

## 5

### Estudo de Casos

Esse capítulo apresenta os resultados obtidos com o estudo de caso desse trabalho, que consiste em aplicar o modelo proposto, o Processo Estocástico Neural (PEN), para tratar as séries de Energia Natural Afluente (ENA), como descrito no capítulo 4. Sugeriu-se 3 tipos de modelagem para o PEN nesse estudo de caso:

1. PEN versão original;
2. PEN utilizando ruídos provenientes de uma distribuição Lognormal de três parâmetros.
3. PEN aglomerando os 4 subsistemas em uma única Rede Neural Artificial (RNA).

Como foi visto, existe um histórico de ENA para cada subsistema do Sistema Interligado Nacional. A fim de facilitar a representação desses subsistemas nos resultados aqui apresentados, fez-se a seguinte codificação: 1 representa o subsistema Sudeste/Centro-Oeste, 2 representa o subsistema Sul, 3 representa o subsistema Nordeste e 4 representa o Subsistema Norte.

A diferença entre a modelagem 1 e 2 do PEN ocorre apenas na geração de cenários. O PEN de cada subsistema é ajustado com a sua série de ENA e, para a geração de cenários, pode-se usar os ruídos provenientes da distribuição dos seus resíduos (modelagem 1) ou usar ruídos provenientes de uma distribuição Lognormal de três parâmetros, incorporando nos cenários, por meio da matriz  $D$  na equação 4-10, a correlação espacial entre os subsistemas (modelagem 2). Já o PEN que aglomera os 4 subsistemas (modelagem 3) deixa a cargo das RNAs capturarem não só a correlação mensal mas também a correlação espacial entre as séries de ENA.

Nesse capítulo, são avaliados os resultados obtidos em cada modelo, os quais são comparados com os resultados do modelo PAR(p), utilizado atualmente no setor elétrico brasileiro para gerar cenários sintéticos de ENA. Deste modo, implementou-se uma versão do modelo PAR(p), seguindo as descrições apresentadas nas seções 2.1.2 e 4.2.1.

Todos os programas foram implementados utilizando-se MatLab versão 7.7(R2008b) [43].

## 5.1

### **Análise do ajuste do modelo para a série de Energia Natural Afluente de cada Subsistema**

#### 5.1.1

##### **Modelo Processo Estocástico Neural**

Os resultados aqui apresentados são referentes à modelagem do processo estocástico neural (PEN). Essa modelagem descrita aqui serve para as três versões do modelo descritas na introdução deste capítulo, mas utiliza-se na explicação o PEN na versão original, apresentada na Seção 4.1. Conforme descrito nessa seção, na definição da estrutura de cada  $PEN(p, l)$  decidiu-se testar 4 tipos de ordem (quantidade de termos passados consecutivos da série usados nas entradas das redes neurais artificiais (RNAs) do PEN), cujas defasagem são de  $p = 3, 6, 9$  ou  $11$  meses passados. Para cada uma das ordens, considerou-se  $l$  possibilidades de neurônios na camada escondida de cada RNA, com  $l = 1 \dots 20$ . Logo, para cada mês, treinou-se 80 configurações de RNAs. Além disso, cada uma dessas 80 configurações de RNA foram treinadas 10 vezes, com diferentes inicializações dos pesos sinápticos.

Durante o treinamento gerou-se um arquivo com todas as informações de avaliação por meio das medidas de desempenho definidas na Seção 4.1.2. O início desse arquivo está presente na Tabela 5.1, o qual informa a ordem  $p$ , o número  $l$  de neurônios na camada escondida das RNAs do PEN, o número da inicialização dos pesos de um treinamento das RNAs e os resultados das medidas de desempenho calculadas por cenário e individualmente por mês.

Após o treinamento de todas as configurações estabelecidas, analisou-se todos os resultados e escolheu-se, para cada medida de desempenho, a configuração de RNA que obteve o melhor desempenho - menor MAPE ou Média de resíduos das RNAs mais próxima de zero - em cada mês e em cada subsistema. Dessa forma é possível, com cada medida de desempenho, definir as configurações das 12 RNAs de um modelo  $PEN(p, l)$ . A Tabela 5.2 apresenta, para cada subsistema, as configurações de RNAs escolhidas com as medidas de desempenho referentes aos seguintes cenários: de validação, unificado (construído com os padrões de dados unificados e RNAs salvas na mesma época) e unificado redes diferentes (construído com os padrões de dados unificados com RNAs salvas em épocas diferentes). A tabela contém o valor da medida de desempenho, que consiste no melhor desempenho obtido dessa

|                                      |          |
|--------------------------------------|----------|
| Configurações das Redes              |          |
| Ordem                                | 3        |
| Neurônios na cam. escond.            | 1        |
| Inicialização                        | 1        |
| Treinamento interrompido por cenário |          |
| época                                | 4        |
| Mape Val.                            | 15,03    |
| Média Val.                           | 745,52   |
| D.Padrão Val.                        | 6766,48  |
| Mape uni.                            | 21,82    |
| Média uni.                           | 739,51   |
| D.Padrão uni.                        | 9370,85  |
| Mape uni.dif.                        | 22,23    |
| Média uni.dif.                       | 17,3     |
| D.Padrão uni.dif.                    | 9585,71  |
| Treinamento interrompido por mês     |          |
| Mês                                  | 1        |
| época                                | 13       |
| Mape Val.                            | 14,12    |
| Média Val.                           | 1260,22  |
| D.Padrão Val.                        | 8528,42  |
| Mape uni.                            | 24,65    |
| Média uni.                           | -1031,86 |
| D.Padrão uni.                        | 14177,2  |
| Mape uni.dif.                        | 24,35    |
| Média uni.dif.                       | -568,69  |
| D.Padrão uni.dif.                    | 14417,84 |
| Mês                                  | 2        |
| época                                | 350      |
| Mape Val.                            | 15,75    |
| Média Val.                           | 4529,78  |
| D.Padrão Val.                        | 8946,7   |
| Mape uni.                            | 25,78    |
| Média uni.                           | 7671,78  |
| D.Padrão uni.                        | 14852,93 |
| Mape uni.dif.                        | 27,69    |
| Média uni.dif.                       | 38,07    |
| D.Padrão uni.dif.                    | 16483,97 |

Tabela 5.1: Parte do arquivo com resultados da estimativa do PEN

medida dentre todos os resultados analisados, a ordem  $p$  e o número  $l$  de neurônios na camada escondida das 12 RNAs de um  $\text{PEN}(p, l)$ .

As tabelas que se encontram na Seção A.1 do Apêndice A, apresentam as configurações de RNAs escolhidas com as medidas de desempenho mensais (que foram apresentadas na Seção 4.1.2), para cada subsistema. Nesse caso, como as RNAs de cada mês foram escolhidas em épocas diferentes, elas terão configurações diferentes, ou seja, os parâmetros de cada modelo  $\text{PEN}(p, l)$  vão ser, respectivamente, as ordens distintas de cada mês,  $p = p_1, p_2, \dots, p_{12}$ , e os números de neurônios na camada oculta distintos de cada RNA,  $l = l_1, l_2, \dots, l_{12}$ .

| Subsistema               | critério      | valor | ordem | # neurônios |
|--------------------------|---------------|-------|-------|-------------|
| Sudeste/<br>Centro-Oeste | Mape val      | 11,10 | 9     | 3           |
|                          | Mape uni.     | 21,06 | 6     | 10          |
|                          | Mape uni.dif  | 21,29 | 6     | 3           |
|                          | Média val     | 3,27  | 3     | 12          |
|                          | Média uni.    | 2,73  | 11    | 13          |
|                          | Média uni.dif | 0,27  | 6     | 6           |
| Subsistema               | critério      | valor | ordem | # neurônios |
| Sul                      | Mape val      | 38,20 | 6     | 4           |
|                          | Mape uni.     | 54,25 | 11    | 1           |
|                          | Mape uni.dif  | 58,49 | 6     | 3           |
|                          | Média val     | 15,07 | 11    | 17          |
|                          | Média uni.    | 0,44  | 9     | 17          |
|                          | Média uni.dif | 4,04  | 6     | 16          |
| Subsistema               | critério      | valor | ordem | # neurônios |
| Nordeste                 | Mape val      | 27,64 | 9     | 14          |
|                          | Mape uni.     | 29,34 | 9     | 5           |
|                          | Mape uni.dif  | 29,60 | 11    | 1           |
|                          | Média val     | 37,64 | 3     | 17          |
|                          | Média uni.    | 36,89 | 9     | 14          |
|                          | Média uni.dif | 38,04 | 6     | 11          |
| Subsistema               | critério      | valor | ordem | # neurônios |
| Norte                    | Mape val      | 15,19 | 6     | 15          |
|                          | Mape uni.     | 24,59 | 9     | 1           |
|                          | Mape uni.dif  | 24,38 | 11    | 1           |
|                          | Média val     | 0,75  | 3     | 20          |
|                          | Média uni.    | 0,31  | 6     | 11          |
|                          | Média uni.dif | 2,80  | 3     | 16          |

Tabela 5.2: Configurações de RNA escolhidas com as medidas de desempenho de cenários

Para cada RNA  $m$  de um modelo  $\text{PEN}(p, l)$ , com  $m = 1 \dots 12$ , encontra-

se a distribuição de probabilidade teórica que consiga a melhor aderência com a sua série de resíduos. Como comentou-se na Seção 4.1.3, decidiu-se buscar a distribuição de probabilidade para dois conjuntos de resíduos:

1. Resíduos mensais: referentes aos 69 resíduos obtidos no treinamento da RNA do mês  $m$  do modelo  $PEN(p, l)$ ;
2. Resíduos da configuração: referentes aos 690 resíduos obtidos nos treinamentos da configuração da RNA do mês  $m$ , dado que cada configuração foi treinada 10 vezes.

Usou-se o programa @Risk [56] para ajustar o conjunto de resíduos a uma distribuição de probabilidade teórica e validar a aderência dessa distribuição aos resíduos pelo teste de Kolomogorov-Smirnov (apresentado na Seção 2.3). A partir da série de resíduos, é possível obter um gráfico, como o apresentado na Figura 5.1, contendo o tipo da distribuição de probabilidade e os seus parâmetros, à qual corresponde a distribuição de probabilidade que teve o maior índice de aderência com a amostra (série de resíduos) analisada. Isso foi feito para as séries de resíduos de cada configuração de RNA escolhida pelas medidas de desempenho presentes na Tabela 5.2 e nas tabelas da Seção A.1. Na Seção 5.2.1 são apresentadas as distribuições que fazem parte das estrutura de modelos  $PEN(p, l)$  escolhidas.

Ao determinar a configuração da RNA e a distribuição de probabilidade da componente estocástica (CE) de cada mês que compõe a estrutura de um modelo  $PEN(p, l)$ , é possível utilizá-lo para gerar cenários sintéticos de Energia Natural Afluente (ENA).

### 5.1.2

#### Modelo PAR(p)

Como o PAR(p) é o modelo atualmente utilizado para gerar cenários de Energia Natural Afluente (ENA) no planejamento de médio prazo do sistema hidrotérmico brasileiro, implementou-se uma versão desse modelo para comparar as aderências dos seus cenários com as aderências dos cenários gerados pelo Processo Estocástico Neural, modelo proposto nessa tese. Como existe um histórico de ENA para cada subsistema, ajustou-se um modelo PAR(p) a cada uma dessas séries históricas.

Dividiu-se o histórico de ENA em duas amostras: *in-sample* e *out-sample*. Manteve-se os 5 últimos anos do histórico no conjunto *out-sample* e os demais anos no conjunto *in-sample*. O conjunto *in-sample* foi usado para estimar os parâmetros do modelo. Calculou-se as funções de autocorrelação (ACF)

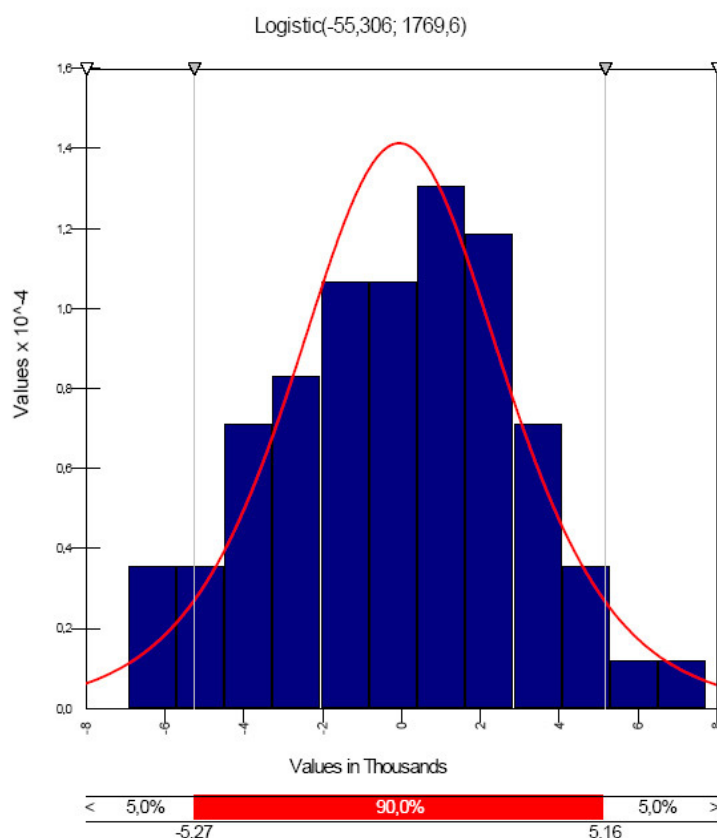


Figura 5.1: Exemplo de distribuição de Probabilidade e seus parâmetros

e autocorrelação parcial (PACF) para determinar a ordem  $p$  de cada período (no caso mês) do modelo PAR( $p$ ), como foi descrito na Seção 2.1.2. Portanto, a ordem  $p$  do modelo contém 12 componentes que representam a ordem de cada mês. Atualmente no modelo, o valor máximo considerado para a ordem de um dado mês é seis ( $p = 6$ ) e essa restrição foi mantida nessa implementação. A tabela 5.3 mostra a ordem definida para cada mês no PAR( $p$ ) de cada subsistema.

| Subsistema | Mês |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |
|------------|-----|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
|            | J   | F | M | A | M | J | J | A | S | O | N | D |
| 1          | 5   | 6 | 1 | 2 | 3 | 1 | 3 | 1 | 1 | 3 | 1 | 4 |
| 2          | 1   | 1 | 4 | 5 | 1 | 5 | 4 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 3          | 6   | 4 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 3 | 2 | 5 |
| 4          | 1   | 4 | 1 | 1 | 1 | 1 | 3 | 1 | 5 | 2 | 5 | 1 |

Tabela 5.3: Ordem dos meses definida para o PAR( $p$ ) de cada subsistema

Após definir a ordem e ajustar os parâmetros de cada mês do PAR( $p$ ) é possível utilizá-lo para gerar cenários sintéticos de ENA.

## 5.2

### Análise dos Cenários Sintéticos de Energia Natural Afluente

Nesta seção são apresentados os resultados das análises dos cenários sintéticos de Energia Natural Afluente (ENA) gerados por cada modelo. Dado que o horizonte do planejamento de médio prazo do sistema hidrotérmico brasileiro é de 5 anos divididos em etapas mensais, decidiu-se gerar cenários com o mesmo horizonte.

Como foi comentado, os históricos de ENA utilizados abrangem os anos de 1931 até 2005. Tanto no modelo PEN quanto no modelo PAR(p), dividiu-se esse histórico em 2 conjuntos. Um conjunto compreende os anos de 1931 até 2000 (o conjunto de treinamento no PEN e de *in-sample* no PAR(p)) e é usado para ajustar os parâmetros dos modelos, por isso é considerado o conjunto de estimativa dos modelos. O outro conjunto compreende os anos de 2001 até 2005 (o conjunto de validação no PEN e de *out-sample* no PAR(p)), é considerado o conjunto de teste.

Nos experimentos apresentados, foram gerados 200 cenários de 60 meses de ENA de cada subsistema. Todos os modelos utilizam o último ano do conjunto de estimativa (ano 2000) para disparar os cenários sintéticos gerados.

#### 5.2.1

##### Análise de Aderência

O objetivo dessa seção é analisar a qualidade dos cenários obtidos através de testes estatísticos, verificando se as séries sintéticas são igualmente prováveis à série histórica de Energia Natural Afluente (ENA).

Os testes utilizados são os testes de aderência apresentados na Seção 2.3. Aplicou-se o teste  $t$  para avaliar se a média dos cenários é estatisticamente igual à média do histórico. A análise deste teste foi baseada nos  $p$ -valores obtidos. A Figura 5.2 exemplifica como esse teste é realizado. Observe que é calculada a média dos 200 valores de cada mês em cada ano dos cenários. Também é calculada uma média mensal dos  $N$  anos do histórico. O Teste  $t$  compara se a média dos cenários de cada mês é estatisticamente igual à média histórica do mês correspondente. Isto é, a média de cenário de janeiro do ano 1 é comparada com a média histórica do mês de janeiro, e assim por diante, até a média de cenário de dezembro do ano 5 ser comparada com a média histórica do mês de dezembro. Em cada teste realizado obtém-se um  $p$ -valor. Caso esse  $p$ -valor esteja acima do nível de significância, que aqui foi considerado o valor *default* de 5%, aceita-se essa hipótese do teste: a média de cenário de um mês é estatisticamente igual à média histórica desse mês.

