

4 UM MODELO DE SAZONALIZAÇÃO DA GARANTIA FÍSICA DE PCHS EM PORTFOLIOS PCH+BIOMASSA

Conforme explicado no capítulo anterior, a decisão do agente hidráulico de como sazonalizar sua Garantia Física ao longo do ano seguinte é tomada sob grande incerteza. O gerador deve tomar sua decisão levando em consideração diversas variáveis desconhecidas, como o valor do PLD em cada um dos meses do ano seguinte, a geração hidráulica total do sistema em cada um desses meses, entre outras.

A idéia central deste trabalho é estudar o impacto sobre a decisão de sazonalização da Garantia Física de geradores hidráulicos quando esta é tomada levando em consideração a combinação em um mesmo portfólio destes geradores com outras usinas à Biomassa de Cana de Açúcar.

Para simular o processo decisório do gerador hidráulico, foi implementado um modelo de otimização linear estocástica baseado em XPRESS [22] que tem como objetivo encontrar o perfil de sazonalização que otimiza a função objetivo do gerador de maneira a restringir o risco financeiro ao qual ele está submetido.

Apesar de este modelo poder ser aplicado para portfólios puramente hidráulicos, sua montagem foi feita baseada em portfólios de geração contendo Usinas à Biomassa combinadas com PCHs – que é o tema desta dissertação - de modo a mostrar que a combinação desses dois tipos de usinas em um mesmo portfólio traz benefícios sinérgicos aos geradores.

4.1 Simulação dos cenários de PLD e Geração Hidráulica

Conforme mencionado anteriormente, a decisão dos geradores hidráulicos de como sazonalizar sua Garantia Física é tomada sob elevado grau de incerteza, especialmente em relação ao PLD e ao montante de energia a ser gerada nos meses futuros.

Dessa maneira, a caracterização destas incertezas é central na modelagem de seu processo decisório.

Na presença de mercados de energia elétrica competitivos, a modelagem dos preços de curto prazo poderia ser feita através de modelos auto-regressivos sazonais, como os apresentados em [18] e [19].

No entanto, no caso do Brasil, como o sistema de despacho das usinas é centralizado, os cenários futuros de preços de curto prazo podem ser gerados utilizando a mesma metodologia empregada nos modelos oficiais utilizados pelo ONS e pela CCEE (conforme detalhado na Seção 2.2.4).

Dessa maneira, para modelar estas incertezas, foram utilizados 2000 cenários futuros de geração e de PLD resultantes de uma simulação hidrotérmica do parque gerador brasileiro. Para os estudos apresentados nesta dissertação, foram utilizados os resultados para o ano de 2010 da configuração do Programa Mensal da Operação Eletroenergética (PMO) de Junho de 2009.

O gráfico a seguir apresenta o comportamento previsto do PLD no ano de 2010, segundo estes cenários futuros simulados.

