888,62	13248,10	16115,10	6661,98	6763,77	9483,56	3734,28	10346,90
1971	20378,8	11001,70	11283,70	14486,40	17497,20	15680,20	12138,40	6590,30	6817,27	2629,59	2245,84	
1972	4249,95	11207,00	8401,51	7064,19	2931,84	13162,90	11114,90	22265,00	27985,50	17502,60	10551,00	9844,79
1973	10176,00	9936,62	6486,58	4992,39	12037,50	13972,30	17259,70	19936,30	22452,80	13891,10	8953,24	5054,77
1974	7684,65	8589,12	9320,07	4372,72	4053,77	9596,70	7020,73	5002,70	7962,63	3928,11	5728,66	4805,55
1975	5797,47	5574,51	5081,90	3351,42	2756,48	5596,54	4435,52	10756,40	17154,90	19651,90	9343,26	17462,40
1976	11945,40	6966,16	7635,37	5619,55	7310,83	13951,00	7770,10	16447,10	9942,78	6693,77	11211,70	10811,60
1977	9911,94	11593,60	8440,78	7490,31	3212,08	5833,61	7903,74	15744,60	6715,63	10810,80	10460,70	7308,21
1978	4367,07	3086,58	3690,40	1712,46	1361,26	1740,68	6539,44	5954,13	8454,54	4333,33	8285,97	5487,13
1979	3181,25	2090,92	2951,27	3752,71	15419,10	5578,25	7744,28	8026,81	8049,50	25004,10	18757,50	13433,70
1980	7279,03	5338,39	9225,86	4345,71	6098,65	4100,22	10038,50	17438,60	17187,90	11408,50	10790,60	15319,00
1981	12918,70	11010,60	4091,64	4003,86	3535,34	3826,46	3006,77	2663,92	6101,52	7106,25	7286,13	10267,70
1982	4139,33	5914,46	4268,39	2263,63	2255,66	11117,20	22253,00	10271,80	6127,46	19093,60	31910,10	15341,20
1983	9836,76	10671,80	17540,20	11142,50	31888,70	26430,90	67149,70	28570,20	16146,80	14314,70	11170,50	7073,49
1984	6946,44	6004,12	5591,03	6251,85	11046,60	18642,50	14112,90	27774,70	12388,80	11996,80	12401,10	8321,89
1985	4924,32	8579,11	5806,90	10129,50	7393,16	4285,09	4964,94	6343,52	6931,48	4012,25	4243,03	1376,15
1986	2752,66	4549,69	4365,46	8027,59	6737,95	7832,95	4512,82	6140,84	8486,67	8514,27	10602,30	9466,09
1987	3919,08	9126,04	3248,30	8951,67	27548,30	15933,20	13118,70	10402,70	7030,64	13089,00	5939,58	3626,23
1988	2925,05	5249,88	4026,66	4988,41	18355,10	13728,50	5620,76	2452,36	8320,20	6188,83	3965,11	2771,13
1989	9761,37	14153,70	7266,82	7372,84	12146,80	3462,99	8343,34	10499,40	28846,70	11711,10	5142,80	3093,59
1990	4596,92	10089,30	6436,75	12236,80	12688,70	30729,40	14147,90	13902,90	19530,20	23194,80	16714,10	7123,93
1991	7904,08	3525,40	2475,16	2833,91	2332,03	10021,30	7346,34	7484,86	2747,35	8091,36	7419,11	8960,59
1992	3739,02	7032,60	7886,89	6912,80	24175,10	27938,10	20658,70	16697,00	12495,20	7433,66	8255,41	5064,98
1993	10019,6	8960,63	8286,98	5691,63	12185,80	11090,90	18971,20	5976,91	11584,10	21510,10	6304,38	10585,70
1994	6282,02	13189,90	7431,54	6701,69	11370,50	15517,40	18853,40	6954,79	4491,47	10771,90	12601,30	7103,26
1995	4310,96	12445,20	7061,53	4084,03	2390,73	5026,41	11672,40	5811,07	7257,44	14386,90	5531,73	4067,28
1996	1967,09	16422,00	12537,80	10851,40	2976,65	7729,98	14612,80	10263,20	12918,20	17646,70	10687,40	8361,18
1997	5825,94	21697,70	8616,10	2848,35	3153,88	9732,40	11529,20	17932,40	7657,59	35484,80	33202,60	12593,20
1998	1196,89	23509,20	18271,00	30005,80	21197,80	8240,48	13491,50	24364,10	25811,80	24378,70	6936,72	5502,67