Isso é feito para todos os meses de todos os anos dos cenários, dando um total de 60  $p$ -valores. A porcentagem da quantidade de  $p$ -valores acima do nível de significância indica o desempenho dos cenários gerados. Quanto mais perto de 100% estiver o resultado do Teste  $t$  maior é a indicação de que os cenários conseguiram reproduzir o primeiro momento da série histórica.

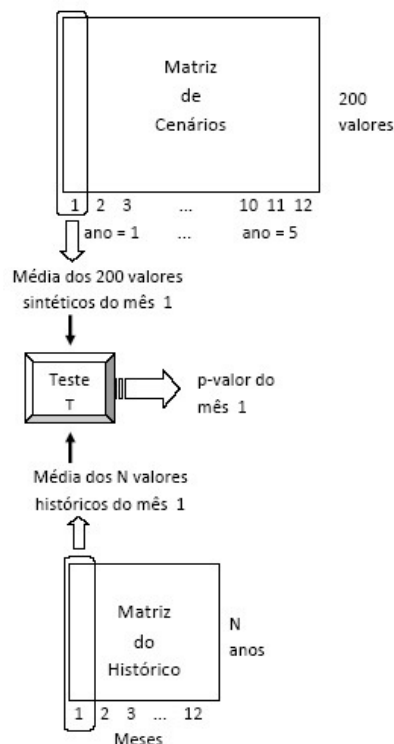


Figura 5.2:  $p$ -valor do Teste  $t$

De maneira análoga foi aplicado o teste de Levene para avaliar se a variância de cada período dos cenários é estatisticamente igual à variância do histórico do mês correspondente. Se o resultado do teste de Levene estiver próximo de 100%, significa que os cenários conseguiram reproduzir bem o segundo momento da série histórica.

O teste de Kolmogorov-Smirnov foi aplicado para verificar se os cenários provêm da mesma distribuição de probabilidade do histórico. A análise deste teste também foi baseada nos  $p$ -valores obtidos. Se o resultado do teste for próximo de 100% é uma indicação de que os cenários reproduziram bem o comportamento da série histórica.

Como descreveu-se, o histórico de Energia Natural Afluente (ENA) foi dividido em 2 conjuntos, um o conjunto de estimativa para estimar os parâmetros do modelo e um conjunto de teste para validar o modelo, utilizou-se este último para os testes estatísticos. Contudo, o conjunto de teste é formado



apenas pelos últimos 5 anos do histórico, portanto, não tem informações suficientes sobre o comportamento de toda a série histórica de ENA. Por esse motivo, decidiu-se também fazer uma avaliação dos cenários com o conjunto de estimativa, a fim de se obter uma informação mais completa da aderência dos cenários à série histórica, para se avaliar os modelos.

### Aderência dos cenários gerados pelo PAR(p)

A Tabela 5.4 apresenta os resultados dos testes aplicados aos cenários, de cada subsistema, gerados pelo PAR(p), com os dois conjuntos de dados históricos: conjunto de teste e conjunto de estimativa. Na Seção A.3.1 a Tabela A.6 contém os gráficos destes testes, onde são plotados os  $p$ -valores de cada mês dos 5 anos.

| Subsistema | Teste  | Histórico<br>Teste | Histórico<br>Estimativa |
|------------|--------|--------------------|-------------------------|
| 1          | $t$    | 100%               | 90%                     |
|            | Levene | 100%               | 99%                     |
|            | K-S    | 100%               | 94%                     |
| 2          | $t$    | 97%                | 100%                    |
|            | Levene | 100%               | 100%                    |
|            | K-S    | 100%               | 92%                     |
| 3          | $t$    | 47%                | 89%                     |
|            | Levene | 100%               | 99%                     |
|            | K-S    | 50%                | 95%                     |
| 4          | $t$    | 95%                | 99%                     |
|            | Levene | 99%                | 99%                     |
|            | K-S    | 75%                | 99%                     |

Tabela 5.4: Análise dos cenários gerados no PAR(p)

Observe que no subsistema 1 (Sudeste/Centro-Oeste) os cenários tiveram total aderência com o conjunto histórico de teste (ENAs do ano de 2001-2005) e uma boa aderência com o conjunto histórico de estimativa (ENAs do ano de 1931-2000). Os cenários do subsistema 2 (Sul) também apresentaram uma boa aderência com os dois conjuntos históricos. Já os cenários gerados pelo subsistema 3 (Nordeste) não tiveram uma boa aderência em todos os testes com o conjunto histórico de teste mas tiveram boa aderência com o histórico de estimativa. No subsistema 4 (Norte) a aderência dos cenários com os conjuntos teste e estimativa também foram boas, somente apresentando um valor relativamente mais baixo no teste de Kolmogorov-Smirnov (K-S) com o conjunto teste.

## Aderência dos cenários gerados pelo Processo Estocástico Neural versão original

Como foi visto, escolheu-se, através de cada medida de desempenho definida na Seção 4.1.2, as configurações das RNAs de cada modelo  $PEN(p, l)$ , presentes na Tabela 5.2 e nas tabelas da Seção A.1. Para cada modelo  $PEN(p, l)$  encontrou-se duas distribuições de probabilidade: uma para o conjunto de 69 resíduos e outra para o conjunto de 690 resíduos. Isso dá um total de 24 estruturas de modelos  $PEN(p, l)$ , usados para gerar cenários de Energia Natural Afluente (ENA), para cada subsistema.

A Tabela 5.5 apresenta os resultados dos testes de aderência aplicados aos cenários gerados por cada  $PEN(p, l)$  ajustados à série de ENA do subsistema 1 (Sudeste/Centro-Oeste). Note que os cenários gerados por todos os  $PEN(p, l)$  considerados obtiveram, de uma maneira geral, uma boa aderência com o conjunto histórico teste. Porém, a aderência com o conjunto histórico de estimativa deixou a desejar na maioria dos modelos, exceto os cenários gerados pelos  $PEN(p, l)$  com estrutura selecionada conforme a medida de desempenho MAPE uni.dif. - MAPE calculado no cenário construído através de um conjunto de padrões de dados unificados com RNAs salvas em épocas diferentes. Observe que tanto o MAPE uni.dif. calculado no cenário quanto o calculado por mês conseguiram definir boas estruturas  $PEN(p, l)$ , pois os cenários gerados por esses modelos conseguiram boa aderência nos dois conjuntos de histórico. Também é possível notar que, desses cenários, os gerados pelos modelos  $PEN(p, l)$  com distribuição de probabilidade dos meses obtidas para os 69 dados (resíduos apenas das RNAs de cada mês) tiveram uma aderência ao conjunto histórico de estimativa relativamente maior do que os outros cenários. Comparando os resultados desses cenários com os resultados presentes na Tabela 5.4, avalia-se que a aderência desses cenários está compatível com a aderência obtida pelos cenários do modelo  $PAR(p)$  para o subsistema 1.

Portanto, nessa primeira análise, pode-se concluir que os dois modelos  $PEN(p, l)$ , com estruturas definidas pelo MAPE uni.dif. (de cenário e o mensal) com as distribuições de probabilidade encontradas para a amostra de 69 resíduos mensais, são os mais indicados para gerar cenários de ENA do subsistema 1 (Sudeste/Centro-Oeste).

A Tabela 5.6 apresenta os resultados dos testes de aderência aplicados aos cenários gerados por cada  $PEN(p, l)$  ajustados à série de ENA do subsistema 2 (Sul). As estruturas  $PEN(p, l)$  escolhidas pelas medidas de desempenho MAPE de validação mensal e Média de validação mensal com as distribuições

| Amostra de Resíduos | Medida de Desempenho | Histórico Teste |            |           | Histórico Estimativa |           |           |
|---------------------|----------------------|-----------------|------------|-----------|----------------------|-----------|-----------|
|                     |                      | Teste (%)       |            |           | Teste (%)            |           |           |
| (69 dados)          | De cenário           | <i>t</i>        | Levene     | K-S       | <i>t</i>             | Levene    | K-S       |
|                     | MAPE val.            | 84              | 100        | 87        | 60                   | 72        | 59        |
|                     | MAPE uni.            | 99              | 100        | 99        | 89                   | 85        | 89        |
|                     | MAPE uni.dif.        | 100             | 100        | 100       | 99                   | 87        | 95        |
|                     | Média val.           | 80              | 100        | 70        | 67                   | 85        | 75        |
|                     | Média uni.           | 84              | 95         | 82        | 84                   | 80        | 69        |
|                     | Média uni.dif.       | 99              | 100        | 92        | 75                   | 77        | 65        |
|                     | Mensal               | <i>t</i>        | Levene     | K-S       | <i>t</i>             | Levene    | K-S       |
|                     | MAPE val.            | 90              | 82         | 89        | 50                   | 42        | 35        |
|                     | MAPE uni.            | 90              | 94         | 89        | 49                   | 79        | 52        |
|                     | <b>MAPE uni.dif.</b> | <b>97</b>       | <b>100</b> | <b>97</b> | <b>94</b>            | <b>95</b> | <b>94</b> |
|                     | Média val.           | 97              | 94         | 90        | 75                   | 57        | 65        |
|                     | Média uni.           | 95              | 97         | 90        | 57                   | 65        | 44        |
|                     | Média uni.dif.       | 94              | 100        | 72        | 59                   | 62        | 47        |
| (690 dados)         | De cenário           | <i>t</i>        | Levene     | K-S       | <i>t</i>             | Levene    | K-S       |
|                     | MAPE val.            | 82              | 97         | 82        | 54                   | 74        | 39        |
|                     | MAPE uni.            | 99              | 100        | 99        | 57                   | 84        | 60        |
|                     | MAPE uni.dif.        | 100             | 100        | 100       | 77                   | 89        | 79        |
|                     | Média val.           | 95              | 100        | 95        | 30                   | 90        | 47        |
|                     | Média uni.           | 95              | 100        | 94        | 40                   | 57        | 42        |
|                     | Média uni.dif.       | 97              | 100        | 97        | 59                   | 47        | 40        |
|                     | Mensal               | <i>t</i>        | Levene     | K-S       | <i>t</i>             | Levene    | K-S       |
|                     | MAPE val.            | 97              | 84         | 92        | 57                   | 25        | 20        |
|                     | MAPE uni.            | 95              | 92         | 95        | 55                   | 64        | 45        |
|                     | MAPE uni.dif.        | 99              | 100        | 97        | 75                   | 77        | 77        |
|                     | Média val.           | 100             | 92         | 95        | 65                   | 60        | 49        |
|                     | Média uni.           | 97              | 92         | 94        | 57                   | 62        | 49        |
|                     | Média uni.dif.       | 95              | 94         | 92        | 30                   | 57        | 17        |

Tabela 5.5: Análise dos cenários gerados no  $PEN(p, l)$  do subsistema Sudeste/Centro-Oeste

de probabilidade encontradas para as amostras de 69 dados de resíduos mensais não conseguiram gerar valores positivos no mês de julho, então foram descartadas na análise de cenários de ENA.

| Amostra de Resíduos | Medida de Desempenho | Histórico Teste |           |           | Histórico Estimativa |           |           |
|---------------------|----------------------|-----------------|-----------|-----------|----------------------|-----------|-----------|
|                     |                      | Teste (%)       |           |           | Teste (%)            |           |           |
| (69 dados)          | De cenário           | <i>t</i>        | Levene    | K-S       | <i>t</i>             | Levene    | K-S       |
|                     | MAPE val.            | 92              | 90        | 100       | 50                   | 60        | 49        |
|                     | MAPE uni.            | 97              | 90        | 97        | 27                   | 57        | 51        |
|                     | MAPE uni.dif.        | 94              | 99        | 95        | 65                   | 59        | 90        |
|                     | Média val.           | 94              | 84        | 90        | 44                   | 42        | 24        |
|                     | Média uni.           | 92              | 97        | 97        | 69                   | 79        | 55        |
|                     | Média uni.dif.       | 99              | 99        | 100       | 77                   | 87        | 62        |
|                     | Mensal               | <i>t</i>        | Levene    | K-S       | <i>t</i>             | Levene    | K-S       |
|                     | MAPE val.            | -               | -         | -         | -                    | -         | -         |
|                     | MAPE uni.            | 100             | 100       | 100       | 42                   | 54        | 34        |
|                     | <b>MAPE uni.dif.</b> | <b>95</b>       | <b>99</b> | <b>99</b> | <b>75</b>            | <b>90</b> | <b>90</b> |
|                     | Média val.           | -               | -         | -         | -                    | -         | -         |
|                     | Média uni.           | 100             | 100       | 100       | 44                   | 74        | 54        |
|                     | Média uni.dif.       | 95              | 99        | 99        | 59                   | 72        | 69        |
| (690 dados)         | De cenário           | <i>t</i>        | Levene    | K-S       | <i>t</i>             | Levene    | K-S       |
|                     | MAPE val.            | 92              | 95        | 95        | 29                   | 42        | 37        |
|                     | MAPE uni.            | 99              | 90        | 97        | 32                   | 62        | 34        |
|                     | MAPE uni.dif.        | 100             | 100       | 100       | 72                   | 60        | 62        |
|                     | Média val.           | 89              | 97        | 84        | 12                   | 19        | 35        |
|                     | Média uni.           | 82              | 97        | 89        | 35                   | 84        | 49        |
|                     | Média uni.dif.       | 80              | 100       | 69        | 39                   | 84        | 52        |
|                     | Mensal               | <i>t</i>        | Levene    | K-S       | <i>t</i>             | Levene    | K-S       |
|                     | MAPE val.            | 97              | 90        | 92        | 12                   | 40        | 44        |
|                     | MAPE uni.            | 64              | 100       | 70        | 22                   | 54        | 35        |
|                     | MAPE uni.dif.        | 94              | 100       | 94        | 49                   | 80        | 69        |
|                     | Média val.           | 94              | 79        | 80        | 7                    | 34        | 15        |
|                     | Média uni.           | 64              | 100       | 70        | 24                   | 57        | 35        |
|                     | Média uni.dif.       | 94              | 100       | 94        | 39                   | 65        | 54        |

Tabela 5.6: Análise dos cenários gerados no  $PEN(p, l)$  do subsistema Sul

Note que os cenários gerados pela maioria dos  $PEN(p, l)$  analisados conseguiram uma boa aderência com o conjunto histórico teste, mas apresentaram uma baixa aderência com o conjunto histórico de estimativa. Os cenários gerados pelo  $PEN(p, l)$ , cuja estrutura foi definida pelo MAPE uni.dif. mensal com distribuições de probabilidade encontradas para as amostras de 69 resíduos mensais, foram os que tiveram, relativamente, uma boa aderência em todos os testes nos dois conjuntos históricos. Comparando os resultados desses cenários

com os resultados presentes na Tabela 5.4, observa-se que a aderência dos testes dos cenários desse modelo PEN estão um pouco inferior à aderência obtida nos testes dos cenários do modelo PAR(p) para o subsistema 2. Porém a diferença entre as aderências não é muito significativa, ambas podendo ser consideradas boas. Portanto, essa estrutura de modelo  $PEN(p, l)$  pode ser usada na geração de cenários do subsistema 2 (Sul).

A Tabela 5.7 apresenta os resultados dos testes de aderência aplicados aos cenários gerados por cada  $PEN(p, l)$  ajustados à série de ENA do subsistema 3 (Nordeste). Note que, de uma maneira geral, as aderências mais altas ocorreram apenas nos testes de Levene que compararam o conjunto histórico de teste com os cenários gerados pelos modelos  $PEN(p, l)$  cujas estruturas foram definidas pelas medidas de desempenho de cenário.

Os cenários gerados pelo modelo  $PEN(p, l)$ , cuja estrutura foi definida pelo MAPE uni.dif. mensal com distribuições de probabilidade encontradas para os 69 resíduos mensais, tiveram uma boa aderência em todos os testes no conjunto histórico de estimativa e uma aderência razoável em todos os testes no conjunto histórico de teste. Comparando os resultados desses cenários com os resultados presentes na Tabela 5.4, observa-se que a aderência desses cenários está compatível à aderência obtida pelos cenários do PAR(p) para o subsistema 3, pois, exceto pelo testes de Levene no conjunto histórico de teste, as diferenças não são muito significativas. Portanto, essa estrutura de modelo  $PEN(p, l)$  pode ser usada na geração de cenários do subsistema 3 (Nordeste).

A Tabela 5.8 apresenta os resultados dos testes de aderência aplicados aos cenários gerados por cada  $PEN(p, l)$  ajustados à série de ENA do subsistema 4 (Norte). Note que os cenários gerados pela maioria dos modelos  $PEN(p, l)$  conseguiram, de maneira geral, uma melhor aderência com o conjunto histórico teste do que com o conjunto histórico de estimativa.

