

## 6

### Geração de Cenários

O planejamento do setor elétrico para operações hidrotérmicas de longo prazo de cada subsistema, atualmente, está fundamentado na avaliação dos resultados da simulação de diversos cenários de aflúências (fornecidos pelo Newave), ao longo do período de planejamento. A construção de cenários integrados de vento e vazão constituiria uma importante ferramenta para o planejamento das operações, visto que a energia eólica tem assumido importância crescente e está, cada vez mais, inserida no ambiente de comercialização de energias. A estabilização sazonal da oferta de energia tem sido um desafio ao planejamento da operação, e dada a complementaridade existente entre as fontes, um plano de ação integrado poderia mitigar o risco natural envolvido no processo de geração de energia.

#### 6.1

##### Simulação de Monte Carlo

A geração de cenários tem o objetivo de compor uma amostra de eventos possíveis alternativos do futuro, que incorporem informações importantes e representem as possíveis oscilações das variáveis, essenciais para a formação de indicadores e tomada de decisões.

O método de Monte Carlo é um método de simulação estatística que permite simular um processo que dependa de variáveis aleatórias, e gerar experimentos de amostragem. A aplicação do método de Monte Carlo seguirá as seguintes etapas:

- (i) As estimativas calculadas pelo modelo desenvolvido anteriormente são utilizadas como os verdadeiros valores dos parâmetros;
- (ii) O tamanho da amostra foi determinado de acordo com o período de planejamento do setor elétrico igual a cinco anos;
- (iii) As variáveis explicativas são fixadas nos valores observados;
- (iv) As variáveis exógenas, ENA's, recebem as séries simuladas pelo *módulo2* do Newave (Seção 3.3.1.2). No total foram simuladas 2.000

séries para cada ano de planejamento (2011 a 2015). As simulações ocorreram na data 29/01/2011;

- (v) A cada série simulada, uma nova sequência de números aleatórios é gerada através da função de probabilidade da distribuição Normal<sup>18</sup>. Essa sequência de valores é utilizada como representação dos resíduos  $u_t$  do modelo;
- (vi) Definidos os valores dos coeficientes do modelo, das variáveis explicativas, das variáveis exógenas e dos resíduos, o modelo realiza o cálculo inverso e obtém os valores da série  $\{Y_t\}$  simulada. Seguindo este procedimento, os cenários são considerados equiprováveis, ou seja, com a mesma probabilidade de ocorrência.

Com o objetivo de gerar cenários conjuntos entre as séries FC e Vz, o método de Monte Carlo será aplicado às variáveis de interesse, que são estimadas de forma combinada. Entretanto, é necessário considerar também a correlação entre os choques aleatórios que impactam essas variáveis, ou correlação espacial. Para isso, a fatoração de Cholesky é aplicada aos resíduos gerados no processo de modelagem, e resulta em uma matriz capaz de correlacionar os choques que serão inseridos na simulação. A matriz pode ser estimada através da fatoração de Cholesky, ou por decomposição espectral.

Tabela 6-1– Matriz de correlação entre resíduos FC e Vz.

	Resíduos FC	Resíduos Vz
Resíduos FC	1.0000	-0.0811
Resíduos Vz	-0.0811	1.0000

Tabela 6-2– Matriz resultante da decomposição espectral.

	Resíduos FC	Resíduos Vz
Resíduos FC	1.0021	0.0407
Resíduos Vz	0.0407	1.0028

A análise de integração da usina eólica em questão, localizada no subsistema Nordeste, demonstrou forte complementaridade sazonal com o ponto de avaliação de uma PCH, localizado no subsistema Sudeste. A correlação entre as localidades estudadas condiz com a complementaridade da usina eólica em relação à energia hidrelétrica produzida em cada subsistema. De acordo com os coeficientes de correlação na tabela abaixo:

<sup>18</sup>É muito comum assumir que os resíduos seguem uma distribuição Normal e uma possível não-normalidade pode ser alcançada através de propriedades assintóticas, ou corrigida por transformações nas variáveis, como a transformação de Box-Cox (eficiente na correção de assimetria).

Tabela 6-3– Complementaridade FC por região do país.