1999	8550,16	8095,83	5552,74	8465,28	4414,30	9754,88	19569,40	4747,09	5318,66	13327,80	5259,82	3930,17
2000	6368,59	6609,93	7818,12	4270,58	4759,73	5378,30	11449,50	6302,12	25508,50	24059,60	7586,96	5959,99
2001	4770,80	20047,10	10568,90	8745,43	11595,70	10735,50	13778,70	7646,47	9194,66	25269,80	7296,80	8135,78
2002	2664,47	5682,82	4475,32	3984,82	8949,58	10988,90	7025,80	11749,70	14493,50	18495,70	16877,00	16116,90
2003	5442,60	8653,00	7875,34	3815,86	4080,86	7464,00	6976,84	3068,41	2651,90	5501,70	7130,90	16584,30
2004	6207,58	4256,56	3075,17	3741,48	8274,55	7607,65	12081,50	4297,23	8268,21	13779,70	12289,10	5568,04
2005	3475,96	2687,20	2429,05	6090,43	14106,80	16756,50	9300,72	7608,88	25908,10	28604,60	12058,30	4028,35
2006	4845,50	3743,00										

Série de Energia Natural Afluente – Subsistema Nordeste – Janeiro 1931 a Dezembro 2010.

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1931	14125,10	13168,40	18892,40	20906,90	14299,60	7186,41	5559,29	4824,23	4242,93	4030,28	5862,97	6256,42
1932	11137,20	13524,10	9711,760	6163,33	4277,96	3856,08	3505,06	2977,39	2714,98	2784,06	5519,55	10225,00
1933	14894,20	16900,50	10348,30	8674,68	5985,68	4069,98	3778,01	3280,54	2746,48	3251,33	5568,27	9968,69
1934	17872,60	14160,30	8393,14	5256,16	5434,14	3639,85	3056,69	2769,36	3028,41	3035,96	3004,41	5006,64
1935	12961,60	16846,70	17225,30	13641,60	12534,30	6137,74	4750,86	3756,72	3164,20	3173,32	3744,08	6990,31
1936	8522,97	8119,83	12079,60	8956,33	6601,74	4022,08	3332,60	2855,03	2579,05	2905,24	4501,85	7883,83
1937	13395,20	16599,30	13607,10	9788,02	7269,40	4463,67	3735,04	3133,59	2719,52	2683,60	6520,00	13725,80
1938	17993,20	13539,80	11837,40	7454,38	5172,12	4258,45	3478,94	3053,64	2861,08	2701,95	4012,30	8782,86
1939	15030,30	17196,00	15825,30	6540,37	4810,34	3853,18	3315,25	3117,56	2897,97	3750,90	3212,75	5102,08
1940	9527,14	14465,60	20019,30	14581,70	6265,96	4448,47	3554,87	3187,30	2635,59	2809,38	5819,00	12219,40
1941	14352,70	14219,20	14671,30	14622,10	9244,10	5093,63	4257,68	3852,24	3076,85	3261,12	4918,88	7133,62
1942	13932,20	14144,60	15279,90	10896,10	7077,76	4674,34	3917,09	3415,27	3062,16	3952,12	6668,57	16552,90
1943	18874,10	26692,60	25196,60	16194,60	8975,08	6332,26	5321,86	4525,79	3900,60	4022,63	6525,88	16255,40
1944	18788,10	15242,80	14970,40	11700,60	7807,42	5232,42	4406,82	3858,95	3332,09	2953,06	5059,30	12042,10
1945	18242,00	20706,40	23718,00	22853,70	26009,70	13126	7897,29	6367,12	5179,66	5656,32	9584,40	17087,10
1946	20747,30	30723,80	13966,70	16285,00	11180,00	7437,52	6014,15	5211,27	4449,00	4591,88	6339,65	11613,80
1947	11025,20	14769,00	18107,80	23037,50	14050,50	7134,12	5756,58	4854,27	4668,00	4383,52	9586,05	13900,50
1948	18356,70	13844,40	16639,30	12656,50	6802,44	5572,00	4899,13	4144,14	3620,50	3778,92	4339,75	15970,50
1949	22517,00	27898,90	37415,70	23014,80	10792,10	7920,95	6493,27	5478,96	4696,43	4362,37	8738,24	9697,59