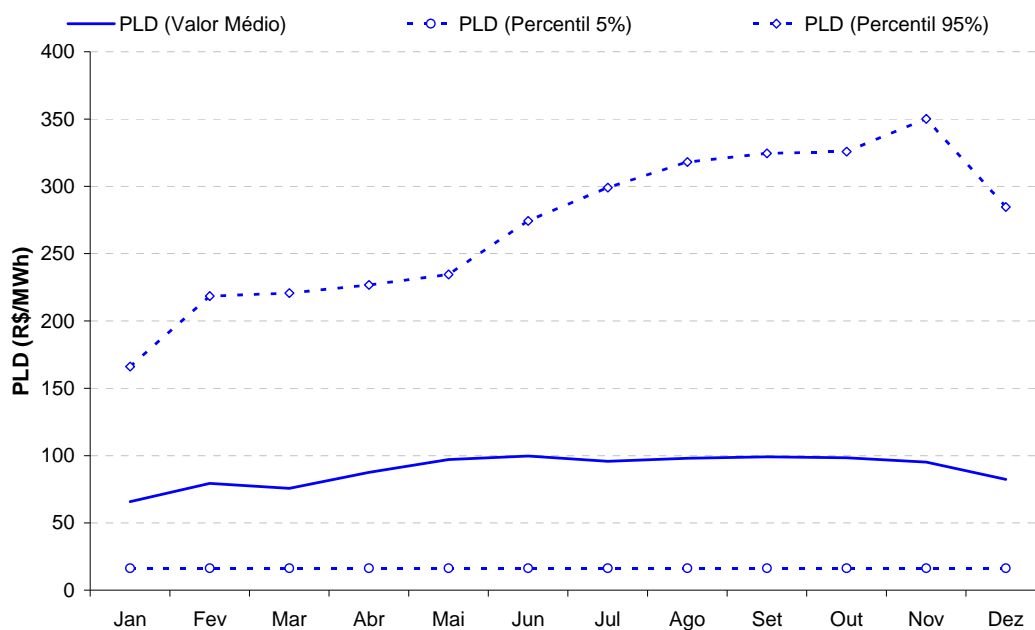


Figura 4-1 – PLD resultante da simulação hidrotérmica

A linha cheia apresenta o PLD médio em cada um dos períodos, enquanto as linhas pontilhadas apresentam o percentil de 5% (linha inferior) e de 95% (linha

superior). Pode-se notar nesse gráfico a grande volatilidade do preço spot já mencionada anteriormente no Capítulo 2. Apesar de o preço médio ser relativamente pouco volátil, o intervalo de confiança do PLD (com grau de certeza de 90%) situa-se entre os valores 16 R\$/MWh (valor piso) e aproximadamente 350 R\$/MWh.

Adicionalmente, observa-se que a volatilidade do PLD aumenta no período seco do ano (Maio a Novembro), pois como a matriz de geração de energia elétrica brasileira tem um grande peso hidráulico, a maior probabilidade de ocorrência de vazões menos favoráveis durante o período seco resulta em uma maior probabilidade de o PLD atingir patamares mais elevados.

Os cenários de geração hidráulica resultantes da simulação hidrotérmica foram utilizados para simular os créditos no MRE recebidos pelas usinas hidráulicas participantes. A computação destes créditos é explicada na seção seguinte, que detalha a modelagem das usinas.

4.2 Modelagem das Usinas

4.2.1 Pequenas Centrais Hidrelétricas (PCHs)

Conforme visto no anteriormente, as PCHs podem escolher participar do MRE de maneira a mitigar o risco hidrológico de sua geração física de energia.

Como a sazonalização da Garantia Física - tema central desta dissertação - é uma flexibilidade existente apenas para as usinas participantes do MRE, neste trabalho serão modeladas apenas usinas participantes do MRE.

A partir dos cenários de geração hidráulica resultantes da simulação hidrotérmica mencionada na Seção 4.1, é possível computar cenários de créditos de energia para as usinas hidráulicas participantes do MRE.

Assim, os créditos de energia (medidos em MWh) recebidos por uma PCH qualquer “i” (participante do MRE) em cada mês de um cenário “s” resultante da

simulação mencionada na Seção 4.1 podem ser calculados segundo a seguinte fórmula¹ :

$$g_{i,m,s} = \frac{G_{m,s}^{\text{HIDRO}}}{GF_m^{\text{TOTAL}}} * GF_{i,m} * h_m \quad (4-1)$$

Onde,

- $g_{i,m,s}$: crédito de energia (em MWh) recebido pela PCH “i” no mês “m” do cenário “s”;

- $G_{m,s}^{\text{HIDRO}}$: Energia Hidráulica Total gerada (em MWh) pelo SIN no mês “m” do cenário “s”;

- GF_m^{TOTAL} : Garantia Física Total (em MWh) alocada por todos os agentes hidráulicos do SIN no mês “m”;

- $GF_{i,m}$: Garantia Física (em MWmed) alocada pela usina hidráulica “i” no mês “m”;

- h_m : Duração em horas do mês “m”.