Os cenários gerados pelos modelos  $PEN(p, l)$  com estrutura definida pelo MAPE uni.dif. mensal com distribuição de probabilidade dos meses ajustadas com 69 dados e com estrutura definida pelo MAPE uni. de cenário (com distribuições de probabilidade encontradas para os dois conjuntos de amostras de resíduos), foram os que tiveram uma razoável aderência em todos os testes nos dois conjuntos históricos (teste e estimativa). Comparando os resultados desses cenários com os resultados presentes na Tabela 5.4, observa-se que a aderência desses cenários está relativamente inferior à aderência obtida pelos cenários do PAR(p) para o subsistema 4, principalmente em relação ao histórico de estimativa. Porém, em todos testes os cenários desses modelos  $PEN(p, l)$  apresentam uma porcentagem razoável de aderência, portanto, esses

| Amostra de Resíduos | Medida de Desempenho | Histórico Teste |           |           | Histórico Estimativa |           |           |
|---------------------|----------------------|-----------------|-----------|-----------|----------------------|-----------|-----------|
|                     |                      | Teste (%)       |           |           | Teste (%)            |           |           |
| (69 dados)          | De cenário           | <i>t</i>        | Levene    | K-S       | <i>t</i>             | Levene    | K-S       |
|                     | MAPE val.            | 55              | 100       | 52        | 64                   | 70        | 49        |
|                     | MAPE uni.            | 52              | 100       | 54        | 94                   | 67        | 87        |
|                     | MAPE uni.dif.        | 40              | 100       | 44        | 75                   | 77        | 75        |
|                     | Média val.           | 69              | 100       | 69        | 70                   | 44        | 42        |
|                     | Média uni.           | 67              | 97        | 70        | 35                   | 62        | 30        |
|                     | Média uni.dif.       | 39              | 100       | 55        | 94                   | 77        | 80        |
|                     | Mensal               | <i>t</i>        | Levene    | K-S       | <i>t</i>             | Levene    | K-S       |
|                     | MAPE val.            | 50              | 59        | 39        | 27                   | 9         | 10        |
|                     | MAPE uni.            | 52              | 60        | 42        | 30                   | 19        | 17        |
|                     | <b>MAPE uni.dif.</b> | <b>69</b>       | <b>64</b> | <b>54</b> | <b>97</b>            | <b>99</b> | <b>94</b> |
|                     | Média val.           | 67              | 80        | 62        | 47                   | 15        | 14        |
|                     | Média uni.           | 52              | 60        | 42        | 40                   | 20        | 14        |
|                     | Média uni.dif.       | 69              | 64        | 54        | 54                   | 29        | 19        |
| (690 dados)         | De cenário           | <i>t</i>        | Levene    | K-S       | <i>t</i>             | Levene    | K-S       |
|                     | MAPE val.            | 49              | 99        | 40        | 45                   | 47        | 37        |
|                     | MAPE uni.            | 52              | 100       | 49        | 44                   | 42        | 47        |
|                     | MAPE uni.dif.        | 39              | 100       | 40        | 50                   | 77        | 45        |
|                     | Média val.           | 82              | 97        | 74        | 40                   | 29        | 10        |
|                     | Média uni.           | 67              | 87        | 60        | 29                   | 22        | 15        |
|                     | Média uni.dif.       | 49              | 100       | 40        | 30                   | 62        | 20        |
|                     | Mensal               | <i>t</i>        | Levene    | K-S       | <i>t</i>             | Levene    | K-S       |
|                     | MAPE val.            | 39              | 60        | 32        | 20                   | 9         | 4         |
|                     | MAPE uni.            | 50              | 79        | 44        | 42                   | 17        | 14        |
|                     | MAPE uni.dif.        | 49              | 69        | 42        | 42                   | 64        | 40        |
|                     | Média val.           | 72              | 94        | 69        | 52                   | 22        | 17        |
|                     | Média uni.           | 50              | 79        | 44        | 29                   | 29        | 10        |
|                     | Média uni.dif.       | 49              | 69        | 42        | 40                   | 30        | 12        |

Tabela 5.7: Análise dos cenários gerados no  $PEN(p, l)$  do subsistema Nordeste

modelos podem ser usados na geração de cenários do subsistema 4 (Norte).

Resumindo a análise dos modelos de todos subsistemas, concluiu-se que o modelo  $PEN(p, l)$ , com estrutura definida pelo MAPE uni.dif. mensal com distribuições de probabilidade encontradas para a amostra de 69 resíduos mensais foi o que gerou bons cenários em todos subsistemas.

### Procedimento de ajuste do Processo Estocástico Neural para trabalhar com Séries de Energia Natural Afluente

Com base nos resultados obtidos na seção anterior, pode-se definir o passo a passo para ajustar um Processo Estocástico Neural (PEN) para trabalhar

| Amostra de Resíduos | Medida de Desempenho | Histórico Teste |           |           | Histórico Estimativa |           |           |
|---------------------|----------------------|-----------------|-----------|-----------|----------------------|-----------|-----------|
|                     |                      | Teste (%)       |           |           | Teste (%)            |           |           |
| (69 dados)          | De cenário           | <i>t</i>        | Levene    | K-S       | <i>t</i>             | Levene    | K-S       |
|                     | MAPE val.            | 87              | 97        | 70        | 29                   | 35        | 9         |
|                     | MAPE uni.            | 70              | 97        | 57        | 65                   | 99        | 64        |
|                     | MAPE uni.dif.        | 39              | 72        | 40        | 10                   | 60        | 7         |
|                     | Média val.           | 94              | 87        | 77        | 50                   | 24        | 32        |
|                     | Média uni.           | 74              | 94        | 59        | 47                   | 45        | 22        |
|                     | Média uni.dif.       | 97              | 95        | 85        | 64                   | 32        | 25        |
|                     | Mensal               | <i>t</i>        | Levene    | K-S       | <i>t</i>             | Levene    | K-S       |
|                     | MAPE val.            | 75              | 89        | 69        | 39                   | 19        | 9         |
|                     | MAPE uni.            | 94              | 89        | 80        | 50                   | 40        | 29        |
|                     | <b>MAPE uni.dif.</b> | <b>74</b>       | <b>99</b> | <b>67</b> | <b>85</b>            | <b>90</b> | <b>64</b> |
|                     | Média val.           | 60              | 90        | 50        | 47                   | 49        | 34        |
|                     | Média uni.           | 99              | 94        | 79        | 72                   | 42        | 42        |
|                     | Média uni.dif.       | 87              | 99        | 84        | 60                   | 72        | 57        |
| (690 dados)         | De cenário           | <i>t</i>        | Levene    | K-S       | <i>t</i>             | Levene    | K-S       |
|                     | MAPE val.            | 89              | 95        | 77        | 34                   | 39        | 2         |
|                     | MAPE uni.            | 74              | 92        | 59        | 89                   | 80        | 85        |
|                     | MAPE uni.dif.        | 34              | 69        | 37        | 12                   | 59        | 9         |
|                     | Média val.           | 84              | 95        | 59        | 30                   | 4         | 4         |
|                     | Média uni.           | 65              | 95        | 42        | 7                    | 25        | 2         |
|                     | Média uni.dif.       | 74              | 100       | 55        | 19                   | 10        | 7         |
|                     | Mensal               | <i>t</i>        | Levene    | K-S       | <i>t</i>             | Levene    | K-S       |
|                     | MAPE val.            | 77              | 89        | 69        | 29                   | 17        | 5         |
|                     | MAPE uni.            | 94              | 90        | 84        | 32                   | 25        | 19        |
|                     | MAPE uni.dif.        | 79              | 99        | 65        | 24                   | 55        | 24        |
|                     | Média val.           | 54              | 95        | 45        | 14                   | 52        | 10        |
|                     | Média uni.           | 90              | 94        | 77        | 35                   | 29        | 14        |
|                     | Média uni.dif.       | 80              | 97        | 75        | 45                   | 62        | 34        |

Tabela 5.8: Análise dos cenários gerados no  $PEN(p, l)$  do subsistema Norte

com séries de Energia Natural Afluente (ENA) de cada subsistema da seguinte forma:

- Estima-se os parâmetros de modelos  $PEN(p, l)$ , com  $p = 3, 6, 9$  ou  $11$  e  $l = 1 \dots 20$ , com o histórico de ENA de um subsistema;
- O treinamento das RNAs do PEN é interrompido individualmente por mês, salvando RNAs em épocas diferentes;
- Depois do treinamento, cria-se um cenário com padrões de dados unificados (de treinamento e de validação);

- Calcula o MAPE mensal desse cenário unificado, comparando com as saídas desejadas do padrão de dados unificados;
- Escolhe as configurações de RNAs que fornecerem o menor MAPE mensal; dessa forma obtém-se as ordens de cada mês  $p = (p_1, p_2, \dots, p_{12})$  e os números de neurônios da camada oculta das RNAs de cada mês  $l = (l_1, l_2, \dots, l_{12})$ , os quais definem a estrutura do modelo  $\text{PEN}(p, l)$  a ser utilizado na geração de cenários;
- Encontra-se uma distribuição de probabilidade teórica para os resíduos obtidos do treinamento de cada RNA escolhida para compor as componentes estocásticas do  $\text{PEN}(p, l)$ ;
- O modelo  $\text{PEN}(p, l)$  construído com essas RNAs e essas distribuições de probabilidade pode ser usado para gerar cenários sintéticos de ENA para esse subsistema.

A Tabela 5.9 apresenta a estrutura do modelo  $\text{PEN}(p, l)$  de cada subsistema. Os parâmetros das distribuições de probabilidade de cada coluna são definidos pelo programa @Risk [56]:

- **Distribuição Logística:** parâmetro de localização (nesse caso corresponde à média) e parâmetro de escala (usado no cálculo da variância);
- **Distribuição Loglogística:** parâmetro de localização, parâmetro de escala e parâmetro de forma;
- **Distribuição Lognormal:** parâmetro de localização, parâmetro de escala e parâmetro de forma;
- **Distribuição Normal:** parâmetro de localização (nesse caso corresponde à média) e parâmetro de escala (nesse caso corresponde ao desvio padrão);
- **Distribuição Weibull:** parâmetro de forma, parâmetro de escala e função  $\gamma$  usada para definir a média e a variância da distribuição.

| Mês          | p  | l  | Distribuição de Probabilidade |           |          |          |
|--------------|----|----|-------------------------------|-----------|----------|----------|
| Subsistema 1 |    |    |                               |           |          |          |
| J            | 3  | 19 | Loglogística                  | -57899,9  | 63096,78 | 8,61     |
| F            | 9  | 20 | Weibull                       | -30306,29 | 3,12     | 38018,38 |
| M            | 6  | 15 | Normal                        | 1669,96   | 6886,53  | 0        |
| A            | 11 | 7  | Lognormal                     | -13741,41 | 16507,27 | 7793,62  |
| M            | 3  | 10 | Weibull                       | -11843,29 | 2,06     | 12182,17 |



|              |    |    |              |           |          |          |
|--------------|----|----|--------------|-----------|----------|----------|
| J            | 3  | 10 | Loglogística | -29695,91 | 29115,28 | 13,16    |
| J            | 9  | 3  | Normal       | -325,25   | 2251,53  | 0        |
| A            | 6  | 16 | Logística    | 84,03     | 1940,09  | 0        |
| S            | 11 | 16 | Logística    | 151,07    | 2145,91  | 0        |
| O            | 3  | 19 | Loglogística | -19914,56 | 20632,31 | 7,14     |
| N            | 3  | 12 | Loglogística | -25235,99 | 25948,98 | 7,76     |
| D            | 6  | 9  | Loglogística | -62799,21 | 66236,26 | 12,46    |
| Subsistema 2 |    |    |              |           |          |          |
| J            | 6  | 3  | Loglogística | -5686,44  | 4801,61  | 3,4      |
| F            | 9  | 17 | Lognormal    | -9956,27  | 10447,45 | 2831,37  |
| M            | 9  | 1  | Loglogística | -10986,4  | 10480,98 | 4,81     |
| A            | 11 | 3  | Lognormal    | -4283,47  | 6292,02  | 3632,36  |
| M            | 3  | 19 | Lognormal    | -27535,9  | 28204,86 | 5390,07  |
| J            | 6  | 10 | Loglogística | -13899,5  | 12984,94 | 5,86     |
| J            | 3  | 14 | Lognormal    | -11347,4  | 11452,56 | 6709,7   |
| A            | 6  | 1  | Loglogística | -32236,4  | 34764,65 | 10,75    |
| S            | 11 | 2  | Lognormal    | -6349,85  | 10576,47 | 6219,6   |
| O            | 3  | 3  | Loglogística | -17552,7  | 17105,38 | 7,55     |
| N            | 11 | 3  | Loglogística | -29062,1  | 28990,52 | 34,6     |
| D            | 6  | 1  | Weibull      | -4623,53  | 1,37     | 5234,12  |
| Subsistema 3 |    |    |              |           |          |          |
| J            | 11 | 9  | Lognormal    | -48358,6  | 48359,32 | 4057,11  |
| F            | 3  | 6  | Normal       | -801,26   | 1700,19  | 0        |
| M            | 11 | 6  | Logística    | -102,08   | 1199,53  | 0        |
| A            | 3  | 13 | Logística    | -413,9    | 965,75   | 0        |
| M            | 3  | 2  | Loglogística | -8469,88  | 9081,35  | 11,64    |
| J            | 11 | 19 | Loglogística | -2418,76  | 2213,03  | 2,86     |
| J            | 6  | 1  | Logística    | 287,26    | 363,61   | 0        |
| A            | 11 | 1  | Logística    | -489,82   | 450,79   | 0        |
| S            | 9  | 3  | Logística    | -127,48   | 364      | 0        |
| O            | 6  | 1  | Normal       | -2,31     | 20,53    | 0        |
| N            | 9  | 5  | Logística    | 49,36     | 204,26   | 0        |
| D            | 9  | 7  | Loglogística | -23952,5  | 23915,55 | 13,2     |
| Subsistema 4 |    |    |              |           |          |          |
| J            | 11 | 11 | Lognormal    | -7515     | 7606,79  | 1946,89  |
| F            | 9  | 14 | Weibull      | -10688,2  | 2,73     | 12216,78 |
| M            | 6  | 4  | Loglogística | -17898,5  | 17733,27 | 17,73    |

|   |    |    |              |          |          |         |
|---|----|----|--------------|----------|----------|---------|
| A | 11 | 15 | Lognormal    | -17370,3 | 15031,92 | 2842,39 |
| M | 9  | 16 | Logística    | 506,29   | 1724,46  | 0       |
| J | 11 | 3  | Loglogística | -2408,93 | 2818,41  | 4,3     |
| J | 6  | 1  | Loglogística | -1512,44 | 1564,97  | 5,33    |
| A | 11 | 8  | Loglogística | -1610,89 | 1379,94  | 11,51   |
| S | 9  | 17 | Lognormal    | -672,4   | 865,58   | 269,78  |
| O | 3  | 19 | Logística    | -249,67  | 227,36   | 0       |
| N | 11 | 18 | Weibull      | -932,55  | 1,86     | 1046,68 |
| D | 11 | 15 | Weibull      | -2895,03 | 1,64     | 3149,05 |

Tabela 5.9: Parâmetros dos Modelos  $PEN(p, l)$ 

A Tabela 5.10 apresenta a comparação dos testes de aderência dos cenários gerados pelos modelos  $PEN(p, l)$  e  $PAR(p)$  de cada subsistema. Como pode ser visto, de modo geral, as diferenças entre os valores de aderências do modelo  $PAR(p)$  e do modelo  $PEN(p, l)$  não são significativas, indicando que ambos os modelos são adequados para gerar cenários de Energia Natural Afluente.

| Subsistema | Modelo               | PEN(p,l) |        |     | PAR(p)   |        |     |
|------------|----------------------|----------|--------|-----|----------|--------|-----|
|            | Testes (%)           | <i>t</i> | Levene | K-S | <i>t</i> | Levene | K-S |
| 1          | Histórico Teste      | 97       | 100    | 97  | 100      | 100    | 100 |
|            | Histórico Estimativa | 94       | 95     | 94  | 90       | 99     | 94  |
| 2          | Histórico Teste      | 95       | 99     | 99  | 97       | 100    | 100 |
|            | Histórico Estimativa | 75       | 90     | 90  | 100      | 100    | 92  |
| 3          | Histórico Teste      | 69       | 64     | 54  | 47       | 100    | 50  |
|            | Histórico Estimativa | 97       | 99     | 94  | 89       | 99     | 95  |
| 4          | Histórico Teste      | 74       | 99     | 67  | 95       | 99     | 75  |
|            | Histórico Estimativa | 85       | 90     | 64  | 99       | 99     | 99  |

Tabela 5.10: Comparação dos testes de aderência dos cenários gerados no  $PEN(p, l)$  e no  $PAR(p)$ 

### Aderência dos cenários gerados pelo Processo Estocástico Neural Ajustado com Distribuição Lognormal de Três Parâmetros

Conforme comentou-se na Seção 4.2, para incorporar a correlação espacial entre os subsistemas nos cenários, decidiu-se modificar o Processo Estocástico Neural (PEN) ajustando uma distribuição Lognormal de três parâmetros no

lugar de uma distribuição de probabilidade teórica, para gerar os valores aleatórios que compõem os cenários do PEN.

Para isso, escolheu-se as mesmas configurações de redes neurais artificiais (RNAs) presentes na Tabela 5.2 e nas tabelas da Seção A.1 para compor as componentes estocásticas (CEs) de cada mês dos modelos  $PEN(p, l)$ . Para cada mês, ajustou-se uma distribuição Lognormal de três parâmetros conforme descrito na Seção 4.2.2. Dado que o parâmetro  $\sigma_a^{2(m)}$  no PEN corresponde à variância dos resíduos mensais, pode-se, da mesma forma que foi feita no modelo PEN original, ajustar uma distribuição Lognormal aos 69 resíduos obtidos no treinamento da RNA de cada mês ou aos 690 resíduos obtidos no treinamento da configuração da RNA de cada mês. Isso dá um total de 24 estruturas de modelos, que para diferenciar do PEN original serão referenciados por  $PEN_{log}(p, l)$ . Cada  $PEN_{log}(p, l)$  foi utilizado para gerar 200 cenários de 5 anos de ENA para cada subsistema.

