

CUSTO MARGINAL SOB RISCO: UMA EXTENSÃO DO CONCEITO DO VALUE-AT-RISK APLICADO AO MERCADO DE ENERGIA BRASILEIRO

Mariana Rocha Galhardo

Wesley Alves da Silva

José Arnaldo Barra Montevequi

Resumo:

A reestruturação do setor elétrico brasileiro vem atraindo a atenção não somente dos agentes ligados ao setor como de toda a economia. O marco regulatório aprovado na lei 10.848 trás como grande inovação a criação de dois ambientes de comercialização de energia: o ambiente regulado e o ambiente de livre contratação; outra inovação está na abertura da atividade de geração. Tal resolução busca estimular a participação do capital privado principalmente na expansão do sistema. Uma vez que a indústria de energia possui uma característica peculiar: a tarifa de suprimento cobrada pelos geradores é baseada no seu custo de operação e manutenção, no caso das hidrelétricas, e nos custos variáveis de produção (os combustíveis), no caso da geração térmica. O mercado elétrico brasileiro trabalha com a variável custo marginal de energia, ou seja, o custo da tarifa a ser cobrada caso houvesse um aumento na demanda. Analisando as termoeletricas, o custo marginal varia em função da cotação dos combustíveis interferindo na tarifa e nas receitas da empresa de geração. Sendo assim, este artigo apresenta uma extensão da ferramenta Value-at-risk aplicado ao caso de uma geração térmica no Brasil: a ferramenta Custo marginal sob risco no Brasil na busca da solução ótima de despacho.

Palavras-chave:

Área temática: *Novas Tendências Aplicadas na Gestão de Custos*

CUSTO MARGINAL SOB RISCO: UMA EXTENSÃO DO CONCEITO DO VALUE-AT-RISK APLICADO AO MERCADO DE ENERGIA BRASILEIRO

Mariana Rocha Galhardo
Universidade Federal de Itajubá
mrgcps@unifei.edu.br

Wesley Alves da Silva
Universidade Federal de Itajubá

José Arnaldo Barra Montevechi
Universidade Federal de Itajubá

Resumo

A reestruturação do setor elétrico brasileiro vem atraindo a atenção não somente dos agentes ligados ao setor como de toda a economia. O marco regulatório aprovado na lei 10.848 trás como grande inovação a criação de dois ambientes de comercialização de energia: o ambiente regulado e o ambiente de livre contratação; outra inovação está na abertura da atividade de geração. Tal resolução busca estimular a participação do capital privado principalmente na expansão do sistema. Uma vez que a indústria de energia possui uma característica peculiar: a tarifa de suprimento cobrada pelos geradores é baseada no seu custo de operação e manutenção, no caso das hidrelétricas, e nos custos variáveis de produção (os combustíveis), no caso da geração térmica. O mercado elétrico brasileiro trabalha com a variável custo marginal de energia, ou seja, o custo da tarifa a ser cobrada caso houvesse um aumento na demanda. Analisando as termelétricas, o custo marginal varia em função da cotação dos combustíveis interferindo na tarifa e nas receitas da empresa de geração. Sendo assim, este artigo apresenta uma extensão da ferramenta *Value-at-risk* aplicado ao caso de uma geração térmica no Brasil: a ferramenta *Custo marginal sob risco* no Brasil na busca da solução ótima de despacho.

Área temática: Novas Tendências Aplicadas na Gestão de Custos

CUSTO MARGINAL SOB RISCO: UMA EXTENSÃO DO CONCEITO DO VALUE-AT-RISK APLICADO AO MERCADO DE ENERGIA BRASILEIRO

1. Introdução

A reestruturação do setor elétrico brasileiro é um processo que vem se desenvolvendo há alguns anos na tentativa de determinar uma política regulatória que contribua para a melhoria da eficiência no fornecimento de energia. Em estudo realizado na Lituânia por Klevas e Minkstimas (2004), revelou que uma política regulatória para gerenciamento eficiente de um sistema de fornecimento e comercialização de energia deve favorecer a utilização conjunta dos recursos disponíveis para a geração da energia, incluindo as fontes renováveis, estratégias na relação demanda/contratação para assegurar determinado nível de segurança no atendimento ao cliente e a integração de órgãos de monitoramento e avaliação do sistema, a curto e a longo prazo.

A reforma e reestruturação do setor elétrico é consequência de fatores inerentes a cada país (Hogan, 2001). Por exemplo, a privatização de empresas estatais do setor de energia na Inglaterra, levaram a redução dos custos dos insumos necessários à geração de energia. No Brasil, as reformas tiveram origem a partir da preocupação por parte de agentes do setor em determinar um certo balanceamento entre a regulação e a desregulamentação, a entrada de investimento do capital privado e os riscos assumidos pelos agentes.