Dessa maneira, para simular os créditos de energia a serem recebidos por uma PCH participante do MRE são necessários quatro conjuntos de dados:

(i) Garantia Física Anual da PCH;

(ii) Alocação em cada mês do ano da Garantia Física Hidráulica Total do SIN;

(iii) Cenários de Geração Hidráulica Total do SIN;

(iv) Decisão de alocação (em MWh) em cada mês do ano da Garantia Física da PCH (decisão de sazonalização da Garantia Física).

A Garantia Física (i) da usina é um dado conhecido. Conforme explicado na seção 2.2.1, a Garantia Física de uma PCH é um valor definido pela ANEEL e faz parte da autorização de operação da usina fornecida pela agência reguladora.

A alocação em cada mês do ano da Garantia Física Total Hidráulica do SIN (ii) é desconhecida pelo gerador no momento que este precisa tomar sua decisão de sazonalizar sua Garantia Física para o ano seguinte. No entanto, a alocação realizada no SIN no ano corrente (Figura 2-6 para o ano de 2009) é disponibilizada publicamente pela CCEE, de maneira que o gerador pode usar

¹ Na realidade, a regra de alocação dos créditos de energia é um pouco mais complicada, levando em consideração em qual Sub-Sistema do SIN a usina está localizada. Como este efeito da separação em sub-sistemas tende a ser pequeno, nesta dissertação escolheu-se simplificar a regra.

esse dado como uma aproximação da sazonalização total a ser efetuada pelo sistema no ano seguinte. Como o tamanho de uma PCH é desprezível frente ao somatório de toda capacidade hidráulica instalada no SIN, pode-se supor que a mudança na decisão deste gerador não irá afetar a sazonalização total do sistema.

Os cenários de Geração Hidráulica Total do SIN (iii) foram obtidos através da simulação hidrotérmica do SIN detalhada na Seção 4.1.

A decisão de sazonalização da Garantia Física da PCH (iv) será uma das variáveis de decisão do modelo.

A divisão da alocação em um dado mês do ano da Garantia Física Hidráulica Total do SIN pela Geração Hidráulica Total do SIN no mesmo mês resulta em uma grandeza adimensional geralmente denominada Fator de Ajuste da Garantia Física e representada pela sigla GSF (da expressão em inglês Generation Scaling Factor). Ou seja, analiticamente, essa grandeza GSF pode ser computada - para cada mês “m” do cenário simulado “s” - pela seguinte fórmula:

$$GSF_{m,s} = \frac{G_{m,s}^{HIDRO}}{GF_m^{TOTAL}} \quad (4-2)$$

O GSF pode ser interpretado como o percentual de energia que todos os participantes do MRE estão geraram em relação ao total de sua Garantia Física. Assim, quando o GSF for menor que 100%, as usinas do MRE estão gerando menos energia do que o montante total de sua Garantia Física.

Um detalhe importante dessa modelagem é que a Garantia Física Total Hidráulica é considerada um dado conhecido, conforme já citado. Dessa maneira, a otimização da sazonalização da Garantia Física da PCH em questão é feita em função dessa sazonalização total informada. A solução encontrada será ótima caso essa sazonalização total tenha o comportamento informado.

Os estudos de caso apresentados no próximo capítulo deste trabalho utilizarão esta sigla GSF para se referir a esta grandeza no cálculo dos créditos de energia de PCHs participantes do MRE.

Com esses dados é possível calcular para cada mês do ano em cada um dos cenários de geração hidráulica o crédito de energia que a PCH irá receber.

O gráfico abaixo apresenta o comportamento no ano de 2010 do GSF calculado a partir dos cenários futuros simulados na Seção 4.1 (utilizando a configuração do PMO de Junho de 2009).