1950	13704,20	13483,60	10772,40	11710,70	8237,66	5249,97	4534,65	3946,31	3255,84	3726,33	6127,13	12177,60
1951	12840,80	12112,60	13977,60	14452,30	8121,11	5595,13	4467,50	3811,84	3297,39	3021,77	2849,21	4479,84
1952	9696,10	13423,40	17575,90	20656,30	10677,40	5959,58	4829,76	3973,10	3529,68	3473,21	4827,47	11082,00
1953	11746,30	5439,51	7863,21	11262,00	6190,81	3983,19	3358,48	2934,67	2596,73	3192,59	4513,49	9563,16
1954	13976,40	8209,17	9172,00	7819,56	4441,36	3732,39	2962,93	2645,37	2183,54	1961,48	2941,18	10451,60
1955	7957,80	12213,90	6847,98	7841,15	4732,81	3204,71	2749,38	2398,13	2061,03	1936,30	5983,16	10081,50
1956	15767,60	7715,18	13128,10	8735,66	5163,90	4932,98	4134,82	3224,11	2738,27	2489,77	4325,64	11649,00
1957	18054,90	21173,70	23074,80	24663,90	18875,90	8862,62	6314,89	5066,08	4197,21	4562,99	4208,62	12343,80
1958	11829,00	15375,60	11154,20	9586,51	7546,66	5156,47	4327,59	4326,74	3364,08	4323,01	5842,65	5038,31
1959	10992,10	11386,80	10193,00	8776,98	4211,92	3417,97	3087,83	2744,89	2489,98	2785,47	4833,32	7875,30
1960	10542,40	17527,50	27209,00	21548,90	7995,14	5568,9	4335,57	3656,32	3075,41	2748,03	3245,74	11855,50
1961	16792,60	22630,00	19210,80	11103,60	7008,88	5310,35	4297,48	3606,95	3030,63	3261,59	3174,51	4358,27
1962	10409,00	15919,10	13250,30	10155,80	6066,46	4459,46	3774,55	3116,64	2501,15	3281,42	5614,26	8825,33
1963	16252,70	19438,10	11265,50	5226,44	4380,99	3350,89	2942,70	2681,32	2374,77	2122,55	2729,46	4174,32
1964	12511,20	24177,20	17503,90	8959,41	5326,01	3674,83	3142,15	2895,34	2299,02	2609,30	7933,00	12581,50
1965	15316,60	14803,40	15911,30	18009,20	9080,99	5572,46	4499,13	3852,52	3205,24	4011,15	7768,86	12027,80
1966	12412,00	17865,00	19441,90	14468,10	7997,70	5757,97	4625,75	4078,24	3516,05	3541,50	5395,67	7563,45
1967	14674,60	13618,60	12862,60	13044,10	8219,55	4613,29	3895,90	3373,86	2903,87	2700,03	4616,36	12335,70
1968	16366,90	14646,60	20514,90	16157,60	7399,58	5037,73	4355,47	3947,10	3723,40	3758,39	5854,23	13610,60
1969	10164,10	12920,40	13701,00	8099,15	5165,43	3904,52	3431,22	3024,89	2567,90	2657,22	6742,02	15583,70
1970	19264,50	19019,40	15047,20	7905,18	6042,31	4404,88	3916,56	3394,67	3147,25	4667,80	9338,39	8853,13
1971	5270,00	4499,85	5320,35	5177,67	3787,53	2770,14	2639,89	2282,97	2276,13	3239,01	7506,97	18137,30
1972	15730,40	8458,09	9983,47	8875,90	5911,30	3858,76	3379,95	3175,84	2645,09	3881,56	5717,18	12049,70
1973	13662,50	11239,30	10974,90	13725,40	6672,59	4450,31	3784,08	3088,92	2533,66	3745,78	9424,87	13162,10
1974	13716,70	10813,50	12720,10	18223,00	10307,10	5441,68	4231,53	3722,63	3282,38	3265,07	5692,57	7521,26
1975	12656,30	12213,10	8454,16	7474,12	6388,34	3811,38	3827,17	2987,71	2474,95	2878,71	6857,87	8373,77
1976	6181,10	6033,47	6380,73	5469,83	3178,86	3074,61	2467,06	2292,11	2646,81	4519,82	6495,70	13694,20
1977	15114,00	18114,20	7080,30	6813,36	6113,05	4131,32	3540,94	2881,08	2718,41	3617,94	4186,75	8419,98
1978	16890,10	16523,20	20532,00	12569,80	8533,00	6844,51	4688,79	4492,45	3628,66	4461,25	6169,38	11193,60