Com o racionamento de energia elétrica de 2001 o ritmo de crescimento do consumo de energia foi interrompido; retomados os níveis normais de abastecimento, a demanda nacional havia encolhido a níveis de dois anos. Estudos de mercado mostram que a recuperação do mercado de energia elétrica aos níveis pré-acionamento demandará algum tempo. Os prejuízos que a redução compulsória no consumo de energia elétrica acarretou ao país tornou importante a adoção de medidas que evitem a repetição de um racionamento de tal magnitude. Uma destas medidas é diversificação da matriz energética, ou seja, a elevação do grau de complementaridade de outras fontes no parque brasileiro, o qual tem correlação direta com o nível de segurança do abastecimento (Pimentel, 2003).

O marco regulatório aposta que os investimentos realizados na indústria de energia brasileira no segmento de geração sejam capazes de proporcionar a expansão do setor, combinando a geração hidrelétrica, eólica, solar, térmica e de biomassa. As novas usinas de geração se destinariam a suprir o aumento da demanda por energia dentro do país, podendo atuar no mercado regulado e/ou no mercado livre. No entanto, esta escolha é uma questão crucial para o investidor. O ambiente regulado oferece garantia de clientes (Eletrobrás) para a energia gerada, desde que o gerador satisfaça exigências, mas o risco é calculado em função de todas as empresas presentes no *pool*. Por outro lado, a possibilidade de negociar no mercado livre sem a necessidade de intervenções ou participação nos leilões e com risco individual é bastante atrativa. Portanto, a questão é qual a tarifa a ser cobrada para a geração térmica, em particular a geração a gás, considerando um aumento de demanda por energia no país? Evidentemente, esta tarifa é definida em função do custo de despacho direciona a negociação da energia no mercado que melhor atender a empresa geradora.

Neste contexto, o artigo tem por objetivo, a partir da ferramenta Value-at-risk, determinar a métrica custo marginal sob risco, que expressa qual a tarifa a ser cobrada na geração térmica, caso ocorra um aumento de demanda por energia no país, considerando as usinas térmicas existentes.

A fim de atingir tal objetivo, o artigo está dividido nas seguintes seções. Na primeira é realizada a introdução. A segunda apresenta uma abordagem ao custo marginal de operação para sistemas elétricos. A abordagem ao Value-at-Risk é realizada na terceira seção. Um detalhamento do método de Monte Carlo é realizado na quarta seção, dando especial enfoque nas suas etapas, demonstrando o estado da arte do método de Monte Carlo. Finalmente, na quinta seção é definida a ferramenta custo marginal sob risco através de uma aplicação e na sexta seção são apresentadas as conclusões.

2. Custo marginal de operação

Custo Marginal de Operação (CMO) é o custo por unidade de energia produzida para atender a um acréscimo de carga no sistema (Duke, 2004). No sistema elétrico, define-se o custo marginal como o custo necessário para atender a um kW adicional de carga. Em termos matemáticos a equação (1) representa o custo da seguinte forma:

$$C_m = d c (q) / d q \quad (1)$$

onde C_m é o custo marginal, $c (q)$ é o custo total de atendimento em função do aumento marginal da carga e q é a carga atendida.

O custo marginal pode ser dividido em custo marginal de curto prazo e custo marginal de longo prazo (Bitu e Born, 1993). O custo marginal de curto prazo, ou custo marginal de operação, é o custo do atendimento ao sistema sem incorrer em nenhuma obra adicional. Neste sentido, a incorporação do aumento marginal de carga ao sistema é feita com base na reserva existente ou então degradando-se a qualidade do serviço.

Já o custo marginal de longo prazo ou custo marginal de expansão é o custo de atendimento ao diferencial de carga considerando obras adicionais no sistema. Pode também incorporar a reserva do sistema e a degradação na qualidade do serviço. A confiabilidade do sistema pode ser otimizada e, neste sentido, o nível ótimo de confiabilidade seria aquele para o qual o custo marginal de longo prazo se iguala ao custo marginal de curto prazo.

Quando se diz que uma usina foi despachada por mérito de custo, significa que por apresentar menores custos para cada megawatt gerado, a usina foi colocada em operação, portanto fornece energia ao sistema. A figura 1 apresenta três usinas térmicas de barra única com suas respectivas capacidades e custo por megawatt produzido. A questão é determinar o despacho ótimo, ou seja, atender a demanda de 210 MW do sistema ao mínimo custo.