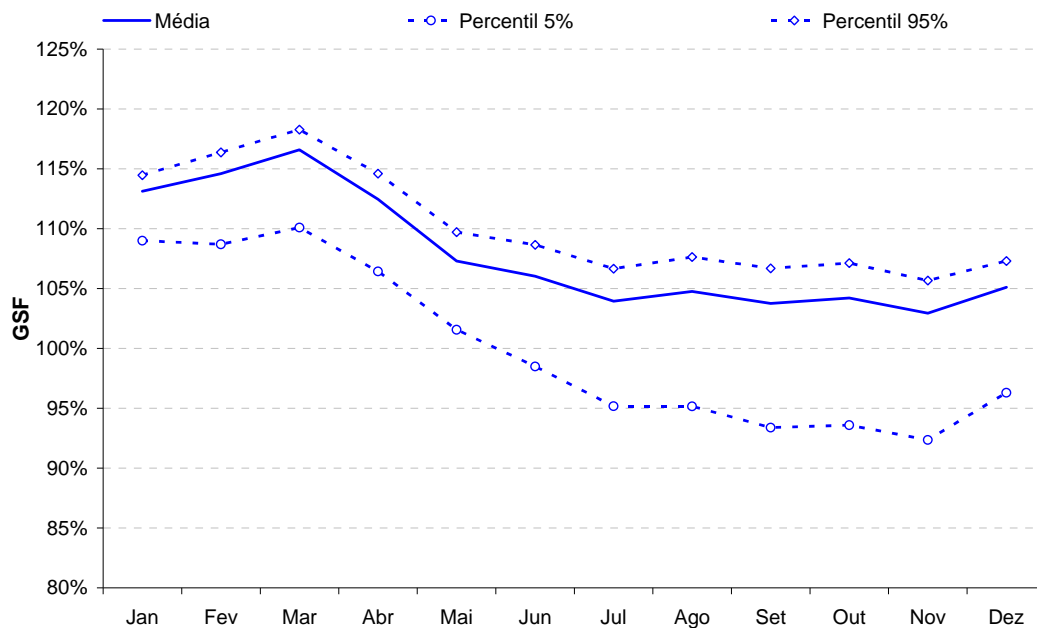


Figura 4-2 - GSF resultante da simulação hidrotérmica

A linha cheia apresenta o GSF médio em cada um dos meses, enquanto as linhas pontilhadas apresentam o percentil de 5% (linha inferior) e de 95% (linha superior). Pode-se notar nesse gráfico algumas características da geração hidráulica:

- Apesar de o GSF médio ser maior do que a Garantia Física, há em alguns meses uma probabilidade de 5% de ocorrerem cenários onde os créditos de energia da PCH são menores de 93% da Garantia Física da Usina.

- Os meses de Junho a Novembro compõe o período com maior risco de sub-geração (meses secos). Conforme será visto a seguir, esse é exatamente o período do ano quando as usinas a Biomassa de Cana de Açúcar da região Sudeste e Centro-Oeste geram energia, devido à safra de sua matéria prima.

4.2.2 Usinas à Biomassa de Cana de Açúcar

A modelagem da geração da Usina a Biomassa de Cana de Açúcar foi feita segundo perfil apresentado na seção 3.3.2.

Assim, a geração de energia da Usina a Biomassa em cada mês (G_m^{BIO}) do ano modelada seguiu o seguinte perfil:

- Geração nula entre os meses de Dezembro e Abril que são os meses fora de safra.

- Durante o período de safra de cana de açúcar (Maio a Novembro), a Usina produz energia de maneira contínua a 95% de sua Potencia Instalada (P_{BIO}).