A Tabela 5.11 apresenta os resultados dos testes de aderência aplicados aos cenários gerados por cada  $PEN_{log}(p, l)$  ajustados à série de ENA do subsistema 1 (Sudeste/Centro-Oeste). Observe que os cenários gerados por todos os modelos  $PEN_{log}(p, l)$  conseguiram uma boa aderência com o conjunto histórico teste, porém, apresentaram uma aderência mais baixa com o conjunto histórico de estimativa. Contudo, é possível notar que os cenários gerados por todos os modelos  $PEN_{log}(p, l)$  conseguem aderências próximas, indicando que independente da estrutura de modelo escolhida, o modelo  $PEN_{log}(p, l)$  gera cenários com características similares. Comparando os resultados desses cenários com os resultados presentes na Tabela 5.5, percebe-se que os modelos  $PEN(p, l)$  conseguem, de modo geral, aderir um pouco melhor aos conjuntos históricos, principalmente ao conjunto histórico de estimativa e em relação aos testes de Kolmogorov-Smirnov. O mesmo acontece em relação aos resultados presentes na Tabela 5.4, onde as aderências dos cenários gerados pelo PAR(p) aos conjuntos históricos são melhores. Além disso, não teve nenhuma estrutura do modelo  $PEN_{log}(p, l)$  cujos valores de aderência dos cenários em todos os testes se destacaram nos dois conjuntos históricos como ocorreu na Tabela 5.5. Com base nisso, decidiu-se não determinar nenhuma estrutura do modelo  $PEN_{log}(p, l)$  para gerar cenários de ENA para o subsistema 1.

A Tabela 5.12 apresenta os resultados dos testes de aderência aplicados aos cenários gerados por cada  $PEN_{log}(p, l)$  ajustados à série de ENA do subsistema 2 (Sul). Note que os cenários gerados por todos os modelos  $PEN_{log}(p, l)$  conseguiram, de uma maneira geral, uma boa aderência com o conjunto histórico teste, porém, apresentaram aderências baixas com o

| Amostra<br>de<br>Resíduos | Medida<br>de<br>Desempenho | Histórico<br>Teste |        |     | Histórico<br>Estimativa |        |     |
|---------------------------|----------------------------|--------------------|--------|-----|-------------------------|--------|-----|
|                           |                            | Teste (%)          |        |     | Teste (%)               |        |     |
| (69 dados)                | De cenário                 | <i>t</i>           | Levene | K-S | <i>t</i>                | Levene | K-S |
|                           | MAPE val.                  | 92                 | 94     | 92  | 65                      | 55     | 47  |
|                           | MAPE uni.                  | 90                 | 95     | 90  | 62                      | 62     | 57  |
|                           | MAPE uni.dif.              | 92                 | 95     | 94  | 60                      | 57     | 47  |
|                           | Média val.                 | 90                 | 94     | 92  | 59                      | 59     | 59  |
|                           | Média uni.                 | 92                 | 95     | 90  | 62                      | 62     | 47  |
|                           | Média uni.dif.             | 92                 | 95     | 92  | 62                      | 62     | 49  |
|                           | Mensal                     | <i>t</i>           | Levene | K-S | <i>t</i>                | Levene | K-S |
|                           | MAPE val.                  | 99                 | 85     | 82  | 40                      | 37     | 12  |
|                           | MAPE uni.                  | 99                 | 99     | 95  | 55                      | 70     | 34  |
|                           | MAPE uni.dif.              | 97                 | 100    | 97  | 74                      | 29     | 80  |
|                           | Média val.                 | 99                 | 97     | 97  | 44                      | 42     | 40  |
|                           | Média uni.                 | 92                 | 92     | 89  | 49                      | 47     | 27  |
|                           | Média uni.dif.             | 99                 | 94     | 84  | 35                      | 50     | 24  |
| (690 dados)               | De cenário                 | <i>t</i>           | Levene | K-S | <i>t</i>                | Levene | K-S |
|                           | MAPE val.                  | 90                 | 97     | 90  | 65                      | 65     | 47  |
|                           | MAPE uni.                  | 89                 | 95     | 87  | 62                      | 57     | 57  |
|                           | MAPE uni.dif.              | 90                 | 95     | 90  | 64                      | 67     | 44  |
|                           | Média val.                 | 92                 | 94     | 94  | 59                      | 52     | 52  |
|                           | Média uni.                 | 90                 | 95     | 90  | 64                      | 60     | 44  |
|                           | Média uni.dif.             | 90                 | 97     | 92  | 60                      | 62     | 54  |
|                           | Mensal                     | <i>t</i>           | Levene | K-S | <i>t</i>                | Levene | K-S |
|                           | MAPE val.                  | 99                 | 80     | 84  | 44                      | 34     | 14  |
|                           | MAPE uni.                  | 99                 | 97     | 95  | 57                      | 77     | 40  |
|                           | MAPE uni.dif.              | 99                 | 100    | 97  | 82                      | 25     | 80  |
|                           | Média val.                 | 99                 | 94     | 95  | 42                      | 37     | 35  |
|                           | Média uni.                 | 92                 | 95     | 87  | 42                      | 49     | 22  |
|                           | Média uni.dif.             | 99                 | 95     | 89  | 32                      | 54     | 20  |

Tabela 5.11: Análise dos cenários gerados no  $PEN_{log}(p, l)$  do subsistema Sudeste/Centro-Oeste

conjunto histórico de estimativa, principalmente nos testes de Kolmogorov-Smirnov. Assim como aconteceu com o subsistema 1, os cenários gerados pelos modelos  $PEN_{log}(p, l)$ , de um modo geral, apresentam valores de aderências próximos, principalmente com o conjunto histórico teste. Comparando os resultados desses cenários com os resultados presentes na Tabela 5.6 é possível notar que o modelo  $PEN_{log}(p, l)$  conseguiu gerar cenários com todas as estruturas determinadas pelas medidas de desempenho, o que não ocorreu com o modelo  $PEN(p, l)$ . Porém, os cenários gerados pelo modelo  $PEN(p, l)$  conseguem, de modo geral, aderências relativamente mais altas no conjunto histórico de estimativa. O mesmo acontece em relação aos resultados presentes na Tabela 5.4. Veja na tabela que os cenários gerados pelo  $PAR(p)$  conseguem aderir melhor ao conjunto histórico de estimativa que os cenários dos modelos  $PEN_{log}(p, l)$  presentes na Tabela 5.12, além disso, nenhum dos resultados de aderência presentes nessa tabela se destacaram em todos os testes nos dois conjuntos históricos. Assim, decidiu-se não utilizar o modelo  $PEN_{log}(p, l)$  para gerar cenários de ENA para o subsistema 2.

A Tabela 5.13 apresenta os resultados dos testes de aderência aplicados aos cenários gerados por cada  $PEN_{log}(p, l)$  ajustados à série de ENA do subsistema 3 (Nordeste). Note que os cenários gerados por todos os modelos  $PEN_{log}(p, l)$  conseguiram, de uma maneira geral, boas aderências com o conjunto histórico teste, porém, apresentaram aderências baixas com o conjunto histórico de estimativa. Comparando os resultados desses cenários com os resultados presentes na Tabela 5.7, é possível notar que os cenários gerados pelos modelos  $PEN_{log}(p, l)$  conseguem, em praticamente todos modelos, aderências significativamente mais altas no conjunto histórico de teste. Contudo, os cenários gerados pelos modelos  $PEN(p, l)$  conseguem, de um modo geral, aderências relativamente maiores no conjunto histórico de estimativa. O mesmo acontece em relação aos resultados presentes na Tabela 5.4, onde os cenários gerados pelo  $PAR(p)$  conseguem aderir melhor ao conjunto histórico de estimativa. Já os cenários dos modelos  $PEN_{log}(p, l)$  conseguem aderências bem mais altas no conjunto histórico de teste. Porém, como os modelos  $PEN_{log}(p, l)$  apresentam nos testes de Kolmogorov-Smirnov aderências muito baixas no conjunto histórico de estimativa e nenhuma estrutura  $PEN_{log}(p, l)$  analisada se destacou em todos os testes nos dois conjuntos históricos, decidiu-se não utilizá-lo para gerar cenários de ENA do subsistema 3.

A Tabela 5.14 apresenta os resultados dos testes de aderência aplicados aos cenários gerados por cada  $PEN_{log}(p, l)$  ajustados à série de ENA do subsistema 4(Norte). Da mesma forma que aconteceu com o subsistema 3, os cenários

| Amostra<br>de<br>Resíduos | Medida<br>de<br>Desempenho | Histórico<br>Teste |        |     | Histórico<br>Estimativa |        |     |
|---------------------------|----------------------------|--------------------|--------|-----|-------------------------|--------|-----|
|                           |                            | Teste (%)          |        |     | Teste (%)               |        |     |
| (69 dados)                | De cenário                 | <i>t</i>           | Levene | K-S | <i>t</i>                | Levene | K-S |
|                           | MAPE val.                  | 94                 | 97     | 89  | 42                      | 35     | 15  |
|                           | MAPE uni.                  | 97                 | 92     | 85  | 35                      | 34     | 12  |
|                           | MAPE uni.dif.              | 95                 | 90     | 90  | 37                      | 35     | 10  |
|                           | Média val.                 | 95                 | 95     | 92  | 44                      | 30     | 7   |
|                           | Média uni.                 | 97                 | 92     | 87  | 37                      | 29     | 10  |
|                           | Média uni.dif.             | 97                 | 95     | 87  | 34                      | 39     | 14  |
|                           | Mensal                     | <i>t</i>           | Levene | K-S | <i>t</i>                | Levene | K-S |
|                           | MAPE val.                  | 64                 | 90     | 35  | 9                       | 52     | 2   |
|                           | MAPE uni.                  | 94                 | 94     | 85  | 29                      | 32     | 14  |
|                           | MAPE uni.dif.              | 100                | 100    | 100 | 45                      | 54     | 34  |
|                           | Média val.                 | 97                 | 97     | 85  | 35                      | 27     | 10  |
|                           | Média uni.                 | 99                 | 100    | 92  | 40                      | 64     | 17  |
|                           | Média uni.dif.             | 100                | 100    | 97  | 49                      | 32     | 10  |
| (690 dados)               | De cenário                 | <i>t</i>           | Levene | K-S | <i>t</i>                | Levene | K-S |
|                           | MAPE val.                  | 94                 | 90     | 87  | 44                      | 32     | 15  |
|                           | MAPE uni.                  | 95                 | 94     | 87  | 45                      | 32     | 14  |
|                           | MAPE uni.dif.              | 95                 | 97     | 90  | 40                      | 35     | 15  |
|                           | Média val.                 | 97                 | 92     | 87  | 40                      | 34     | 9   |
|                           | Média uni.                 | 99                 | 92     | 89  | 42                      | 29     | 15  |
|                           | Média uni.dif.             | 97                 | 90     | 85  | 37                      | 34     | 12  |
|                           | Mensal                     | <i>t</i>           | Levene | K-S | <i>t</i>                | Levene | K-S |
|                           | MAPE val.                  | 72                 | 94     | 34  | 9                       | 52     | 2   |
|                           | MAPE uni.                  | 94                 | 97     | 90  | 25                      | 27     | 9   |
|                           | MAPE uni.dif.              | 100                | 100    | 99  | 47                      | 49     | 40  |
|                           | Média val.                 | 95                 | 94     | 79  | 45                      | 25     | 5   |
|                           | Média uni.                 | 99                 | 100    | 92  | 42                      | 69     | 22  |
|                           | Média uni.dif.             | 100                | 100    | 95  | 55                      | 39     | 12  |

Tabela 5.12: Análise dos cenários gerados no  $PEN_{log}(p, l)$  do subsistema Sul

gerados por todos os modelos  $PEN_{log}(p, l)$  no subsistema 4 conseguiram uma boa aderência com o conjunto histórico teste, entretanto, apresentaram baixas aderências com o conjunto histórico de estimativa, principalmente no teste de Kolmogorov-Smirnov. Comparando os resultados desses cenários com os resultados presentes na Tabela 5.8, é possível notar que os cenários gerados pelos modelos  $PEN_{log}(p, l)$  conseguem, de modo geral, aderências mais altas no conjunto histórico de teste. Além disso, as aderências dos cenários dos modelos  $PEN_{log}(p, l)$  estão mais próximas, isto é, apresentam menos variações em relação as aderências dos cenários dos modelos  $PEN(p, l)$ . Contudo, os cenários gerados pelos modelos  $PEN(p, l)$  conseguem, em alguns modelos, aderências

| Amostra de Resíduos | Medida de Desempenho | Histórico Teste |        |     | Histórico Estimativa |        |     |
|---------------------|----------------------|-----------------|--------|-----|----------------------|--------|-----|
|                     |                      | Teste (%)       |        |     | Teste (%)            |        |     |
| (69 dados)          | De cenário           | <i>t</i>        | Levene | K-S | <i>t</i>             | Levene | K-S |
|                     | MAPE val.            | 99              | 100    | 94  | 59                   | 49     | 27  |
|                     | MAPE uni.            | 99              | 100    | 100 | 59                   | 50     | 34  |
|                     | MAPE uni.dif.        | 100             | 100    | 100 | 57                   | 59     | 22  |
|                     | Média val.           | 99              | 100    | 97  | 59                   | 55     | 32  |
|                     | Média uni.           | 99              | 100    | 99  | 54                   | 65     | 22  |
|                     | Média uni.dif.       | 99              | 100    | 99  | 49                   | 57     | 17  |
|                     | Mensal               | <i>t</i>        | Levene | K-S | <i>t</i>             | Levene | K-S |
|                     | MAPE val.            | 89              | 92     | 82  | 45                   | 42     | 9   |
|                     | MAPE uni.            | 99              | 97     | 94  | 45                   | 37     | 24  |
|                     | MAPE uni.dif.        | 100             | 100    | 100 | 9                    | 57     | 12  |
|                     | Média val.           | 67              | 95     | 60  | 20                   | 57     | 5   |
|                     | Média uni.           | 72              | 85     | 62  | 29                   | 39     | 5   |
|                     | Média uni.dif.       | 94              | 89     | 90  | 40                   | 27     | 4   |
| (690 dados)         | De cenário           | <i>t</i>        | Levene | K-S | <i>t</i>             | Levene | K-S |
|                     | MAPE val.            | 99              | 100    | 100 | 57                   | 67     | 32  |
|                     | MAPE uni.            | 95              | 100    | 97  | 55                   | 60     | 25  |
|                     | MAPE uni.dif.        | 99              | 100    | 95  | 55                   | 60     | 27  |
|                     | Média val.           | 100             | 100    | 99  | 47                   | 69     | 24  |
|                     | Média uni.           | 100             | 100    | 100 | 47                   | 65     | 12  |
|                     | Média uni.dif.       | 100             | 100    | 97  | 50                   | 64     | 20  |
|                     | Mensal               | <i>t</i>        | Levene | K-S | <i>t</i>             | Levene | K-S |
|                     | MAPE val.            | 95              | 85     | 85  | 44                   | 47     | 10  |
|                     | MAPE uni.            | 99              | 94     | 90  | 49                   | 47     | 20  |
|                     | MAPE uni.dif.        | 100             | 100    | 100 | 9                    | 52     | 14  |
|                     | Média val.           | 75              | 97     | 62  | 4                    | 45     | 25  |
|                     | Média uni.           | 69              | 82     | 60  | 7                    | 40     | 32  |
|                     | Média uni.dif.       | 87              | 90     | 87  | 5                    | 34     | 42  |

Tabela 5.13: Análise dos cenários gerados no  $PEN_{log}(p, l)$  do subsistema Nordeste

significativamente maiores no conjunto histórico de estimativa, principalmente no teste de Kolmogorov-Smirnov. O mesmo acontece em relação aos resultados presentes na Tabela 5.4, onde os cenários gerados pelo PAR(p) conseguem aderir muito melhor ao conjunto histórico de estimativa em relação aos cenários dos modelos  $PEN_{log}(p, l)$ . Outra questão é que nenhuma estrutura de modelo  $PEN_{log}(p, l)$  analisada apresentou aderências em todos os testes nos dois conjuntos históricos que se destacasse em relação as outras estruturas. Por esse motivo e pelo fato de apresentar aderências no testes de Kolmogorov-Smirnov tão baixas no conjunto estimativa, decidiu-se não utilizar o modelo  $PEN_{log}(p, l)$  para gerar cenários de ENA do subsistema 4.