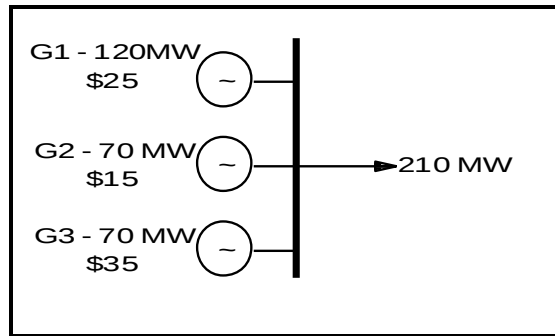


Figura 1 – Esquema de três usinas de barra única.

A resolução do exemplo da figura 1 segue o esquema de uma programação linear, representado pela equação 2, sujeito ao conjunto de restrições dado pelas equações 3 e 4.

$$Z = \text{Min} \sum_{j=1}^{N_t} C_j \cdot G_j \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^{N_t} G_j = d \rightarrow \pi d \quad (3)$$

$$G_j \leq \overline{G_j}, \text{ para } j = 1, \dots, N_t \quad (4)$$

Sendo:

N_T - número de unidades de geração térmica

C_j - custo de geração da unidade j

G_j - geração da unidade j

$\overline{G_j}$ - capacidade de geração da unidade j

d - mercado de energia

πd - custo marginal associado à variação do mercado.

O exemplo de despacho ótimo 1 tem uma estrutura simples, e pode ser resolvido por inspeção: carregue os geradores por custo crescente de operação até atender ao mercado. Por simplicidade de notação, suponha que os geradores $j = 1, \dots, N_t$ estão em ordem crescente de custo, e que j^* é a última unidade a ser carregada. Deste modo, o despacho ótimo, para um custo mínimo de \$4.750 é: G1 fornece 120MW, G2 70MW e G3 20MW. Caso ocorra um aumento na demanda, por exemplo, de 210 para 220Mw, qual o custo por MWh a ser cobrado? Como pode ser verificado, o custo é \$35, que é exatamente o custo da G3, pois é a única que pode atender a demanda. Deste modo, o custo marginal do sistema é \$35/MW.

Para este exemplo, o custo marginal foi determinado com base em dados determinísticos, não refletindo a realidade, não sendo útil para a tomada de decisão para novos investimentos. A análise é mais completa compondo-se cenários que reflitam as possíveis perdas ou ganhos para a empresa de geração, com base no *Value-at-risk*.

3. *Value-at-risk*: novo paradigma para a mensuração do risco

O desenvolvimento da metodologia *Value-at-risk* teve origem a partir do debate sobre a necessidade das instituições em mensurar sua exposição total a perdas. O

sistema que surgiu como um *benchmark* para a mensuração corporativa do risco foi o *Riskmetrics*; capaz de medir a maior perda esperada dentro de um determinado período de tempo, dado um intervalo de confiança, desenvolvido pelo banco americano JP Morgan (Molica, 1999).

A definição de *VaR* considerando o ponto de vista probabilístico, pode ser encontrada na pesquisa desenvolvida por Mauro (1999). Neste trabalho, o ganho/perda de uma carteira de investimentos, em um período de tempo Δt , é representado pela variável aleatória $x_{\Delta t}$ e λ é um nível de significância escolhido (com $0 < \lambda < \frac{1}{2}$), então o valor absoluto da solução ξ na equação 5 é o *VaR* da carteira de investimento sob análise.

$$\Pr \{ X_{\Delta t} \leq \xi \} = \lambda \quad (5)$$

O *VaR* representa a perda máxima de uma atividade em resposta a uma flutuação do preço do ativo. Se uma instituição tem um *VaR* diário de R\$ 1.000.000, com um nível de significância de 5%, equivale a dizer que uma perda maior ou igual a R\$ 1.000.000 deve ser observada a cada 20 dias, ou ainda, que de cada 100 dias observados, apenas 5 deles devem ter perdas superiores a R\$ 1.000.000.

O *VaR* pode ser determinado por três metodologias: a metodologia analítica, a simulação histórica e a simulação de Monte Carlo. Em comum, as três metodologias necessitam de intervalo de confiança (1%, 5%, 10% são os mais utilizados), período definido e os preços e taxas de ativos e/ou passivos da carteira, para o cálculo do risco. Dentre os métodos citados, o método de Monte Carlo é considerado o mais robusto, pois contempla uma grande variedade de riscos financeiros, além de possibilitar o tratamento das variáveis de entrada de forma probabilística, caso isto venha a ser de interesse (JP Morgan, 1999)

4. Simulação de Monte Carlo

Embora existam alguns registros isolados de sua utilização em datas anteriores a 1944, o desenvolvimento sistemático do método ocorreu durante a Segunda Guerra Mundial, quando foi usado como ferramenta de pesquisa no Projeto Manhattan para a construção da bomba atômica. Tinha como propósito chegar a soluções aproximadas de problemas referentes à difusão randômica de nêutrons no material nuclear, através de simulações. O nome Monte Carlo foi dado por um de seus criadores, o matemático austríaco Stanislaw Ulam. Alguns autores mencionam que o nome Monte Carlo foi dado pela similaridade entre a simulação estatística e a principal atividade da cidade de Monte Carlo (capital do principado de Mônaco), um grande centro de jogos de azar.