A Figura 4-3 apresenta o perfil de geração das Usinas Biomassa utilizado nos estudos:

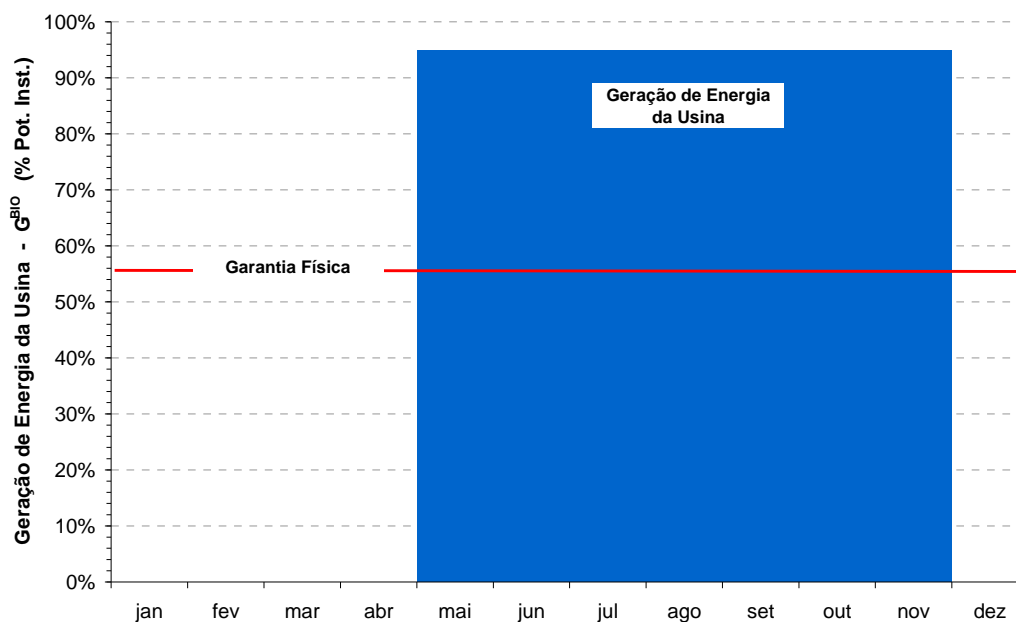


Figura 4-3 – Perfil de Geração de Energia da Usina Biomassa

4.3 A modelagem da Receita Operacional Líquida das usinas

Com a modelagem da geração de energia das usinas detalhada acima, é possível modelar a Receita Líquida na Câmara de Comercialização de Energia (R^{CCEE}).

Conforme comentado na seção 2.2.3, a Receita Líquida de um Gerador (ou um comercializador) na CCEE é a receita proveniente da “venda” do excedente de energia ao PLD (em caso de geração além do montante contratado) subtraídas das “compras” do déficit de energia ao PLD (em caso de geração abaixo do montante contratado).

Analicamente, a Receita Líquida Anual na Câmara de Comercialização de Energia proveniente do portfólio de PCHs e Biomassas pode ser representada pela seguinte fórmula:

$$R_s^{CCEE} = \sum_{m=1}^{12} (GSF_{m,s} * GF_m^{PCH} + G_m^{BIO} * P_{BIO} - E_m^C) * PLD_{m,s} * h_m \quad (4-3)$$

Onde,

$GSF_{m,s}$ é computado para cada mês “m” do ano segundo a equação (4-2), a partir de cada cenário “s” simulado na Seção 4.1;

GF_m^{PCH} é a Garantia Física Alocada (em MWmed) pela PCH em cada mês “m” do ano;

G_m^{BIO} é a Geração (em % da Potencia Instalada) da Usina Biomassa em cada mês “m” do ano (de acordo com o perfil de geração apresentado na Figura 4-3);

P_{BIO} é a Potência Instalada da Usina Biomassa (em MW);

E_m^C é o montante de energia vendida (em MWmed) em cada mês “m” do ano através de contratos de entrega de energia firme previamente assinados;

$PLD_{m,s}$ é o Preço de Liquidação de Energia (PLD) em cada mês “m” do ano de cada cenário “s” simulado na Seção 4.1;

h_m é o número de horas de cada mês “m” do ano.

Com esses dados, é possível simular o risco de quantidade já detalhado anteriormente nesta dissertação.