| Amostra de Resíduos | Medida de Desempenho | Histórico Teste |        |     | Histórico Estimativa |        |     |
|---------------------|----------------------|-----------------|--------|-----|----------------------|--------|-----|
|                     |                      | Teste (%)       |        |     | Teste (%)            |        |     |
| (69 dados)          | De cenário           | <i>t</i>        | Levene | K-S | <i>t</i>             | Levene | K-S |
|                     | MAPE val.            | 95              | 94     | 82  | 35                   | 30     | 2   |
|                     | MAPE uni.            | 97              | 92     | 90  | 34                   | 34     | 2   |
|                     | MAPE uni.dif.        | 95              | 94     | 87  | 27                   | 29     | 2   |
|                     | Média val.           | 97              | 92     | 90  | 32                   | 29     | 0   |
|                     | Média uni.           | 95              | 94     | 82  | 27                   | 32     | 4   |
|                     | Média uni.dif.       | 95              | 92     | 90  | 34                   | 29     | 2   |
|                     | Mensal               | <i>t</i>        | Levene | K-S | <i>t</i>             | Levene | K-S |
|                     | MAPE val.            | 89              | 92     | 82  | 45                   | 42     | 9   |
|                     | MAPE uni.            | 97              | 94     | 85  | 40                   | 37     | 12  |
|                     | MAPE uni.dif.        | 100             | 99     | 99  | 27                   | 59     | 17  |
|                     | Média val.           | 89              | 97     | 77  | 35                   | 62     | 17  |
|                     | Média uni.           | 95              | 87     | 87  | 44                   | 37     | 5   |
|                     | Média uni.dif.       | 97              | 100    | 94  | 20                   | 45     | 9   |
| (690 dados)         | De cenário           | <i>t</i>        | Levene | K-S | <i>t</i>             | Levene | K-S |
|                     | MAPE val.            | 97              | 94     | 94  | 34                   | 30     | 7   |
|                     | MAPE uni.            | 94              | 92     | 82  | 32                   | 37     | 2   |
|                     | MAPE uni.dif.        | 97              | 92     | 87  | 32                   | 29     | 0   |
|                     | Média val.           | 95              | 92     | 84  | 30                   | 32     | 5   |
|                     | Média uni.           | 95              | 92     | 87  | 32                   | 29     | 2   |
|                     | Média uni.dif.       | 97              | 92     | 89  | 34                   | 30     | 4   |
|                     | Mensal               | <i>t</i>        | Levene | K-S | <i>t</i>             | Levene | K-S |
|                     | MAPE val.            | 97              | 89     | 75  | 45                   | 29     | 9   |
|                     | MAPE uni.            | 99              | 94     | 85  | 44                   | 37     | 17  |
|                     | MAPE uni.dif.        | 100             | 100    | 99  | 32                   | 55     | 20  |
|                     | Média val.           | 89              | 97     | 74  | 35                   | 49     | 17  |
|                     | Média uni.           | 95              | 89     | 84  | 40                   | 45     | 5   |
|                     | Média uni.dif.       | 97              | 100    | 94  | 22                   | 37     | 9   |

Tabela 5.14: Análise dos cenários gerados no  $PEN_{log}(p, l)$  do subsistema Norte



Portanto, colocar a correlação espacial entre os subsistemas nos cenários de forma análoga como se faz no  $PAR(p)$  fez com que os valores das aderências obtidos nos testes com os cenários ficassem mais uniformes, indicando que os cenários gerados pelo modelo  $PEN_{log}(p, l)$  ficaram similares, ou seja, mais estáveis. Contudo, os testes de aderência com o conjunto histórico de estimativa deixou a desejar em todos subsistemas, principalmente no testes de Kolmogorov-Smirnov. Por isso, a forma de preservar a correlação espacial entre os subsistemas nos cenários precisa ser melhor investigada, podendo ter que ser incorporada nos parâmetros do modelo (pesos sinápticos das RNAs que o compõem) como é feito com a correlação temporal para poder ter boa aderência em todos os testes nos dois conjuntos históricos.

### **Aderência dos cenários gerados pelo Processo Estocástico Neural com Redes Neurais de 4 saídas**

Conforme comentou-se na Seção 4.2, outra forma de incorporar a correlação espacial entre os subsistemas nos cenários, é aglomerar os 4 subsistemas em um único Processo Estocástico Neural (PEN), fazendo as suas Redes Neurais Artificiais (RNAs) terem 4 saídas, uma para cada subsistema. Para diferenciar do PEN da versão original, esse modelo que aglomera os 4 subsistemas será referenciado como modelo  $PEN_{4Out}$ . Como foi visto na Seção 4.2.4, as entradas da RNA de cada Componente Estocástica (CE) do  $PEN_{4Out}$  é alimentada por 4 janelas temporais, uma de cada subsistema.

Na Seção 4.1 comenta-se que decidiu-se testar 4 tipos de ordem (defasagem de 3, 6, 9 e 11 meses) e  $l = 1 \dots 20$  possibilidades de neurônios na camada escondida das RNAs das CEs do PEN na versão original. Com isso decidiu-se testar no  $PEN_{4Out}$ , os mesmos tipos de ordem para cada janela temporal da RNA de cada CE. Por exemplo, se a ordem for de defasagem de 3 meses, a janela temporal de cada subsistema usa informação dos 3 meses passados mais a informação correspondente ao período anterior da sua série de ENA, dando um total de 4 termos por janela temporal e, conseqüentemente, 16 entradas para a RNA de uma CE do  $PEN_{4Out}$ . Portanto, o número de entradas da RNA de cada CE do  $PEN_{4Out}$  é no mínimo 16 e no máximo 48 (quando ocorrer a ordem 11 mais um termo do período passado, para a janela temporal de cada subsistema). Dessa forma, decidiu-se testar na camada escondida da RNA de cada CE  $4 \cdot l$  neurônios, dado que  $l = 1, \dots 20$ . Além disso, para cada mês, treinou-se 80 configurações de RNAs, e cada uma dessas configurações foram treinadas 10 vezes, com diferentes inicializações dos pesos sinápticos.

Após o treinamento de todas as configurações estabelecidas, analisou-

se todos os resultados e escolheu-se, para cada medida de desempenho, a configuração de RNA que obteve o melhor desempenho - menor MAPE ou Média de resíduos das RNAs mais próxima de zero - em cada mês. Dessa forma é possível, com cada medida de desempenho, definir as configurações das 12 RNAs de um modelo  $PEN_{4Out}(p, l)$ . A Tabela 5.15 apresenta as configurações de RNAs escolhidas com as medidas de desempenho referentes aos seguintes cenários: de validação, unificado (construído com os padrões de dados unificados e RNAs salvas na mesma época) e unificado redes diferentes (construído com os padrões de dados unificados com RNAs salvas em épocas diferentes). A tabela contém o valor da medida de desempenho, que consiste no melhor desempenho obtido dessa medida dentre todos os resultados analisados, a ordem  $p$  e o número  $l$  de neurônios na camada escondida das 12 RNAs de um  $PEN_{4Out}(p, l)$ .

As tabelas que se encontram na Seção A.2 do Apêndice A, apresentam as configurações de RNAs escolhidas com as medidas de desempenho mensais (que foram apresentadas na Seção 4.1.2). Nesse caso, como as RNAs de cada mês foram escolhidas em épocas diferentes, elas terão configurações diferentes, ou seja, os parâmetros de cada modelo  $PEN_{4Out}(p, l)$  vão ser, respectivamente, as ordens distintas de cada mês,  $p = p_1, p_2, \dots, p_{12}$ , e os números de neurônios na camada oculta distintos de cada RNA,  $l = l_1, l_2, \dots, l_{12}$ .

| Critério      | valor | ordem | # neurônios |
|---------------|-------|-------|-------------|
| Mape val      | 42,73 | 11    | 36          |
| Mape uni.     | 44,55 | 11    | 36          |
| Mape uni.dif  | 47,90 | 9     | 52          |
| Média val     | 1,87  | 11    | 56          |
| Média uni.    | 0,64  | 11    | 68          |
| Média uni.dif | 6,78  | 6     | 80          |

Tabela 5.15: Configurações das RNAs do modelo  $PEN_{4Out}$  escolhidas com as medidas de desempenho de cenários

De maneira análoga como é feito no PEN, para cada RNA  $m$  de um modelo  $PEN_{4Out}(p, l)$ , com  $m = 1 \dots 12$ , encontra-se a distribuição de probabilidade teórica que consiga a melhor aderência com a sua série de resíduos mensais. Como a RNA de cada mês do  $PEN_{4Out}$  contém 4 saídas, obtém-se 4 séries de 69 resíduos obtidos no treinamento dessa RNA.

Ao determinar a configuração da RNA e a distribuição de probabilidade da CE de cada mês de um modelo  $PEN_{4Out}$ , é possível utilizá-lo para gerar cenários sintéticos de ENA. O modelo  $PEN_{4Out}$  gera de uma só vez 4 cenários, 1 para cada subsistema. Nos experimentos apresentados foram gerados 200

cenários de 60 meses de ENA de cada subsistema do SIN, disparados com o último ano do conjunto de estimativa (ano 2000).

Como nos modelos PEN apresentados anteriormente, os melhores resultados foram com distribuições de 69 resíduos (correspondentes aos resíduos da própria RNA que compõe a CE do modelo), decidiu-se no  $PEN_{4Out}$  encontrar distribuições de probabilidades apenas para essas séries de resíduos, uma de cada saída da RNA (referente a cada subsistema do SIN), dando um total de 12 estruturas de modelos  $PEN_{4Out}$ .

A Tabela 5.16 apresenta os resultados dos testes de aderência aplicados aos cenários, de todos subsistemas, gerados por cada  $PEN_{4Out}$ . Como pode ser observado, de uma maneira geral, os cenários apresentaram melhor aderência com o conjunto histórico de teste do que com o conjunto histórico de estimativa, como ocorreu com as outras versões do modelo PEN.

Para todos os subsistemas, os cenários calculados com as Redes Neurais Artificiais (RNAs) escolhidas pela métrica Média Mensal dos resíduos de validação foram os que obtiveram as melhores aderências. Portanto, essa é a melhor métrica de desempenho a ser utilizada pelo modelo  $PEN_{4Out}$ . Porém, a aderência desses cenários foi bem inferior em relação a aderência dos cenários do modelo PEN na versão original.

| Subsistema | Medida de Desempenho | Histórico Teste |        |     | Histórico Estimativa |        |     |
|------------|----------------------|-----------------|--------|-----|----------------------|--------|-----|
|            |                      | Teste (%)       |        |     | Teste (%)            |        |     |
| 1          | De cenário           | t               | Levene | K-S | t                    | Levene | K-S |
|            | MAPE val.            | 22              | 80     | 12  | 0                    | 40     | 0   |
|            | MAPE uni.            | 0               | 100    | 0   | 0                    | 2      | 0   |
|            | MAPE uni.dif.        | 25              | 100    | 22  | 12                   | 59     | 5   |
|            | Média val.           | 49              | 97     | 42  | 17                   | 67     | 17  |
|            | Média uni.           | 35              | 97     | 12  | 2                    | 44     | 2   |
|            | Média uni.dif.       | 10              | 90     | 12  | 2                    | 47     | 0   |
|            | Mensal               | t               | Levene | K-S | t                    | Levene | K-S |
|            | MAPE val.            | 60              | 100    | 49  | 24                   | 79     | 20  |
|            | MAPE uni.            | 57              | 97     | 54  | 32                   | 72     | 32  |
|            | MAPE uni.dif.        | 7               | 99     | 4   | 0                    | 69     | 0   |
|            | Média val.           | 80              | 97     | 60  | 19                   | 60     | 15  |
|            | Média uni.           | 44              | 97     | 40  | 17                   | 57     | 10  |
|            | Média uni.dif.       | 22              | 92     | 9   | 4                    | 20     | 2   |
| 2          | De cenário           | t               | Levene | K-S | t                    | Levene | K-S |

|   |                |    |        |     |    |        |     |
|---|----------------|----|--------|-----|----|--------|-----|
|   | MAPE val.      | 59 | 75     | 55  | 15 | 32     | 4   |
|   | MAPE uni.      | 30 | 100    | 0   | 0  | 15     | 0   |
|   | MAPE uni.dif.  | 35 | 92     | 30  | 7  | 20     | 2   |
|   | Média val.     | 29 | 94     | 24  | 4  | 50     | 4   |
|   | Média uni.     | 65 | 90     | 59  | 22 | 45     | 7   |
|   | Média uni.dif. | 39 | 85     | 30  | 20 | 50     | 19  |
|   | Mensal         | t  | Levene | K-S | t  | Levene | K-S |
|   | MAPE val.      | 67 | 95     | 67  | 32 | 60     | 22  |
|   | MAPE uni.      | 50 | 89     | 49  | 22 | 62     | 4   |
|   | MAPE uni.dif.  | 25 | 100    | 25  | 22 | 54     | 9   |
|   | Média val.     | 60 | 94     | 62  | 25 | 49     | 22  |
|   | Média uni.     | 42 | 84     | 42  | 15 | 39     | 4   |
|   | Média uni.dif. | 40 | 84     | 35  | 4  | 22     | 5   |
| 3 | De cenário     | t  | Levene | K-S | t  | Levene | K-S |
|   | MAPE val.      | 55 | 90     | 39  | 10 | 45     | 5   |
|   | MAPE uni.      | 4  | 100    | 0   | 0  | 12     | 0   |
|   | MAPE uni.dif.  | 74 | 99     | 55  | 24 | 15     | 4   |
|   | Média val.     | 45 | 99     | 34  | 14 | 37     | 14  |
|   | Média uni.     | 55 | 92     | 39  | 19 | 30     | 0   |
|   | Média uni.dif. | 42 | 95     | 25  | 12 | 32     | 5   |
|   | Mensal         | t  | Levene | K-S | t  | Levene | K-S |
|   | MAPE val.      | 47 | 94     | 30  | 27 | 19     | 4   |
|   | MAPE uni.      | 50 | 89     | 44  | 4  | 27     | 2   |
|   | MAPE uni.dif.  | 25 | 100    | 12  | 0  | 25     | 0   |
|   | Média val.     | 49 | 87     | 39  | 27 | 19     | 9   |
|   | Média uni.     | 60 | 90     | 40  | 22 | 22     | 2   |
|   | Média uni.dif. | 30 | 70     | 29  | 12 | 7      | 0   |
| 4 | De cenário     | t  | Levene | K-S | t  | Levene | K-S |
|   | MAPE val.      | 17 | 100    | 17  | 0  | 17     | 0   |
|   | MAPE uni.      | 25 | 100    | 4   | 4  | 9      | 0   |
|   | MAPE uni.dif.  | 39 | 90     | 25  | 2  | 22     | 0   |
|   | Média val.     | 45 | 100    | 29  | 20 | 22     | 20  |
|   | Média uni.     | 29 | 89     | 20  | 9  | 20     | 0   |
|   | Média uni.dif. | 45 | 92     | 35  | 4  | 24     | 0   |
|   | Mensal         | t  | Levene | K-S | t  | Levene | K-S |
|   | MAPE val.      | 60 | 92     | 40  | 12 | 17     | 0   |
|   | MAPE uni.      | 49 | 82     | 24  | 9  | 7      | 0   |

|  |                |    |     |    |    |    |    |
|--|----------------|----|-----|----|----|----|----|
|  | MAPE uni.dif.  | 29 | 100 | 24 | 24 | 10 | 0  |
|  | Média val.     | 77 | 94  | 60 | 50 | 40 | 37 |
|  | Média uni.     | 45 | 85  | 35 | 15 | 30 | 17 |
|  | Média uni.dif. | 29 | 64  | 19 | 4  | 9  | 0  |

Tabela 5.16: Análise dos cenários gerados pelo modelo  $PEN_{4Out}$

Um dos motivos de que o aprendizado coletivo das 4 séries de ENA (uma de cada subsistema) pela RNA apresentar um desempenho menor do que o aprendizado individual dessas séries, pode ser pelo fato de que fixou-se a mesma ordem para todos os subsistemas. Portanto, esse modelo de 4 saídas pode ser ainda melhor investigado.

### 5.2.2

#### Inspeção Visual dos Cenários

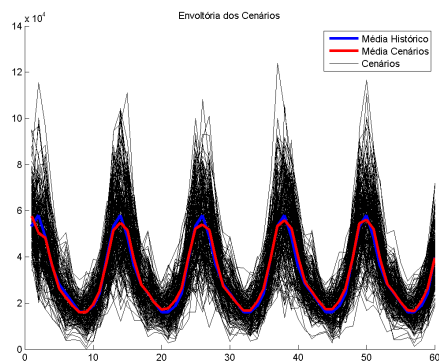
A Figura 5.3 apresenta a envoltória dos 200 cenários de 5 anos de Energia Natural Afluyente (ENA) gerados no modelo  $PAR(p)$ . Além dos cenários, os gráficos contêm a curva da média de cada mês em cada ano dos cenários e também a curva da média mensal do conjunto histórico replicada nos 5 anos, para se analisar o comportamento da média dos cenários em todos os 60 meses. Isso foi feito para os dois conjuntos históricos (de teste e de estimativa) e para cada subsistema.

Observa-se que, em todos os subsistemas, a média dos conjuntos históricos ficaram dentro das envoltórias de cenários e a média dos cenários reproduziram melhor o comportamento da série histórica do conjunto de estimativa.

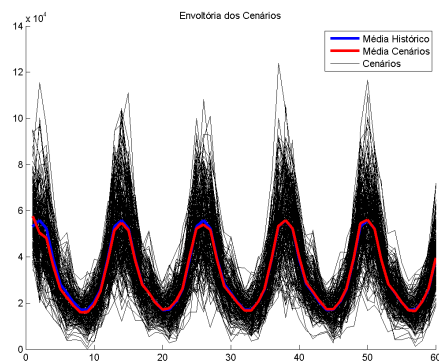
A Figura 5.4 apresenta a envoltória dos cenários de ENA gerados no modelo  $PEN(p, l)$  (cujas estruturas se apresentam na Tabela 5.9).