1979	18895,00	29515,30	46244,20	23461,60	11405,70	8314,25	6774,10	5893,89	5856,26	6030,23	9559,89	9908,34
1980	18615,70	30802,80	32685,00	13974,60	10935,20	7147,07	6604,60	5631,74	5009,94	5325,56	6674,34	13797,20
1981	17437,10	15454,30	14648,40	18947,30	8929,79	6250,75	5090,52	4547,73	4209,46	5391,87	12710,00	18116,40
1982	21132,80	23344,70	22226,50	20862,00	12374,40	8070,38	6338,90	5363,17	4908,40	5027,94	5058,94	5516,94
1983	14609,60	22724,30	28135,60	21402,40	14005,60	8126,14	6320,25	5725,19	4503,43	5910,06	11280,30	17501,30
1984	19163,40	9709,44	8414,42	12461,80	6341,91	4395,22	3884,17	3482,62	4183,70	4541,15	5497,21	11575,30
1985	18561,20	24975,60	22083,50	22032,90	9928,55	6173,58	4920,00	4415,51	4228,53	5486,33	6924,42	11449,50
1986	18699,90	22754,10	15554,30	7629,79	5659,88	4238,10	3921,18	3863,10	3659,80	3235,83	3756,08	5718,75
1987	9723,99	7973,10	8219,23	9152,02	5601,02	3733,28	3422,90	2758,91	2699,19	3095,83	4531,70	10749,10
1988	16159,10	10963,50	13621,50	10385,60	6479,82	3915,09	3330,67	3331,25	3200,33	3287,94	5144,64	8169,35
1989	11197,20	7855,37	9536,37	6031,13	4211,77	3289,70	3236,75	3016,31	2824,70	3095,17	5364,44	20432,40
1990	28070,70	12452,10	9685,26	6656,07	4260,91	3400,45	3493,58	3213,10	3235,98	3547,53	4462,43	5188,85
1991	10441,20	15734,80	14345,50	15656,9	7792,41	4840,52	3858,43	3521,11	3293,10	4173,49	6205,01	9603,80
1992	15200,30	29990,60	39291,50	13271,00	8670,16	5729,84	4636,13	4242,80	4257,91	5671,78	12715,20	16234,40
1993	18079,30	13811,80	12530,60	7947,56	5715,31	4335,30	3789,49	3626,50	3238,59	3811,85	4035,69	5838,26
1994	15088,60	14585,10	14956,70	15333,10	6898,23	4949,40	4216,52	3444,73	3417,42	2701,58	3053,08	9120,54
1995	8983,17	8890,96	9307,87	8453,44	5580,41	4255,06	3319,76	2933,02	2341,18	2780,42	5087,68	9733,56
1996	13805,80	7080,65	6496,69	5737,27	4017,49	3149,29	2640,62	2091,89	2041,25	2457,60	5121,70	10198,10
1997	17758,00	14930,40	13838,70	13664,50	7950,47	5297,87	4072,96	3657,55	3213,80	3326,54	3881,04	9220,51
1998	10343,50	9773,31	9553,62	4845,90	3612,50	2865,26	2496,58	2296,32	2048,54	2095,71	5885,74	9941,97
1999	9341,40	5688,98	11718,00	7663,98	3947,01	2798,95	2387,68	2086,68	2336,88	1881,71	4864,97	10074,80
2000	13158,60	15046,60	13521,60	11027,70	5505,18	3711,35	2932,09	3003,76	2783,17	2465,33	5288,68	11429,60
2001	10240,70	5360,85	5358,85	4028,08	2642,26	2554,96	2069,85	1918,40	2028,76	2299,59	3598,95	6486,11
2002	16854,20	14634,30	10688,80	6945,24	3356,70	2720,12	2581,28	2026,01	1582,93	2072,93	2833,38	5528,74
2003	12301,40	13178,20	8016,54	7894,60	4144,73	3007,91	2644,25	2261,83	2063,75	1527,38	2496,33	4818,84
2004	9778,76	14874,40	20160,40	15946,00	8502,59	4503,29	3900,70	3027,23	2710,14	2705,85	3194,45	5399,46
2005	11834,70	14907,40	14563,00	12383,40	6688,96	4403,74	3544,56	2944,79	2880,89	2729,05	4077,95	13017,90
2006	12967,5											

Série de Energia Natural Afluente – Subsistema Norte – Janeiro 1931 a Dezembro 2010.