	FC
ENA Subsistema Sudeste	-0.530
ENA Subsistema Sul	0.276
ENA Subsistema Nordeste	-0.494
ENA Subsistema Norte	-0.796
Avaliação PCH Paraibuna-SE	-0.518

A título de curiosidade, o Nordeste brasileiro é a região mais promissora quanto ao seu potencial eólico. Durante todo o ano apresenta ventos com velocidade média elevada, pouca variação na direção e pouca turbulência. As características locais também incluem a presença de dunas de areias próximas ao litoral, com uma das rugosidades mais baixas para o deslocamento do vento, seguida apenas pela rugosidade no mar (*offshore*). Nesta região, foram registradas as maiores velocidades do vento no segundo semestre do ano (inverno e primavera). Já o comportamento sazonal das vazões apresenta grande variabilidade no período úmido, correspondente aos meses de Novembro a Abril.

## 6.2

### Problema: Simulação Negativa

Um problema frequente na utilização do conceito de amostras repetidas através de simulações é a possibilidade de gerar valores negativos, que não atendem a própria definição da variável. Neste contexto, se o fator de capacidade ou a vazão incremental forem muito pequenos, dependendo do número aleatório obtido, a geração das variáveis mensais pode ser negativa.

#### 6.2.1

##### **Resíduos Log-Normal**

Em casos que exigem valores simulados não-negativos, seja pelo objetivo do modelo ou pela própria definição da variável, é comum observar o uso do logaritmo da variável no processo de modelagem. Porém, o procedimento desenvolvido no Newave adota uma solução alternativa: *“Como as séries sintéticas produzidas serão utilizadas em modelos que calculam as estratégias ótimas de operação, baseados em programação dinâmica dual estocástica, o*

*modelo de geração de séries sintéticas deve ser aplicado diretamente à série temporal original e deve ser capaz de lidar com resíduos que apresentam um forte coeficiente de assimetria. A solução adotada foi ajustar uma distribuição Log-normal aos resíduos mensais.*”, [10]. Para este estudo, adotaremos a mesma metodologia a fim de possibilitar uma conexão dos resultados, porém já existe documentação de que esta estrutura introduz uma não-linearidade no modelo, que não é considerada no módulo de otimização do Newave, [41].

A transformação dos resíduos é baseada na definição: se  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , e  $Y = e^X$ , então  $Y$  segue uma distribuição Log-normal  $Y \sim LN(\mu, \sigma^2)$  com média e variância dadas por:

$$\mu_Y = e^{\mu_X + \sigma_X^2/2} \quad (6.1)$$

$$\sigma_Y^2 = e^{2\mu_X + \sigma_X^2}(e^{\sigma_X^2} - 1) \quad (6.2)$$

Ressalta-se que a propriedade de melhor estimador linear não tendencioso obtida pelo método de mínimos quadrados exige que o valor da média de  $u_t$  seja zero, a variância seja constante e a autocorrelação seja nula. Portanto, o ajuste da distribuição Log-normal aos resíduos considera a estimação de três parâmetros  $(\mu_\varepsilon, \sigma_\varepsilon^2, \Delta)$ , com o objetivo de preservar os momentos dos resíduos, [31]. Seja  $a_t$  a sequência de resíduos gerada pelo modelo e sejam as variáveis:

$$\varepsilon_t \sim N(\mu_\varepsilon, \sigma_\varepsilon^2) \quad (6.3)$$

$$u_t = e^{\varepsilon_t} + \Delta \quad (6.4)$$

Então  $u_t \sim LN(\mu_\varepsilon, \sigma_\varepsilon^2, \Delta)$ . E seja  $b_t \sim N(0,1)$ , tem-se:

$$b_t = \frac{\varepsilon_t - \mu_\varepsilon}{\sigma_\varepsilon}$$

$$\varepsilon_t = b_t \sigma_\varepsilon + \mu_\varepsilon \quad (6.5)$$

Substituindo a Eq.(6.5) na Eq.(6.4):

$$u_t = e^{b_t \sigma_\varepsilon + \mu_\varepsilon} + \Delta \quad (6.6)$$

Onde,  $u_t$  é a sequência de resíduos ajustados a uma distribuição Log-normal, e  $b_t$  é uma sequência aleatória  $N(0,1)$ . Os demais parâmetros seguem as relações:

$$\sigma_\varepsilon = \sqrt{\ln(\theta)} \quad (6.7)$$

$$\Delta = \mu_a - \left[ \frac{\sigma_a^2}{\theta - 1} \right]^{1/2} \quad (6.8)$$

$$\mu_\varepsilon = \frac{1}{2} \cdot \ln \left[ \frac{\sigma_a^2}{\theta(\theta - 1)} \right] \quad (6.9)$$

A distribuição Log-Normal com três parâmetros deve ser aplicada a distribuições com coeficiente de assimetria positivo. Assim a variável auxiliar,  $\theta$ , é a única raiz real de:

$$\theta^3 + 3\theta^2 - (4 + \gamma_a^2) = 0 \quad (6.10)$$

Onde,

$\gamma_a$  = coeficiente de assimetria dos resíduos gerados pelo modelo.