As médias dos cenários do subsistema 1 (Sudeste/Centro-Oeste) acompanham bem o comportamento das médias dos dois conjuntos históricos, assim como acontece nas envoltórias do  $PAR(p)$ . No subsistema 2 (Sul), em todos os períodos as envoltórias englobam as médias dos dois conjuntos históricos, porém a média dos cenários acompanha melhor a média do conjunto histórico de estimativa, o que também ocorre com os cenários do  $PAR(p)$ . No Subsistema 3 (Nordeste), apareceu um cenário onde alguns valores de ENA gerados pela

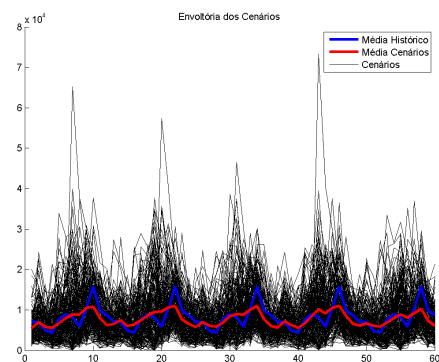
## Histórico Teste



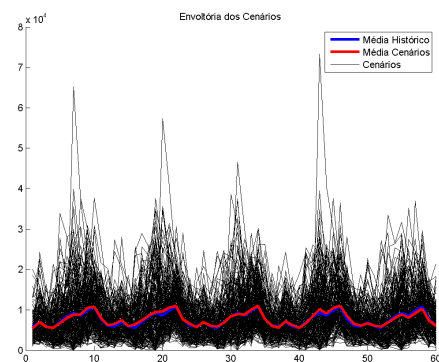
## Histórico Estimativa



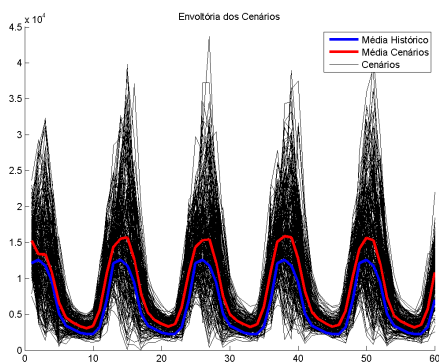
## Subsistema



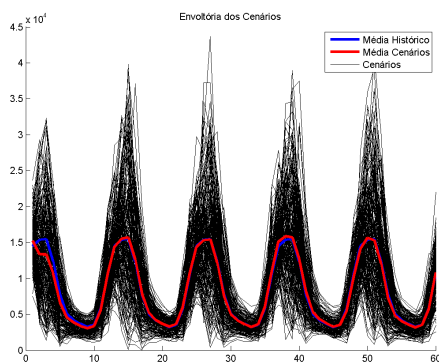
1



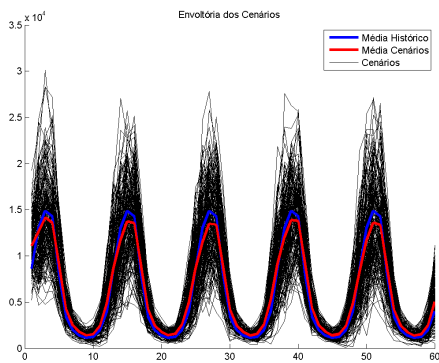
## Subsistema



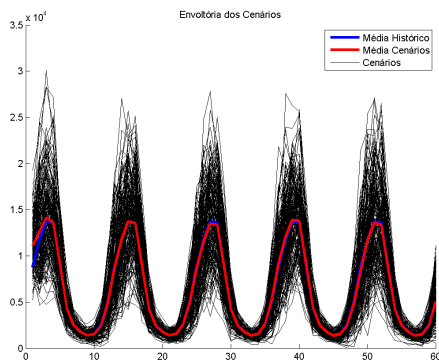
2



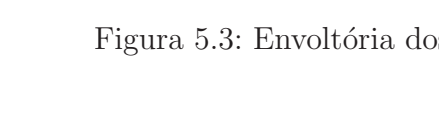
## Subsistema



3



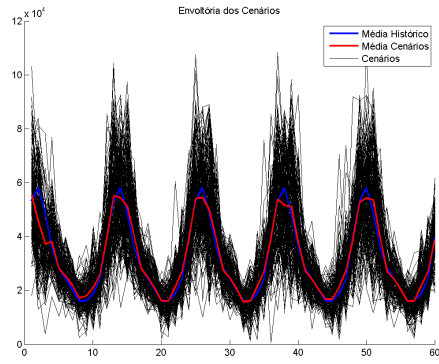
## Subsistema



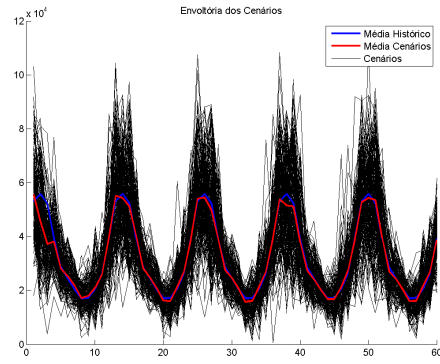
4

Figura 5.3: Envoltória dos cenários gerados no PAR(p)

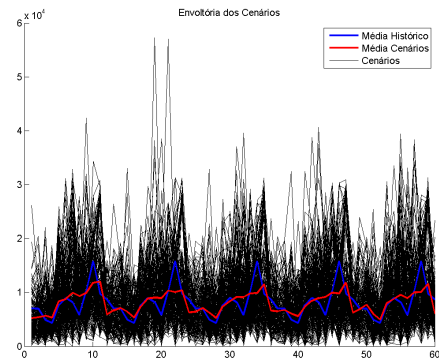
## Histórico Teste



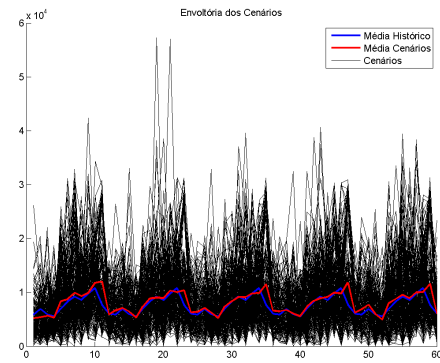
## Histórico Estimativa



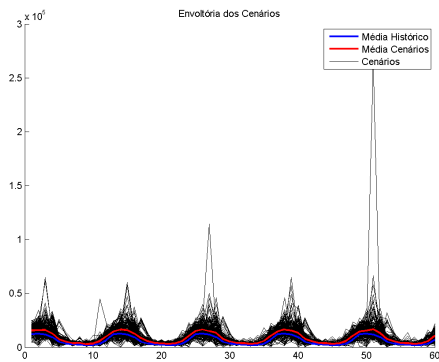
## Subsistema



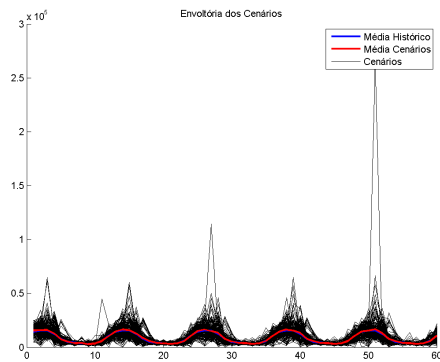
## 1



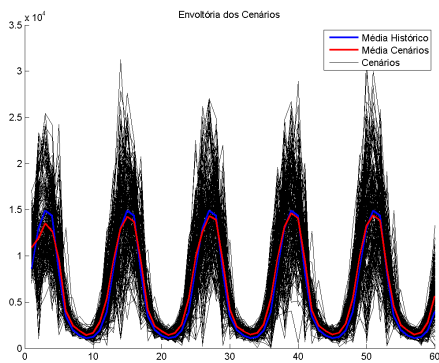
## Subsistema



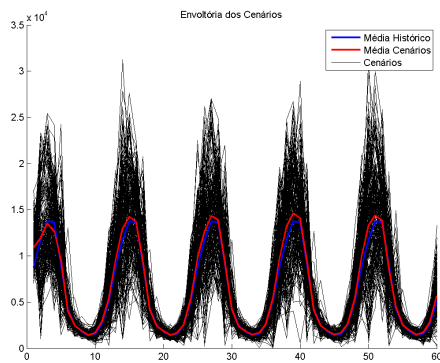
## 2



## Subsistema



## 3



## Subsistema

## 4

Figura 5.4: Envoltória dos cenários gerados no  $PEN(p, l)$

componente estocástica do mês de março apresentam uma discrepância muito grande em relação aos valores dos outros períodos, principalmente no último ano. Isso dificulta a visualização do comportamento da média dos cenários em relação à média histórica. A Figura 5.5 apresenta as envoltórias dos cenários do Subsistema 3 sem esse cenário com valores discrepantes. Como pode ser visto nessa figura, assim como acontece nos cenários gerados pelo PAR(p), a média dos cenários acompanha melhor a média do conjunto histórico de estimativa do que a média do conjunto histórico de teste. Já as médias dos cenários do subsistema 4 (Norte) acompanham bem o comportamento das médias dos dois conjuntos históricos, apresentando desempenho um pouco melhor no conjunto histórico de teste mas um pouco pior no conjunto histórico de estimativa comparando com as médias dos cenários do PAR(p).

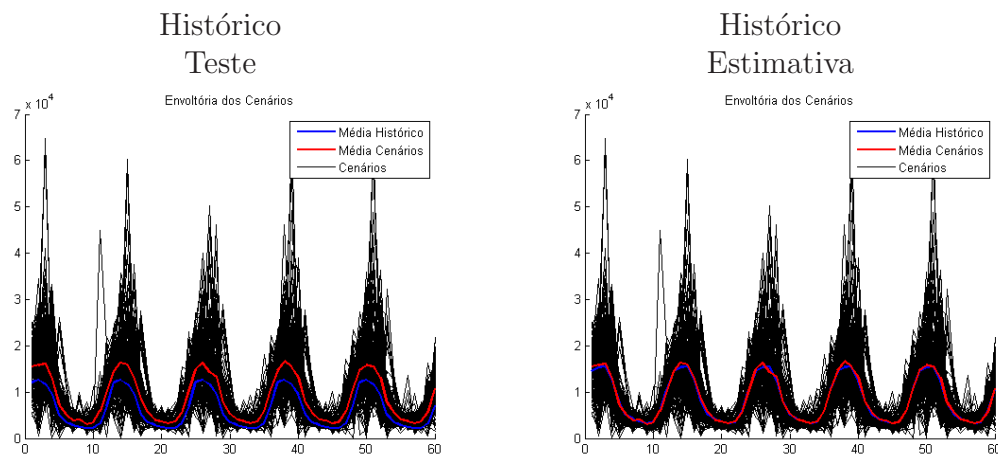


Figura 5.5: Envoltória dos cenários do Subsistema 3 sem *outliers*

De uma maneira geral, pode-se dizer que para todos os subsistemas as envoltórias dos cenários acompanharam bem o desempenho das séries históricas de ENA.

A Figura 5.6 apresenta a curva dos desvios padrão de todos os meses em cada ano dos cenários gerados pelo PAR(p) e a curva dos desvios padrão mensais do conjunto histórico replicada nos 5 anos, para se analisar o comportamento dos desvios padrão dos cenários nos 60 meses de cenários. Isso foi feito para os dois conjuntos históricos (de teste e de estimativa) e para cada subsistema.

Assim como acontece com a média, em todos os subsistemas os desvios padrão dos cenários reproduziram melhor o comportamento dos desvios padrão mensais da série histórica do conjunto de estimativa.

A Figura 5.7 apresenta a curva dos desvios padrão dos cenários gerados no modelo PEN( $p, l$ ). Assim como acontece no PAR(p), os desvios padrão dos



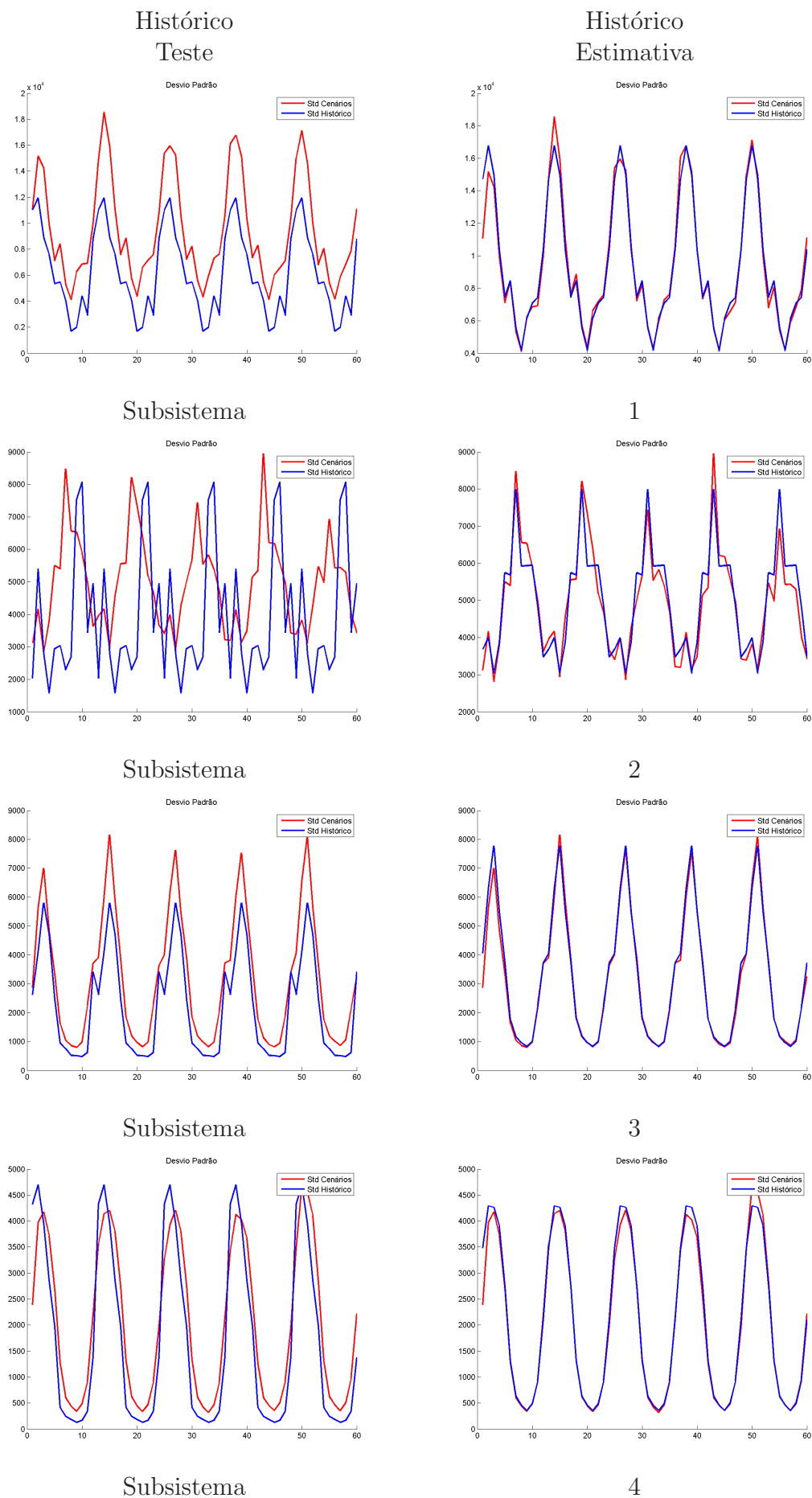


Figura 5.6: Desvio Padrão dos cenários gerados no PAR(p)

cenários do subsistema 1 (Sudeste/Centro-Oeste) foram maiores que os desvios padrão mensais do conjunto histórico de teste. Em relação ao comportamento dos desvios padrão mensais do conjunto histórico de estimativa, embora os cenários do PAR(p) tenham um desempenho um pouco melhor, pode-se considerar que no geral os cenários do PEN reproduziram bem esse comportamento. No subsistema 2 (Sul), em praticamente todos os períodos os desvios padrão dos cenários ficaram bem diferentes dos desvios padrão mensais do conjunto histórico de teste, porém conseguiram reproduzir um pouco melhor os desvios padrão mensais do conjunto histórico de estimativa, mas não tão bem quanto os cenários gerados pelo PAR(p). O mesmo ocorre no Subsistema 3 (Nordeste), onde também fica visível a grande dispersão dos dados do mês de março no último ano. A Figura 5.8 apresenta os desvios padrão dos cenários sem o cenário de valores discrepantes do subsistema 3. Como pode ser visto nessa figura, assim como acontece nos cenários gerados pelo PAR(p), o desvio padrão dos cenários acompanha melhor o desvio padrão do conjunto histórico de estimativa do que o desvio padrão do conjunto histórico de teste. No subsistema 4 (Norte) os desvios padrão dos cenários ficam, em alguns períodos, relativamente maiores que os desvios padrão mensais dos dois conjuntos históricos, apresentando desempenho um pouco pior no conjunto histórico de estimativa comparando com os desvios padrão dos cenários do PAR(p).