4.4 A modelagem das restrições

As restrições do modelo têm como objetivo simular não só as restrições regulatórias do SEB como também restrições de risco por parte do investidor.

Como o modelo é baseado em programação linear, todas as restrições construídas nele devem ser lineares.

4.4.1 Primeira restrição: Garantia Física Anual

A primeira restrição diz respeito à norma regulatória de sazonalização da Garantia Física segundo a qual, o somatório das energias asseguradas alocadas em

cada mês do ano (em MWh) deve ser igual à Garantia Física Anual da PCH (em MWh - valor este definido pela ANEEL no momento da autorização de construção da usina).

$$\sum_{m=1}^{12} GF_m^{PCH} * h_m = GF^{PCH} * 8760 \quad (4-4)$$

4.4.2 Segunda Restrição: Limite Superior de Sazonalização Mensal

Uma segunda restrição regulatória incorporada ao modelo estabelece que a Garantia Física (em MWmed) alocada em cada mês do ano deve ser um valor positivo e menor ou igual à Potencia Instalada da PCH (P_{PCH} - em MW).

$$GF_m^{PCH} \leq P_{PCH}, \forall m=1, \dots, 12 \quad (4-5)$$

$$GF_m^{PCH} \geq 0, \forall m=1, \dots, 12 \quad (4-6)$$

4.4.3 Terceira Restrição: Risco Financeiro (CVaR)

A última restrição incorporada ao modelo é o nível de risco financeiro máximo ao qual o investidor está disposto a se expor. Para isto, é necessário definir uma medida de risco de maneira a quantificar de modo probabilístico qual o montante de risco que o agente está exposto (e desta maneira, restringi-lo).

Uma medida de risco financeiro bastante utilizada na prática, principalmente por Bancos e Fundos de Investimento, é o α – Value at Risk (VaR_α). Desenvolvido pelo Banco JPMorgan em 1996, mede a perda financeira associada a um dado quantil $(1-\alpha)$ da distribuição de probabilidade dos resultados. Dessa maneira, o VaR_α informa ao agente, com um grau de confiança $(1-\alpha)$, qual a perda máxima a qual aquele está exposto.

Uma crítica recorrente ao VaR_α é o fato desta medida ignorar as perdas que ocorrem à esquerda do quantil $(1-\alpha)$. A Figura 4-4 abaixo exemplifica um caso hipotético onde esta crítica se aplica. A figura apresenta duas distribuições de

probabilidade da Renda Líquida (R) de uma empresa, resultantes de duas possíveis decisões (A e B) tomadas por ela.

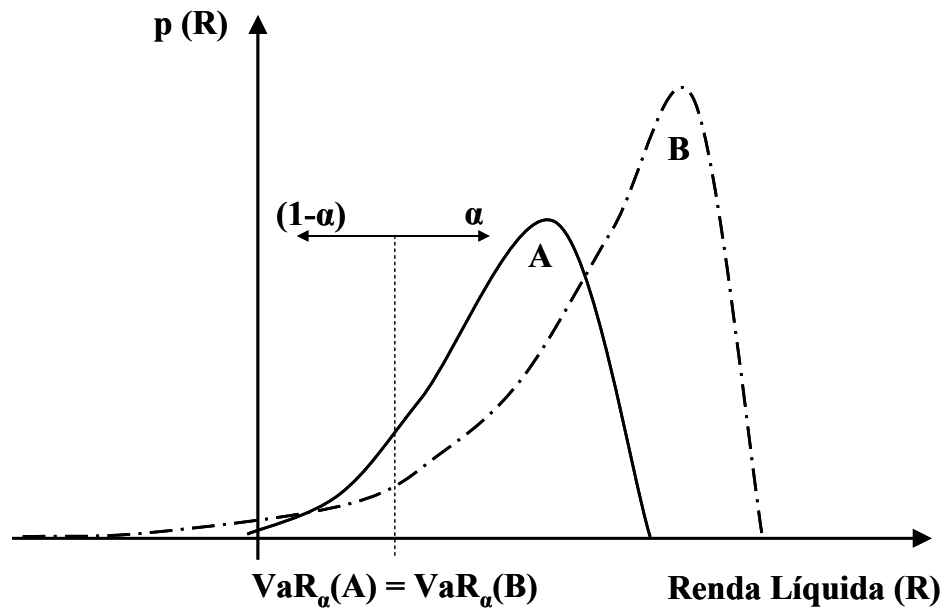


Figura 4-4 - Comparação de duas distribuições com diferentes curtoses.