### 6.3

#### Cenários Integrados

Na simulação de Monte Carlo, as variáveis exógenas do modelo serão alimentadas pelas séries ENA's sintéticas geradas pelo Newave. Abaixo, estão representados o comparativo anual dos valores reais de energia natural afluyente, seguido dos cenários simulados por subsistema no período de planejamento (5 anos).

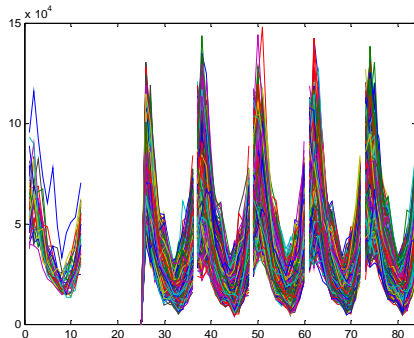


Figura 6-1 – Comparativo anual + simulações (2011 a 2015) – ENA-SE.

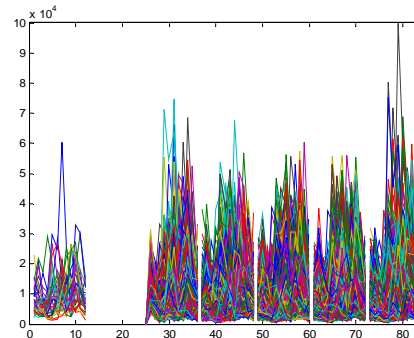


Figura 6-2 – Comparativo anual + simulações (2011 a 2015) – ENA-S.

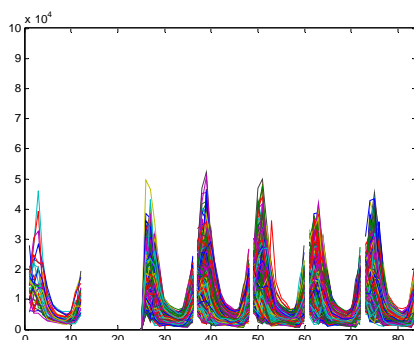


Figura 6-3 – Comparativo anual + simulações (2011 a 2015) – ENA-NE.

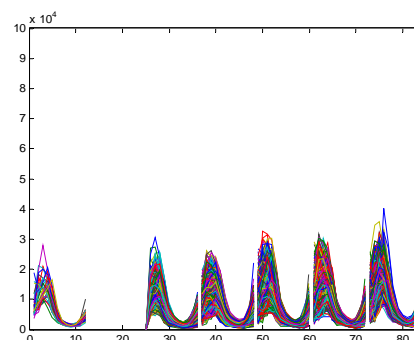


Figura 6-4 – Comparativo anual + simulações (2011 a 2015) – ENA-N.

Nota-se que o gráfico relativo à ENA-SE se encontra em escala diferente dos demais, por atingir valores mais elevados. As oscilações características das séries originais observadas são mantidas nas simulações, observando-se algum aumento na variância.

Utilizando a estrutura Log-normal para os choques aleatórios, foram simulados 2.000 cenários para o fator de capacidade eólico e vazão, em um horizonte de 5 anos. Nas Figura 6-5 e Figura 6-6, estão representados o último ano completo da série observada (Jan/2008 a Dez/2008), e os cenários simulados para as variáveis de interesse no período de planejamento (5 anos).

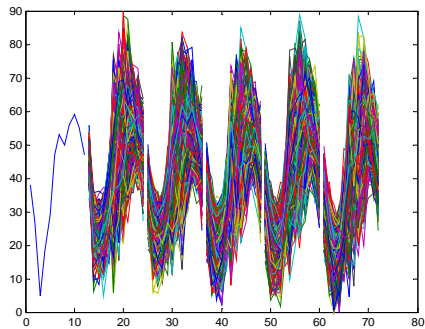


Figura 6-5 – Cenários simulados FC.