### 5.2.3

#### Correlação Cruzada dos Cenários

Segundo [53], a preservação da correlação cruzada é um objetivo a ser perseguido pelo processo de geração de cenários sintéticos multivariados. Como foi visto, o modelo PAR(p) incorpora a correlação espacial entre os subsistemas por meio da matriz D na equação 4-10.

As correlações cruzadas das séries históricas de Energia Natural Afluyente (ENA) são calculadas em pares de subsistemas. Isto é, calcula-se a correlação cruzada entre os históricos dos subsistemas 1 (Sudeste/Centro-Oeste) e 2 (Sul). Depois entre os históricos dos subsistemas 1 e 3 (Nordeste), e assim por diante, até completarem todos os pares de subsistemas. Da mesma forma, calcula-se as correlações entre os pares de séries sintéticas dos subsistemas. Como foram gerados 200 cenários para cada subsistema, tem-se um total de 200 correlações cruzadas para cada par de subsistemas. Por meio de gráficos do tipo *Box Plot* é possível fazer uma análise visual das correlações cruzadas entre os pares de cenários dos subsistemas. Esta ferramenta é muito útil pois exhibe aspectos importantes dos dados, tais como: tendência central, dispersão, afastamento

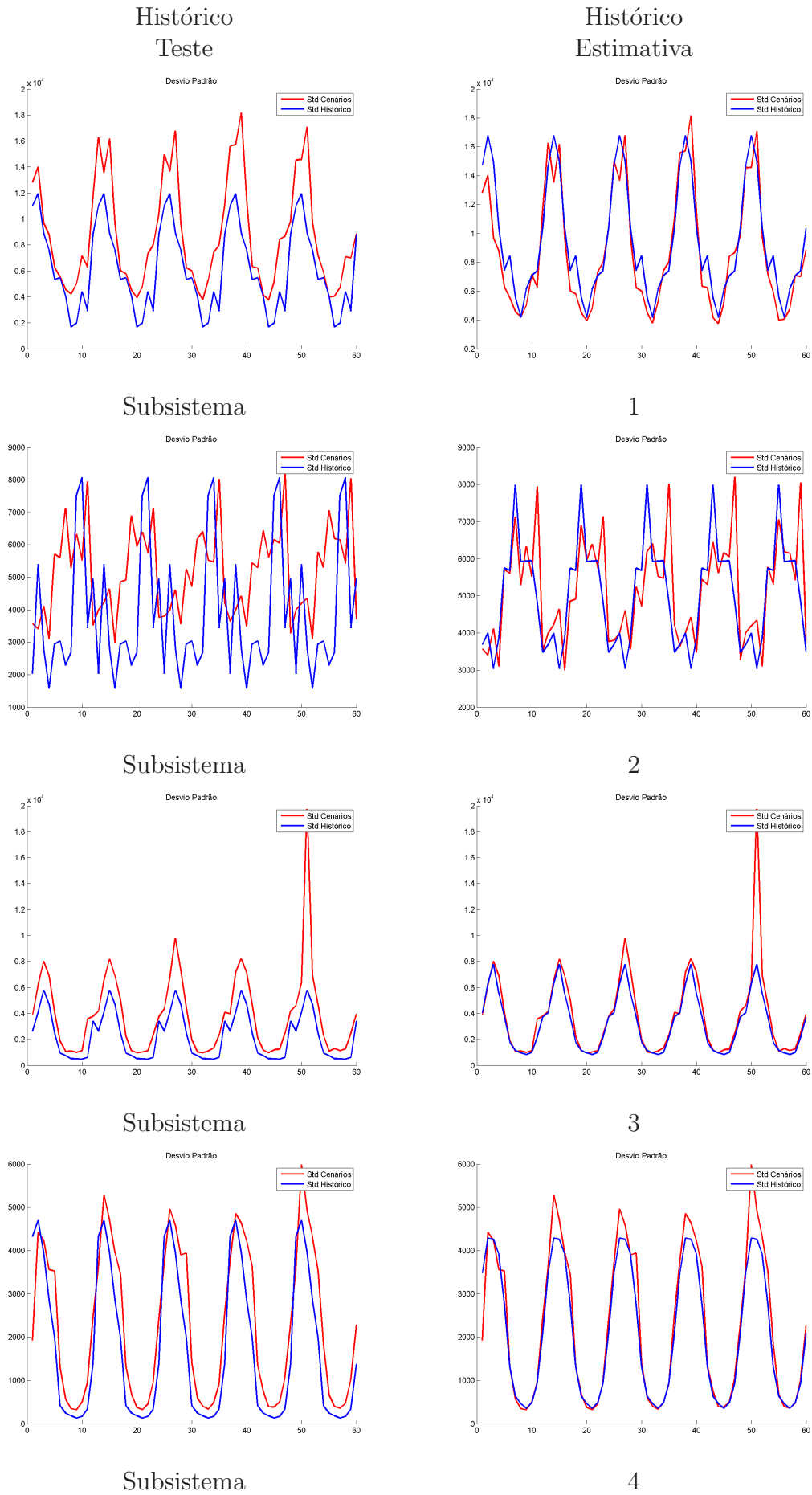


Figura 5.7: Desvios Padrão dos cenários gerados no  $PEN(p, l)$

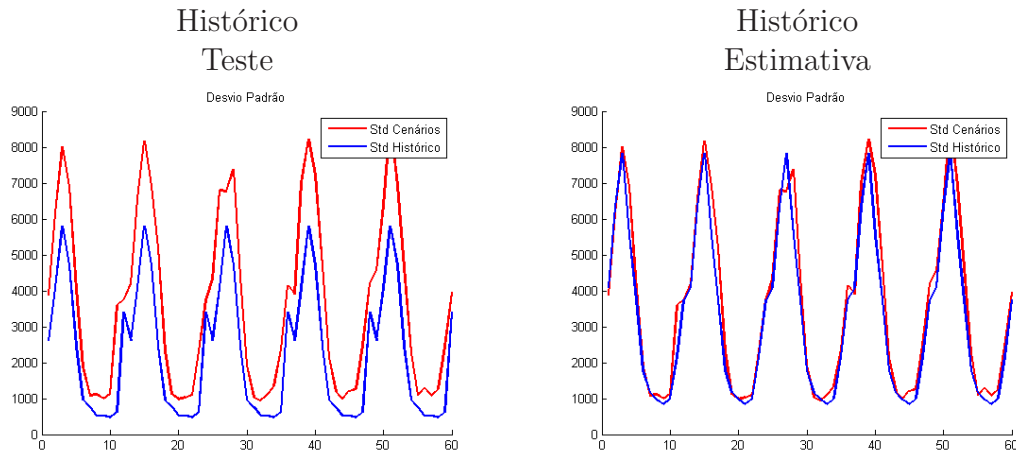


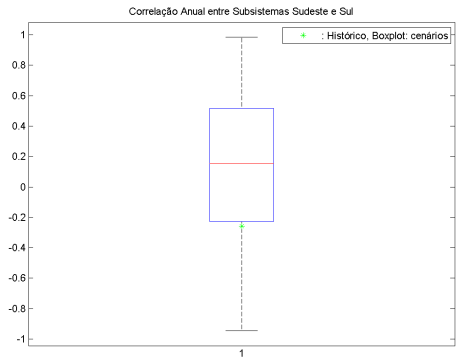
Figura 5.8: Desvios Padrão dos cenários do Subsistema 3 sem *outliers*

da simetria e a identificação de *outliers* (observações muito discrepantes). O gráfico exibe na caixa retangular os dados referentes às correlações cruzadas dos 200 cenários de um par de subsistemas. Essa caixa é alinhada vertical ou horizontalmente, e contém os três quartis: a linha esquerda (ou inferior) é posicionada no primeiro quartil (corresponde ao menor valor de correlação), a linha direita (ou superior) é posicionada no terceiro quartil (corresponde ao maior valor de correlação). A diferença entre o terceiro e o primeiro quartil corresponde à amplitude interquartil. Uma linha é traçada ao longo da caixa na posição do segundo quartil, que corresponde ao desvio interquartil, que é a metade da amplitude interquartil.

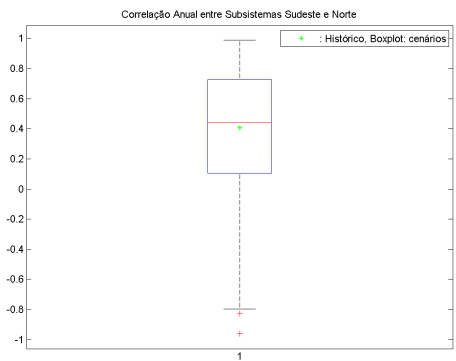
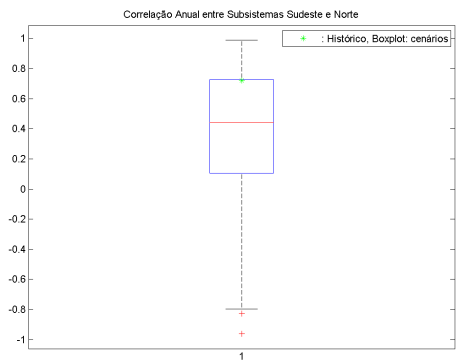
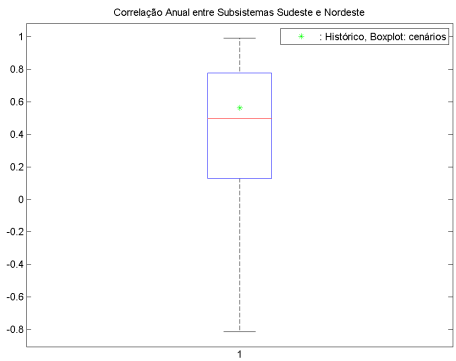
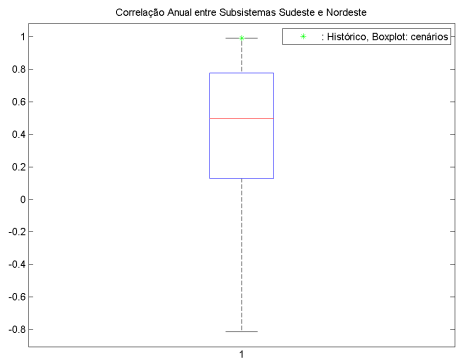
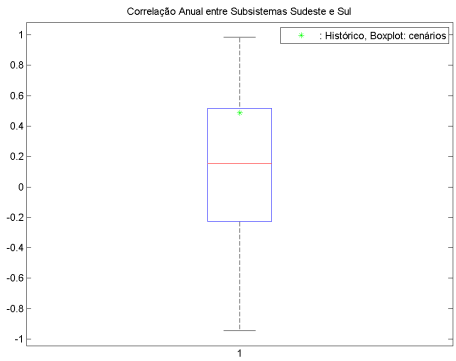
A Figura 5.9 apresenta as correlações anuais dos cenários gerados pelo PAR(p), calculadas entre pares de subsistemas. O Box Plot é construído com dados das correlações anuais entre os pares de cenários de subsistemas e o ponto em destaque corresponde à correlação anual obtida entre as séries históricas dos mesmos pares de subsistemas. Calculou-se a correlação anual tanto para o conjunto histórico de teste quanto para o conjunto histórico de estimativa.

Os cenários de todos subsistemas gerados pelo PAR(p) conseguiram manter a correlação anual, de par em par, referente ao conjunto histórico de estimativa. Como pode ser visto na Figura 5.9, as correlações anuais desses histórico ficam dentro das “caixas” dos gráficos *Box plot*, que agrupa 50% dos dados de correlação anual do par de cenários. Já a correlação anual com os dados do conjunto histórico de teste só não foi preservada pelos cenários do subsistema 1. Observa-se em tal figura que a correlação com histórico de teste do subsistema 1 e os subsistemas 2 e 3 ficam fora das “caixas” dos gráficos *Box plot*, em relação ao subsistema 4 não ficou totalmente fora mas ficou no limite inferior.

Histórico  
Teste



Histórico  
Estimativa



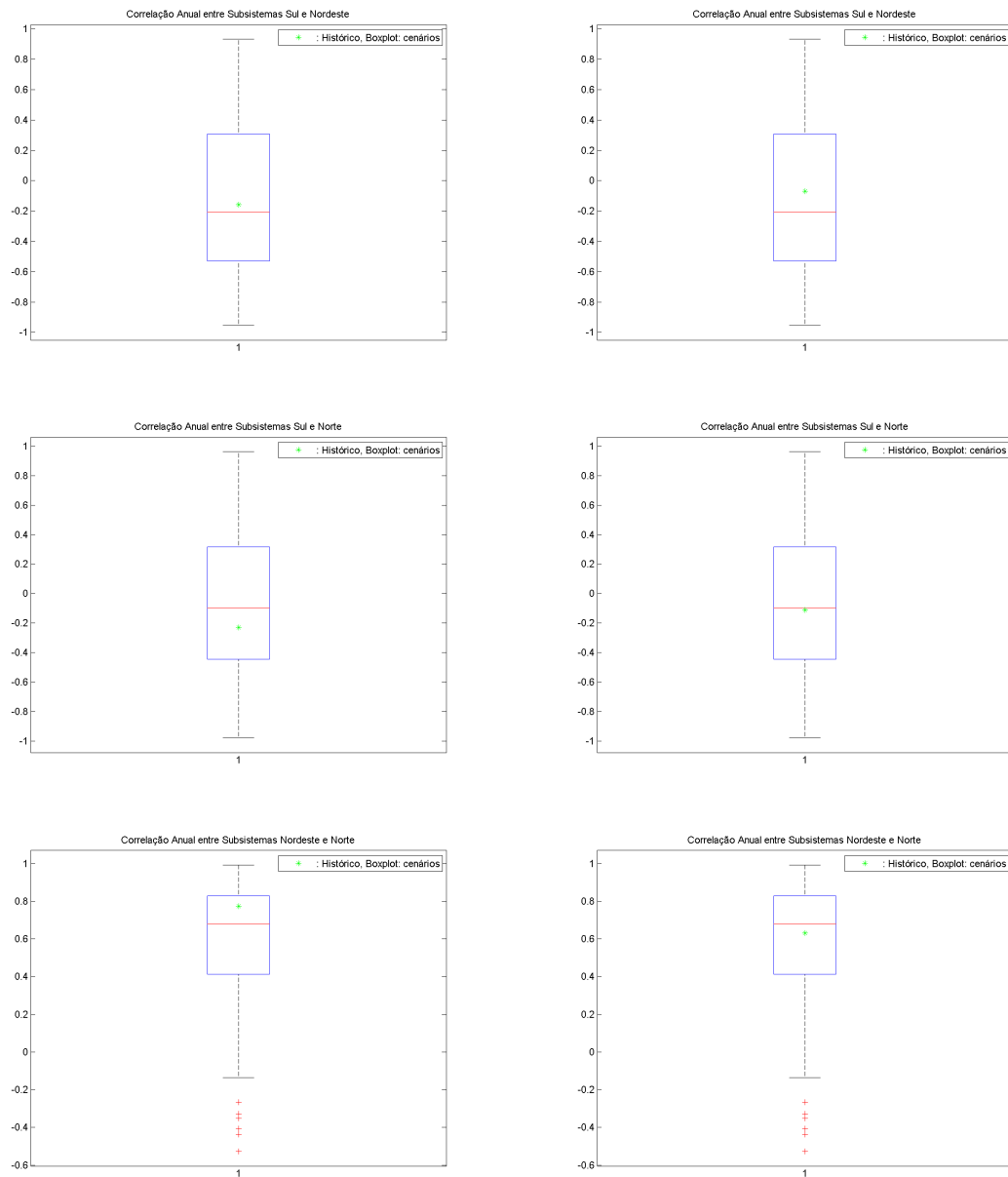
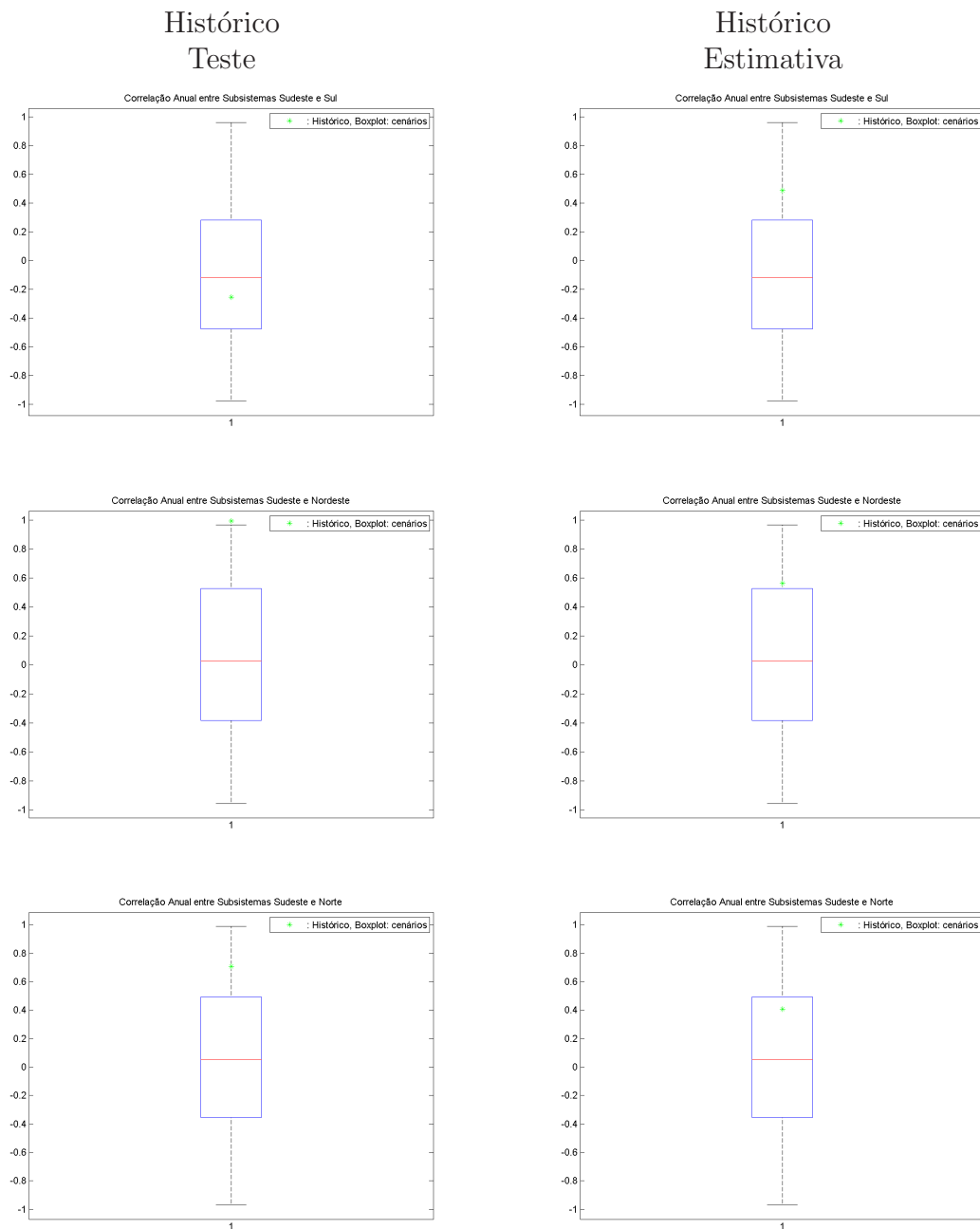


Figura 5.9: Correlação Anual dos cenários gerados no PAR(p)

A Figura 5.10 apresenta as correlações anuais dos cenários gerados pelo  $PEN(p, l)$ , calculadas entre pares de subsistemas. Calculou-se a correlação anual tanto para o conjunto histórico de teste quanto para o conjunto histórico de estimativa.