Como se pode observar na figura acima, a distribuição relativa à decisão A possui menor profundidade em sua cauda inferior enquanto a distribuição referente à decisão B apresenta possibilidades de eventos de renda extremamente negativas. Neste exemplo, ambas as distribuições apresentam o mesmo Value-at-risk de $\alpha\%$, ou seja, com probabilidade de $\alpha\%$ a renda líquida nos dois casos será superior ao valor $VaR_{\alpha}(A) = VaR_{\alpha}(B)$. Porém, a distribuição B apresenta claramente um maior valor esperado que A. Desta forma, um modelo com o objetivo de maximizar o valor esperado com uma restrição de risco limitando o VaR_{α} , apontaria a opção B como solução ótima entre as duas decisões apresentadas.

No entanto, pode-se argumentar que os eventos extremos da distribuição B poderiam levar a empresa à falência e, logo, a decisão B seria mais arriscada do que A devendo ser, dessa maneira, descartada.

Adicionalmente, outra crítica feita ao uso do VaR_{α} no terreno da otimização linear estocástica é o fato de que a construção de restrições com esta medida proporciona um grande aumento de complexidade do problema, requerendo, em alguns casos, a inclusão de variáveis inteiras.

Por fim, o uso do VaR_α também é criticado pelo fato deste não atender às características aceitas de uma medida de risco coerente, podendo sua utilização como medida de risco levar a resultados e erros paradoxais, conforme apontado em [25].

Tendo em vista estas críticas à medida VaR_α , escolheu-se nesta dissertação utilizar a medida Conditional Value at Risk ($CVaR_\alpha$).

Também conhecido como “Expected Shortfall” (ES), “Tail VaR” ou “Expected Excess Loss”, o $CVaR_\alpha$ de uma variável aleatória Y é definido como o valor esperado de Y dado que este é menor do que $VaR_\alpha(Y)$. Analiticamente, podemos representá-lo da seguinte maneira:

$$CVaR_\alpha(Y) = E[Y | Y \leq VaR_\alpha(Y)]$$

Dessa maneira, o $CVaR_\alpha$ diferencia distribuições com profundidades de perdas desiguais. Essa característica, que - conforme discutido acima - é uma das principais críticas atribuídas à medida VaR_α , pode ser observada na Figura 4-5 abaixo, que utiliza o mesmo exemplo gráfico já apresentado na Figura 4-4.