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
1931	10764,60	13701,70	22321,10	22017,00	10086,20	5925,28	4116,92	2934,05	2279,70	2338,89	4396,85	5537,17
1932	8901,83	13076,00	13490,60	9930,23	6171,50	4169,78	2723,51	1694,59	1464,00	1872,62	3447,98	5940,68
1933	9198,56	12771,30	13007,60	13454,80	8924,89	4778,86	2979,09	2080,08	1496,91	1465,88	3792,13	7253,49
1934	11526,60	11480,80	13516,50	12405,80	9330,48	4897,18	3031,18	2055,23	1216,45	1610,96	2069,27	5160,58
1935	11980,10	17085,10	17773,20	21895,30	14937,70	8206,05	4613,44	3452,95	2582,93	2581,98	3875,23	7392,99
1936	9231,13	12586,50	17648,60	15815,20	10981,20	5433,02	3392,90	2406,97	1722,87	1869,96	2905,88	5018,98
1937	7646,98	10511,90	11437,50	12704,70	9143,34	4768,16	3100,46	2033,49	1089,30	1595,15	3949,55	8676,00
1938	12031,80	11949,70	13144,00	12635,30	8056,53	4423,39	2850,03	1978,96	1349,48	1453,93	2369,22	5034,81
1939	8752,22	12550,70	10498,20	10665,70	7076,59	3983,92	2955,93	2154,08	1530,35	2434,18	3822,83	5121,94
1940	9628,54	17725,90	23891,60	19704,90	10337,90	6052,54	4117,77	3094,00	2424,80	2625,39	4638,01	8092,67
1941	11090,70	11816,80	13254,30	14599,40	8449,88	4484,33	2966,22	2228,80	1505,75	2182,20	4862,40	7511,18
1942	11040,40	15793,60	21226,00	15215,20	9929,07	5712,87	3679,25	2611,98	2049,78	3577,23	5071,88	11512,20
1943	22959,80	27602,00	23034,00	20829,60	13056,90	6627,46	4606,51	3491,59	2296,79	3065,25	5414,96	11044,10
1944	12307,80	13260,90	14220,60	13526,80	7957,33	4644,15	3171,50	2227,21	1529,94	1303,42	3254,39	6883,48
1945	16975,80	21171,10	19581,60	20705,00	15720,60	9681,98	5091,80	3554,01	2687,04	3752,02	7009,73	11282,80
1946	14993,20	13925,60	12847,80	12781,80	8174,26	5490,19	3399,52	2250,71	1620,93	1358,59	2288,35	3826,73
1947	6878,05	11498,00	16898,40	20887,40	11052,4	5508,61	3611,41	2851,16	2417,35	2303,93	5162,61	7410,78
1948	11097,50	11120,40	13963,20	14408,40	7932,94	4338,36	2908,66	2011,42	1544,11	1609,56	2027,55	10384,80
1949	14766,90	17066,00	16191,10	13377,30	8818,21	4967,69	2909,65	2016,08	1389,56	1264,35	2664,84	4131,19
1950	4961,64	6289,69	9954,68	11381,90	8767,82	4344,14	2669,92	1958,62	1497,38	1650,46	2479,47	4305,40
1951	6884,67	8603,39	8342,29	11115,30	7876,77	4609,78	2603,49	1695,21	1222,00	1152,67	1237,75	2781,33
1952	5926,09	5191,55	11280,70	11705,00	8698,98	4327,83	2527,59	1683,92	1293,37	1152,11	1560,33	4531,32
1953	7060,81	5235,04	7137,43	9035,62	6120,94	2964,12	1857,35	1308,74	1086,38	1706,33	2509,65	4627,56
1954	8502,16	10002,10	10634,60	10911,30	7690,64	4352,45	2674,66	1609,31	1102,13	926,79	1527,27	5356,16
1955	5696,00	9400,03	8617,29	9192,77	6671,79	3686,18	2313,43	1635,07	1260,34	1206,77	2351,58	4580,07