Apesar do modelo não levar em consideração a correlação espacial entre os subsistemas na geração de cenários, os cenários dos pares de subsistemas 2-3 e 2-4 preservaram a correlação anual nos dois conjuntos históricos. Note na Figura 5.10 que o ponto verde está dentro das "caixas" do gráfico *box plot* nesses dois pares de subsistemas nos dois conjuntos históricos. Os cenários dos

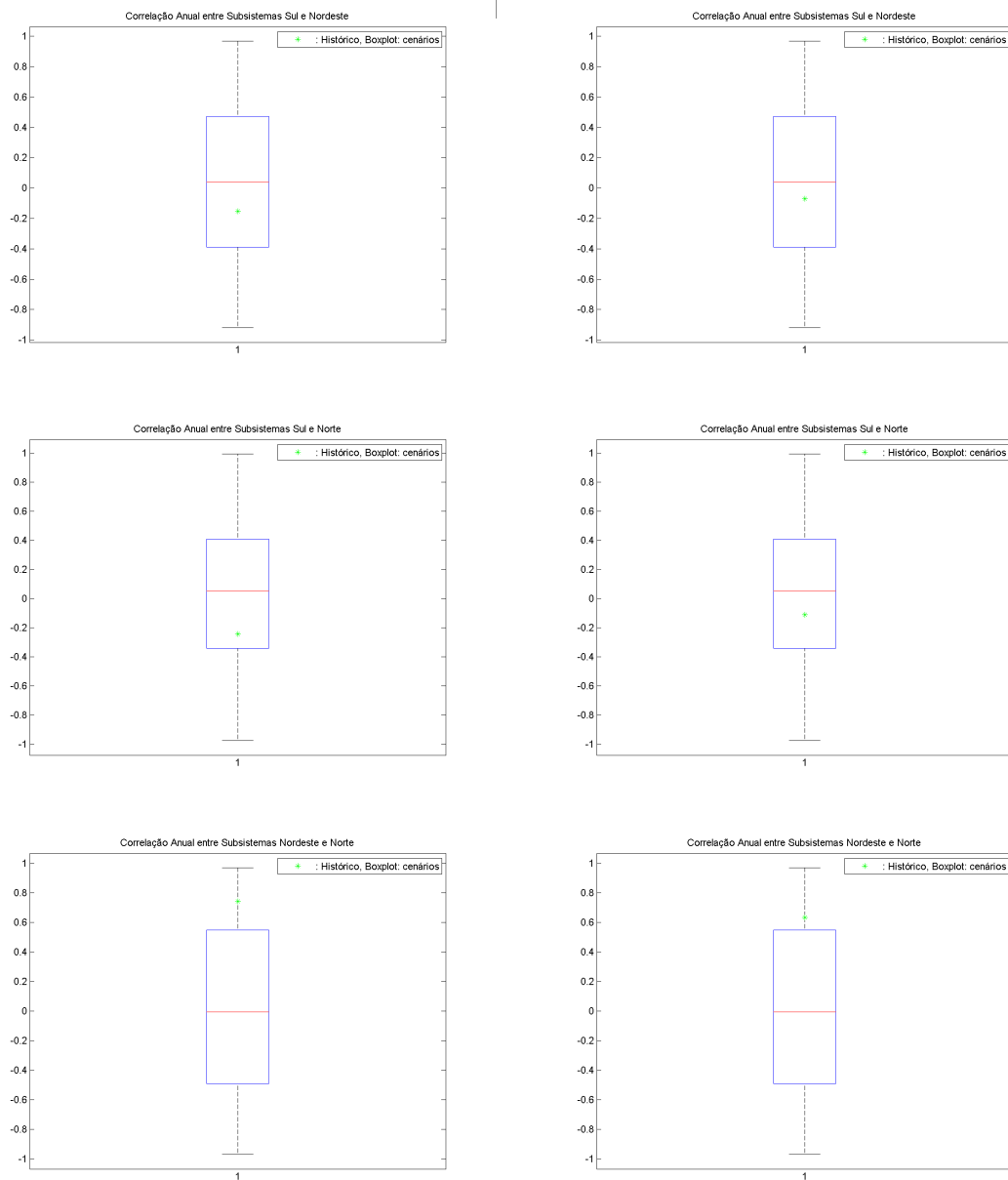


Figura 5.10: Correlação Anual dos cenários gerados no  $PEN(p, l)$



subsistemas 1 e 2 também mantiveram a correlação anual no conjunto histórico de teste, e os cenários dos subsistemas 1 e 4 no conjunto histórico de estimativa.

#### 5.2.4

#### **Análise dos Cenários através do Planejamento Hidrotérmico**

No estudo de caso dessa tese, os cenários de Energia Natural Afluente (ENA) foram gerados com o intuito de serem aplicados no planejamento de médio prazo da operação do sistema hidrotérmico brasileiro, realizado através do modelo de otimização monocritério da operação de sistemas hidrotérmicos utilizando algoritmos genéticos desenvolvido em [60]. O principal foco dessa modelagem de otimização é a determinação, por meio de um AG, das metas de geração hidráulica para cada subsistema, em cada estágio do período de planejamento de médio prazo.

A representação do cromossomo adotada por esse modelo é de números reais, onde cada gene corresponde a uma meta de geração hidráulica para um subsistema em cada estágio do período de planejamento. Assim, o cromossomo é formado por  $nSis \times nPerEstudo$  genes, onde  $nSis$  corresponde ao número total de subsistemas e  $nPerEstudo$  ao número de períodos do estudo. Os genes (metas de geração hidráulica) são limitados inferiormente pela geração hidráulica mínima de cada subsistema e superiormente pelas respectivas gerações hidráulicas máximas. Estas gerações hidráulicas mínimas e máximas são estimativas de limites físicos definidos a priori.

Para levar em conta as incertezas hidrológicas, o cromossomo é submetido a um conjunto de cenários, cabendo à função de avaliação calcular os despachos viáveis para cada um deles e a avaliação associada a cada uma destas possíveis situações. Ao final do processamento do algoritmo genético, o cromossomo representa uma programação de operação hidráulica que, dado o critério de otimização utilizado, é a melhor solução encontrada. Portanto, a função de avaliação, a partir deste despacho viável, retorna ao algoritmo genético um indicador da qualidade do cromossomo.

O objetivo da otimização da abordagem mono-critério utilizada nesse trabalho é minimizar o valor esperado do custo total de operação para um conjunto de cenários de ENAs. Nesta abordagem, a função de avaliação, após submeter o cromossomo a todos os cenários, calcula o custo de operação para cada um e retorna para o AG o valor médio destes custos, que é a avaliação do cromossomo. Dentro de uma mesma população, quanto menor este indicador, mais apto será o cromossomo.

No modelo, o método de seleção, que seleciona os melhores indivíduos de

uma população para gerar cromossomos filhos, usado é o método de seleção da roleta. Neste método, quanto maior a aptidão de um indivíduo, maior a sua probabilidade de ser selecionado.

Como viu-se na Seção 2.5, o operador de crossover é aplicado a um par de cromossomos selecionados para gerar cromossomos filhos. As taxas iniciais e finais de crossover consideradas foram 0.80 e 0.65, respectivamente. Neste modelo, como a representação dos cromossomos é real, utilizou-se operadores aritméticos de crossover:

- Crossover Aritimético: gera cromossomos filhos a partir de uma combinação linear dos cromossomos pais. Exemplo:

$$filho_1 = \beta \cdot pai_1 + (1 - \beta) \cdot pai_2 \quad filho_2 = (1 - \beta) \cdot pai_1 + \beta \cdot pai_2$$

onde  $\beta \in U[0, 1]$ .

- Crossover BLX-alfa: o cromossomo filho é calculado como:

$$filho_1 = pai_1 + \beta \cdot (pai_2 - pai_1)$$

onde  $\beta \in U[-\alpha, 1 + \alpha]$ . Os parâmetros  $\alpha$  e  $\beta$  definem as regiões nas quais os cromossomos filhos podem se situar.

Após a operação de crossover, aplica-se aos cromossomos filhos, com determinada probabilidade denominada taxa de mutação, o operador de mutação, para realizar mudanças aleatórias em alguns genes e garantir a diversidade da população. As taxas iniciais e finais de mutação foram 0.08 e 0.30, o que garante a introdução de maior diversidade nas gerações finais. Os operadores de mutação usados foram:

- Mutação Uniforme: substitui um gene selecionado por um número aleatório.
- Mutação Não-uniforme: consiste na substituição do gene  $i$  selecionado por um número extraído de uma distribuição não-uniforme (veja maiores detalhes em [60]).

Através do modelo é possível a realização de mais de um experimento. Ao realizar um segundo experimento, inicia-se a população com valores novos mas mantém uma porcentagem, definida a priori, com os melhores indivíduos encontrados no experimento anterior. Isso permite que se diversifique a população na busca de uma melhor solução sem perder a boa solução encontrada até o momento.

Aplicou-se no modelo os cenários gerados pelos modelos PEN (versão original) e PAR(p), em vários experimentos, fazendo-se 3 rodadas, variando o número de gerações e a quantidade de indivíduos na população. O melhor resultado obtido foi de um experimento de 3 rodadas com 500 gerações e 350 indivíduos na população usando 10 % de elitismo (não só de uma geração para outra como também de um experimento para outro) e o parâmetro da mutação não-uniforme, o qual determina a forma da distribuição não-uniforme, utilizado foi 0.5.

Para que os resultados não fiquem tendenciosos, aplicou-se 3 vezes o programa de otimização em cada conjunto de cenários (PAR(p) e PEN) e tirou-se a média dos resultados de cada rodada.

A Figura 5.11 apresenta a média dos custos totais de operação obtidos no terceiro experimento de cada rodada, de todos os cenários do PEN. A média do custo médio total foi \$16 bilhões.

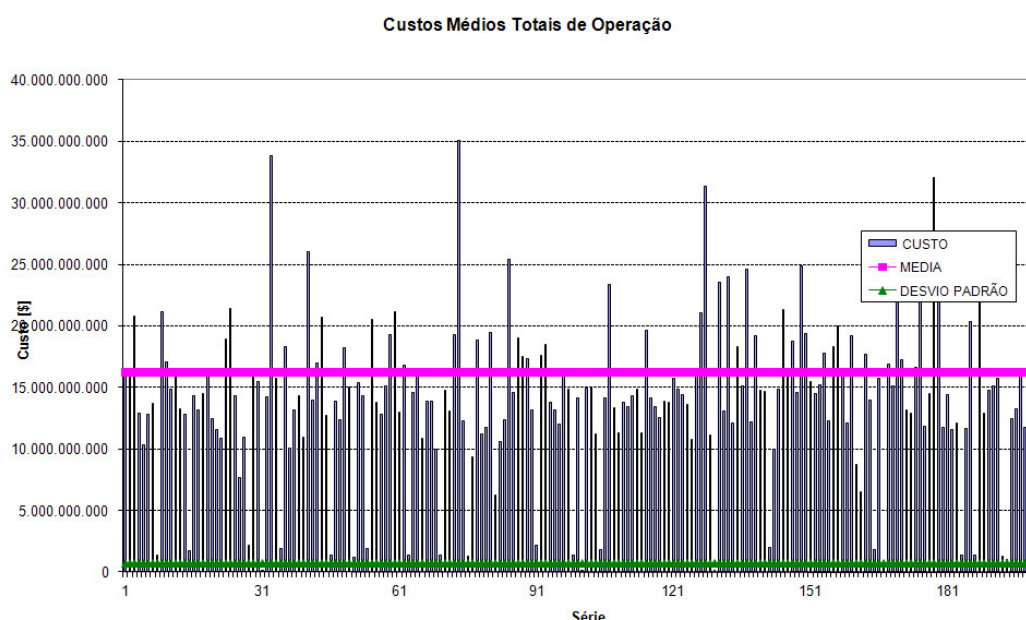


Figura 5.11: Custos Totais da Operação Energética com os Cenários do PEN

A Figura 5.12 apresenta a média dos custos totais de operação obtidos no terceiro experimento de cada rodada, de todos os cenários do PAR(p). A média do custo médio total foi \$14 bilhões.

Como pode ser observado nas figuras, o custo médio obtidos com os cenários do PAR(p) foi um pouco menor que o custo médio obtido com os cenários do PEN, porém os valores estão próximos.

Como os cenários do PEN apresentaram boas aderências com o histórico, compatíveis com os cenários do PAR(p), e o custo médio de operação do

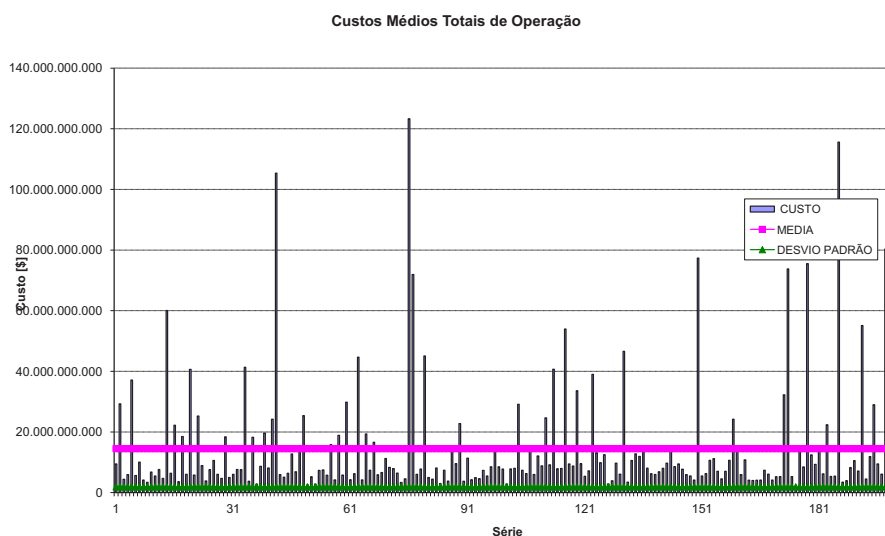


Figura 5.12: Custos Totais da Operação Energética com os Cenários do PAR(p)

sistema hidrotérmico brasileiro também teve um valor compatível com os cenários do PAR(p), tem-se que esses cenários do modelo PEN conseguiram atingir o objetivo de representar bem as características das séries históricas de ENA.

### 5.3 Resumo

Esse capítulo apresentou o estudo de casos realizados com o modelo Processo Estocástico Neural (PEN), tanto na versão original quanto na versão modelada com a correlação espacial entre os subsistemas. Através dos resultados obtidos, observa-se que o modelo PEN na versão original consegue gerar cenários tão aderentes à série histórica de energia natural afluyente (ENA) quanto o modelo PAR(p), atualmente utilizado no setor elétrico para a geração de cenários de ENA. Na otimização do planejamento da operação energética do sistema hidrotérmico brasileiro realizada com os cenários do PEN atingiu-se um custo total de operação um pouco maior do que os cenários gerados pelo PAR(p) mas bem próximo, indicando que os cenários desse modelo capturaram e representaram bem as características das séries históricas de ENA.