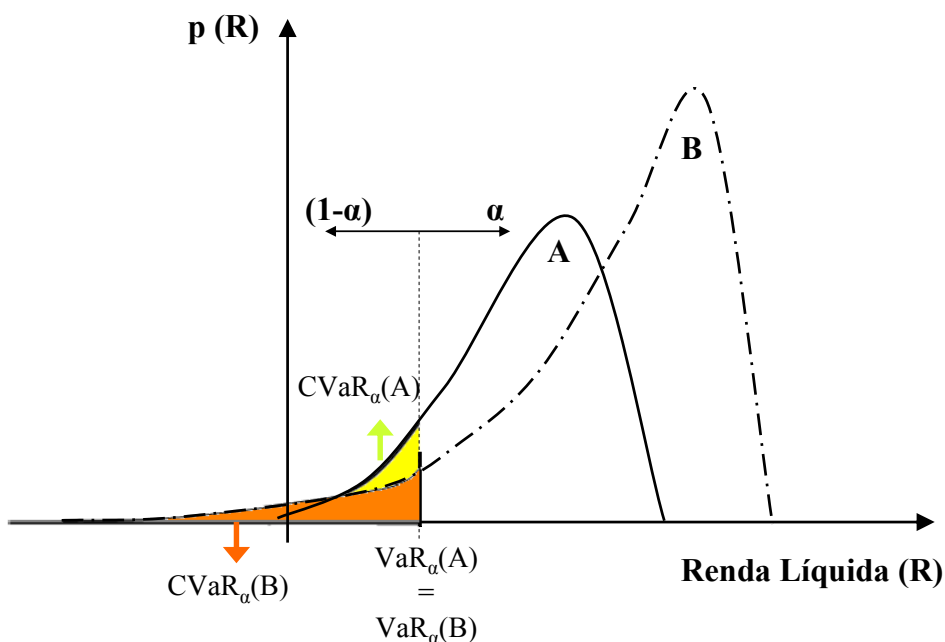


Figura 4-5 - Comparação do CVaR das duas distribuições anteriores

Ambas as distribuições (A e B) possuem mesmo valor de VaR_α . No entanto, o valor esperado dos $(1-\alpha)\%$ piores eventos de Receita Líquida é consideravelmente menor em B do que em A. Em outras palavras, o $CVaR_\alpha(B)$ é consideravelmente menor do que $CVaR_\alpha(A)$. Assim, um modelo com o objetivo

de maximizar o valor esperado com uma restrição de risco limitando o $CVaR_\alpha$ para um valor maior $CVaR_\alpha(B)$, escolheria a decisão A como ótima, ao contrário de um modelo com uma restrição de risco baseada no VaR_α (conforme visto anteriormente).

Inicialmente, o $CVaR_\alpha$ era calculado como um sub-produto do cálculo do VaR_α , sendo, conseqüentemente, dependente da implementação deste último em problemas de otimização. Posteriormente, após o trabalho publicado por R. T. Rockafellar [24], o $CVaR_\alpha$ passou a ser formulado como um problema de otimização de valor esperado sujeito a restrições lineares (graças às características de sua formulação matemática), impulsionando sua utilização frente às demais medidas de risco.

O Anexo B descreve a formulação original do $CVaR_\alpha$ através de restrições lineares apresentado em [24].

Dessa maneira, seja $R(x,\xi)$ a função da Renda Líquida do investidor que depende de um vetor de decisões x e de um parâmetro ξ que modele as incertezas (vetor aleatório). Assim se considerarmos os cenários e probabilidades $\{R_s(x), p_s\}_{s=1,\dots,S}$ que caracterizam a distribuição discreta de $R(x,\xi)$, as restrições de risco financeiro incorporadas no modelo podem ser representadas da seguinte maneira (utilizando a formulação de $CVaR_\alpha$ apresentada em [24]):

$$a + \frac{\sum_{s=1}^S u_s \cdot p_s}{1 - \alpha} \geq \eta \quad (4-7)$$

$$u_s \leq 0, \forall s=1,\dots,S \quad (4-8)$$

$$u_s \leq R_s(x) - a, \forall s=1,\dots,S \quad (4-9)$$

onde η é o limite inferior do $CVaR_\alpha$ e a é uma variável auxiliar irrestrita necessária para computação do $CVaR_\alpha$.

4.5 A função objetivo

Conforme será detalhado no próximo capítulo, a função objetivo do problema de otimização variou de acordo com o caso em estudo. Como será visto, em alguns deles a função objetivo foi maximizar o valor esperado da Receita

Liquida na CCEE. Em outros casos, escolheu-se minimizar a Potência Instalada da usina em questão.

Essas escolhas serão detalhadas no próximo capítulo, onde serão apresentados os estudos de caso.

Vale ressaltar que outras funções objetivo poderiam ser utilizadas além daquelas apresentadas nesta dissertação.