1956	8212,44	7120,91	11912,20	10767,90	8129,41	4684,50	2940,44	2156,99	1766,97	1619,84	5261,96	12170,70
1957	20118,90	19330,50	25701,30	30409,40	16320,20	9039,71	5120,98	3646,09	2851,35	2842,30	2509,30	5112,40
1958	8832,67	14034,10	14462,20	16502,90	11919,20	6278,85	3231,45	2332,13	1719,84	1906,85	2519,09	3367,06
1959	12053,20	17215,70	16691,30	15132,10	9278,38	5160,94	3349,28	2179,01	1579,14	1526,37	2352,34	3550,76
1960	6748,63	14023,30	18673,30	17027,50	9795,81	5681,93	3400,60	2151,95	1590,93	1467,52	2315,45	5424,11
1961	10052,80	15156,30	15685,80	12276,90	7704,56	4329,20	2598,48	1870,36	1391,65	1162,02	1472,97	2339,23
1962	4700,45	8779,32	10939,20	10597,90	6708,78	3233,94	2148,17	1637,84	1378,66	1425,21	2095,03	4054,49
1963	9676,97	11850,80	12149,30	8906,38	7307,45	3937,52	2764,81	2014,81	1484,32	1243,38	1646,23	2141,02
1964	10058,30	17999,90	16677,70	13809,20	9043,64	4791,96	2858,54	2011,91	1481,94	2096,39	3376,73	6351,05
1965	7288,74	10073,70	13562,80	17549,10	12262,10	5639,80	3095,51	2170,88	1714,91	2000,91	3122,21	5995,00
1966	8259,98	14391,00	15623,10	13913,20	8491,01	4726,17	2852,32	2042,90	1630,64	1753,78	2492,12	3976,67
1967	6763,84	8872,39	12660,10	14121,10	9783,75	4825,71	2801,35	1948,46	1510,37	1484,22	2477,64	4147,86
1968	7258,96	9659,05	20808,80	15941,50	10269	5298,63	3072,52	2094,46	1738,19	1704,32	2689,96	9871,55
1969	8613,73	11539,90	13956,10	11978,40	7286,87	3909,93	2449,38	1744,46	1443,48	1469,36	2240,32	4894,62
1970	10017,70	13931,00	18234,60	13545,40	9033,64	3967,42	2485,09	1853,80	1526,81	1857,98	3624,34	3517,28
1971	3666,04	5313,27	7313,05	10658,20	7357,32	3848,99	2406,30	1752,22	1441,53	1684,33	3484,82	6164,66
1972	6663,70	9162,66	12311,60	12010,00	6516,13	3313,92	2140,33	1675,31	1429,13	1535,33	2089,45	4092,64
1973	8511,49	8095,41	12454,50	15568,40	10169,70	4743,41	2922,53	2197,47	1650,13	2275,52	4025,42	7400,28
1974	8611,65	13441,70	19320,30	22330,00	19414,20	9164,52	4421,51	2872,7	2342,76	2410,18	3355,90	5091,47
1975	7613,63	13264,70	13210,90	15994,40	12824,20	5882,70	3552,21	2436,93	1887,84	1863,67	2857,94	4037,48
1976	5524,29	8718,19	11258,80	11189,70	7266,30	4093,47	2594,94	1825,97	1530,90	2259,78	3397,65	6502,39
1977	9030,25	18366,40	15513,80	14289,60	13801,60	6419,07	3502,12	2277,34	1797,99	2310,81	2922,05	5070,36
1978	15399,40	15909,50	24678,50	19003,80	14087,50	7050,92	3863,89	2800,26	2130,84	2211,23	2571,10	4837,93
1979	12692,20	25616,00	23295,00	18327,20	11143,30	5254,98	3288,75	2498,54	2467,08	2556,33	3699,22	4316,47
1980	10998,20	24661,60	31954,00	21910,20	11116,60	5550,25	3636,84	2707,32	2309,92	2384,79	3321,80	7884,53