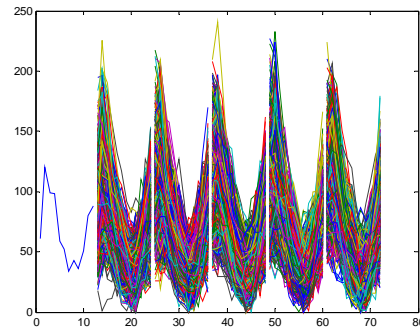


Figura 6-6 – Cenários simulados Vz.

Nas Figura 6-7 e Figura 6-8, os cenários estão representados na mesma escala, evidenciando a diferença na ordem de grandeza das séries.

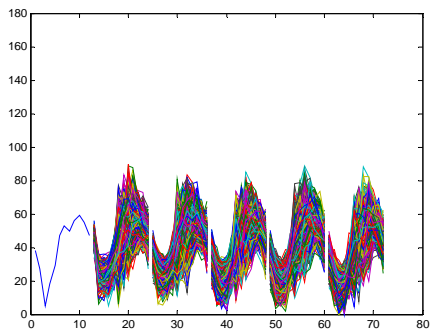


Figura 6-7 – Cenários simulados FC.

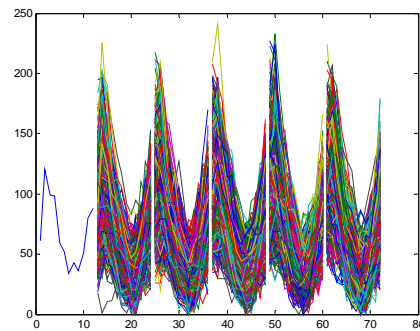


Figura 6-8 – Cenários simulados Vz.

Os cenários simulados preenchem os requisitos da aplicação proposta e preservam as características das séries. Essa abordagem proporciona a formulação de estratégias e possibilita análises de sensibilidade diversificadas entre as variáveis. A adoção de uma formulação geral no modelo permite analisar o efeito que uma alteração, por exemplo, em FC ocorrida até 12 meses atrás ( $t-12$ ), provoca na variável Vz no tempo  $t$ . Os cenários integrados, vento<sup>19</sup> e vazão, correspondem a uma etapa adicional no *módulo2* do Newwave, que possibilitaria aos módulos seguintes a incorporação da energia eólica no cálculo do despacho ótimo, e consequentemente, nos resultados de índices de desempenho, como a média dos custos de operação, dos custos marginais, o risco de déficit, os valores médios de energia não suprida, de intercâmbio de energia e de geração hidrelétrica, eólica e térmica.

<sup>19</sup>Neste estudo, a série vento é representada pelo Fator de Capacidade Eólico.

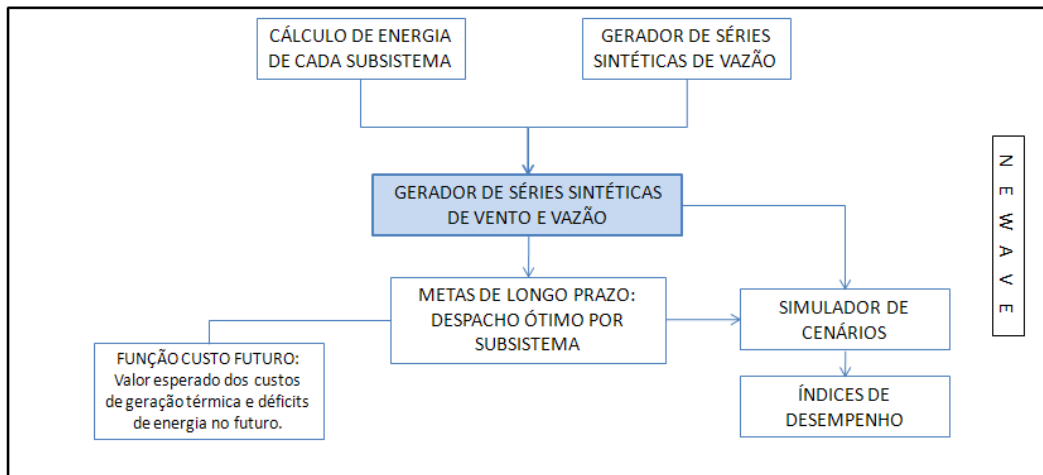


Figura 6-9 – Inclusão dos cenários integrados no Newave.

Fonte: Própria.

Alguns resultados comparativos estão descritos nas Tabela 6-4 e Tabela 6-5, e confirmam que os valores esperados e as variâncias obtidas na amostragem por simulação estão bem próximos dos valores reais observados.

Tabela 6-4– Avaliação quantitativa dos cenários FC.