1981	14661,60	15572,60	13606,60	17517,80	9830,28	4988,67	3222,82	2417,68	2027,17	2092,01	4661,18	7375,22
1982	14633,80	21225,50	19490,70	18181,50	11587,50	5933,36	3432,49	2505,67	2181,94	2437,78	2660,18	2907,43
1983	6216,73	18635,30	15320,20	16400,90	8094,02	4031,11	2601,23	2074,65	1777,39	1998,53	2916,97	6254,51
1984	8297,40	8721,72	10284,90	15090,50	10418,80	4335,28	2591,85	1962,27	1899,60	1828,79	2466,09	3246,38
1985	9196,60	19358,70	18340,30	21349,60	15183,50	6525,35	3430,85	2362,95	1823,65	2487,59	4096,16	8369,08
1986	19342,80	17232,90	18646,80	16101,90	10590,90	5164,55	3137,81	2201,62	1921,83	2718,52	3183,01	3871,32
1987	5931,13	6656,68	12270,10	13049,60	6873,70	3318,43	2162,15	1724,11	1454,33	1608,16	2290,45	5753,73
1988	9180,04	10459,50	16096,40	16285,20	11286,70	5026,76	2927,25	2093,24	1721,86	1828,52	3060,59	7173,77
1989	9416,19	10427,50	13791,10	16349,40	12553,50	5468,79	3284,79	2343,67	1983,66	2052,82	4055,88	13208,70
1990	22247,20	14463,30	17700,00	13965,50	8148,78	4275,79	2918,89	2064,33	1984,72	2059,85	2459,73	3513,15
1991	7945,29	11023,50	13327,90	17583,90	13156,20	6055,52	3102,87	2365,83	1880,30	1873,16	2513,33	4363,94
1992	7038,20	21617,50	15012,50	14470,30	8728,40	4024,32	2457,63	1903,94	1826,77	1956,30	3383,13	8380,30
1993	10249,00	11362,20	12964,40	11321,40	7197,71	3390,40	2251,09	1767,93	1637,47	1873,94	2342,38	4052,29
1994	10561,20	13870,20	19500,50	17598,30	9708,12	4960,57	3152,66	2203,19	1789,40	1770,13	2061,99	4975,04
1995	9307,68	14012,20	14377,10	17047,80	14969,50	7748,84	3584,15	2412,60	1738,10	1745,17	2931,85	6501,10
1996	10137,90	9216,62	11699,00	12951,90	9336,12	4478,63	2843,17	2083,04	1538,80	1898,70	3078,39	4149,48
1997	9691,88	12954,70	18713,60	23686,90	16474,90	6850,15	3891,80	2581,66	2068,81	2026,41	2365,58	4175,05
1998	6641,33	8785,11	11690,70	8087,03	4806,97	2691,40	2044,31	1297,50	1263,61	1312,28	2480,40	5042,58
1999	7869,47	7624,86	12341,90	9939,86	8043,06	3616,68	2305,35	1649,10	1421,15	1575,32	2969,95	7353,93
2000	14174,40	15785,30	19975,30	17047,20	11628,30	4617,41	3105,25	2222,38	1887,01	1899,05	3269,89	8017,74
2001	9063,34	9588,75	12574,50	13127,60	6894,65	4013,27	2528,32	1805,98	1413,76	1767,08	2891,60	6531,09
2002	18352,00	17346,70	14180,20	13941,80	7241,51	3746,27	2143,60	1470,75	1266,45	1401,87	2069,99	2981,54
2003	6822,93	10576,60	13890,50	15608,40	8827,41	4016,95	2315,20	1641,76	1280,13	1247,22	2312,20	3357,46
2004	8028,50	22099,80	23453,00	21081,30	11590,00	4695,71	2831,38	2022,38	1572,96	1626,05	2300,33	3756,06
2005	6426,67	12556,70	18291,40	15459,80	10849,80	4430,73	2537,27	1601,56	1251,68	1297,18	1813,30	6082,14
2006	10229,00	10253,90	13									