Estatísticas Descritivas	Período Observado (1976-2008)		Simulações FC 2011		Simulações FC 2012		Simulações FC 2013		Simulações FC 2014		Simulações FC 2015	
	Média	Desvio	Média	Desvio	Média	Desvio	Média	Desvio	Média	Desvio	Média	Desvio
Janeiro	35.67	7.80	45.71	2.93	36.45	4.53	34.59	5.20	34.46	5.28	34.35	5.18
Fevereiro	26.21	9.05	25.22	3.83	26.79	4.55	24.32	5.25	24.33	5.37	24.17	5.01
Março	19.12	8.43	24.19	3.87	23.57	4.29	20.42	4.96	20.56	4.87	17.52	5.05
Abril	22.18	9.45	25.04	4.13	24.51	4.34	21.51	4.96	21.55	4.92	17.84	5.03
Mai	30.91	7.51	32.49	4.83	31.96	5.22	30.81	5.13	30.72	5.25	27.35	5.30
Junho	41.12	4.99	43.72	10.33	42.80	10.27	41.61	10.13	42.00	10.21	39.29	10.31
Julho	46.09	4.98	48.93	9.66	48.70	9.36	47.74	9.25	47.95	9.45	45.92	9.30
Agosto	52.15	3.47	53.15	10.15	52.64	10.06	52.55	9.79	52.62	10.15	51.02	10.08
Setembro	54.45	3.09	55.47	8.23	55.62	8.26	55.37	8.32	55.66	8.30	54.53	8.50
Outubro	54.15	2.24	55.94	5.74	55.52	5.70	55.50	5.73	55.52	5.78	54.73	5.78
Novembro	52.64	2.69	53.11	5.17	52.13	5.18	52.04	5.09	52.08	5.35	51.54	5.16
Dezembro	46.64	4.85	47.52	5.45	44.66	5.60	44.21	5.71	44.25	5.71	43.53	5.58

Tabela 6-5– Avaliação quantitativa dos cenários Vz.

Estatísticas Descritivas	Período Observado (1976-2008)		Sem influência de Outliers		Simulações Vz 2011		Simulações Vz 2012		Simulações Vz 2013		Simulações Vz 2014		Simulações Vz 2015	
	Média	Desvio	Média	Desvio	Média	Desvio	Média	Desvio	Média	Desvio	Média	Desvio	Média	Desvio
Janeiro	106.06	30.69	102.84	23.55	83.06	8.56	101.45	9.50	100.25	9.47	101.23	9.54	101.41	9.62
Fevereiro	111.94	45.36	106.79	29.37	99.19	11.84	104.38	12.75	104.12	12.90	104.23	12.84	104.16	12.97
Março	96.09	32.76	96.16	25.01	90.55	12.88	93.67	13.50	93.58	13.43	93.38	13.58	92.69	13.86
Abril	79.70	26.29	78.79	21.87	75.67	15.97	78.19	16.56	77.37	15.95	77.42	16.35	75.91	16.60
Mai	61.76	18.93	63.46	20.66	60.62	19.74	63.28	20.58	61.58	20.00	61.51	20.01	60.13	20.22
Junho	54.52	22.76	53.18	16.00	50.84	29.23	51.81	29.60	50.42	29.77	49.61	29.22	48.74	29.66
Julho	47.70	14.71	45.20	14.82	41.53	27.40	42.23	26.67	39.93	27.29	40.23	26.68	39.17	26.96
Agosto	40.30	11.55	43.66	14.30	33.68	21.61	34.30	21.20	31.94	21.29	32.49	21.04	31.19	20.88
Setembro	48.45	20.16	46.15	15.52	35.31	18.06	37.60	18.08	35.92	17.83	36.53	17.61	34.84	17.77
Outubro	52.30	15.32	50.48	11.64	48.56	17.28	49.19	16.70	48.39	16.86	48.47	16.14	47.29	16.82
Novembro	59.85	13.98	59.69	15.08	60.65	15.69	62.82	15.53	64.16	15.69	64.06	15.00	63.33	15.79
Dezembro	77.70	24.64	80.54	17.75	76.93	13.27	79.17	13.08	81.42	13.19	81.50	13.12	82.07	13.45



*“Um modelo de geração de séries sintéticas deve preservar as principais características da série observada. Em termos práticos, a utilidade de um modelo pode ser aferida por sua capacidade de reproduzir distribuições de probabilidade de variáveis aleatórias relevantes ao processo.”, [10].*