Os primeiros estudos envolvendo Simulação de Monte Carlo e avaliação de investimentos de capital foram feitos por David B. Hertz e publicados em um artigo na revista Harvard Business Review em 1964.

A definição de Simulação de Monte Carlo (SMC) varia segundo os diferentes enfoques dos autores, uma vez que se guiam por diferentes objetivos. Contudo, podemos afirmar que a SMC consiste em uma técnica que determina a possível distribuição dos resultados de um processo, a partir de valores selecionados randomicamente das variáveis de entrada. Geralmente as variáveis de entrada representam as variáveis de decisão ou opções que os gerentes tem a mão para verificar determinado resultado (Nater, 1995).

Para Costa e Azevedo (1996):

Essa metodologia, incorporada a modelos de finanças, fornece como resultado aproximações para as distribuições de probabilidade dos parâmetros que estão sendo estudados. São realizadas diversas simulações onde, em cada uma delas, são gerados valores aleatórios para o conjunto de variáveis de entrada e parâmetros do modelo que estão sujeitos à incerteza. Tais valores aleatórios gerados seguem distribuições de probabilidade específicas que devem ser identificadas ou estimadas previamente.

O conjunto de resultados produzidos ao longo de todas as simulações... poderão ser analisados estatisticamente e fornecer resultados em termos de probabilidade. Essas informações serão úteis na avaliação da dispersão total das previsões do modelo causada pelo efeito combinado das incertezas dos dados de entrada e na avaliação das probabilidades de serem violados os padrões das projeções financeiras.

A técnica de simulação de Monte Carlo pode ser útil auxiliando as técnicas de decisões de investimentos (Dias, 1996; Haas, 1997). A simulação calcula o valor esperado e a dispersão (desvio padrão) de uma variável (fluxo de caixa etc.) considerando a faixa de variação e a distribuição de probabilidades de um conjunto de parâmetros incertos.

Ao final de todas as iterações, está criada uma série de resultados. Quanto maior o número de iterações, mais essa distribuição deve se aproximar de uma distribuição de probabilidade normal. A partir desta distribuição, pode-se aplicar a métrica de concentração estatística: média, e a de dispersão: desvio padrão. Através do Teorema Central do Limite, pode-se concluir que se forem gerados muitos números aleatórios, os valores amostrais tendem para uma distribuição normal, mesmo tendo os valores populacionais uma distribuição não normal¹. Para a análise de uma série de dados longa a média e o desvio padrão são métricas adequadas.

É importante ressaltar neste ponto do trabalho que cada iteração é realizada com base na geração de números aleatórios. Estes números são usados para selecionar os valores de cada variável de entrada, durante a montagem de cenários. A geração desses números aleatórios pode ser classificada em três grupos:

- Aleatórios. selecionados por meios não determinísticos, não envolvem algoritmos ou funções, e normalmente são obtidos por intermédio de eventos naturais ou físicos (Sobol, 1994);
- Pseudo-aleatórios. obtidos por meio de algoritmos, de tal forma que apresentem um ciclo de repetição tão alto quanto possível, de modo a simular uma distribuição verdadeiramente randômica. Enquadram-se os métodos de congruência linear abordados por Gentle (1998);
- Quase-aleatórios. Conhecidos como seqüências de baixa discrepância, são também obtidos por procedimentos matemáticos (Bezerra e Carmona, 2001).

Caso o critério de decisão de viabilidade do projeto seja a *TIR* (taxa interna de retorno), cada variável de entrada pode ser definida como uma variável aleatória, com sua

¹ É importante destacar que o processo de normalização não é recomendado por estudiosos de estatística, pois o procedimento pode comprometer os resultados obtidos.

respectiva distribuição de probabilidade (Normal, Weibull, beta,...), conforme mostra a figura 2. A partir destas distribuições geram-se: custeio por características, *feature costing*, custeio baseado em atividades, custeio ABC, unidade de esforço de produção, UEP, custo-padrão.

Através da combinação aleatória das variáveis de entrada, tendo como resultado a TIR, que também apresenta uma distribuição. Esta distribuição permite verificar a probabilidade de ocorrer X resultado, assim como os riscos de resultados negativos.

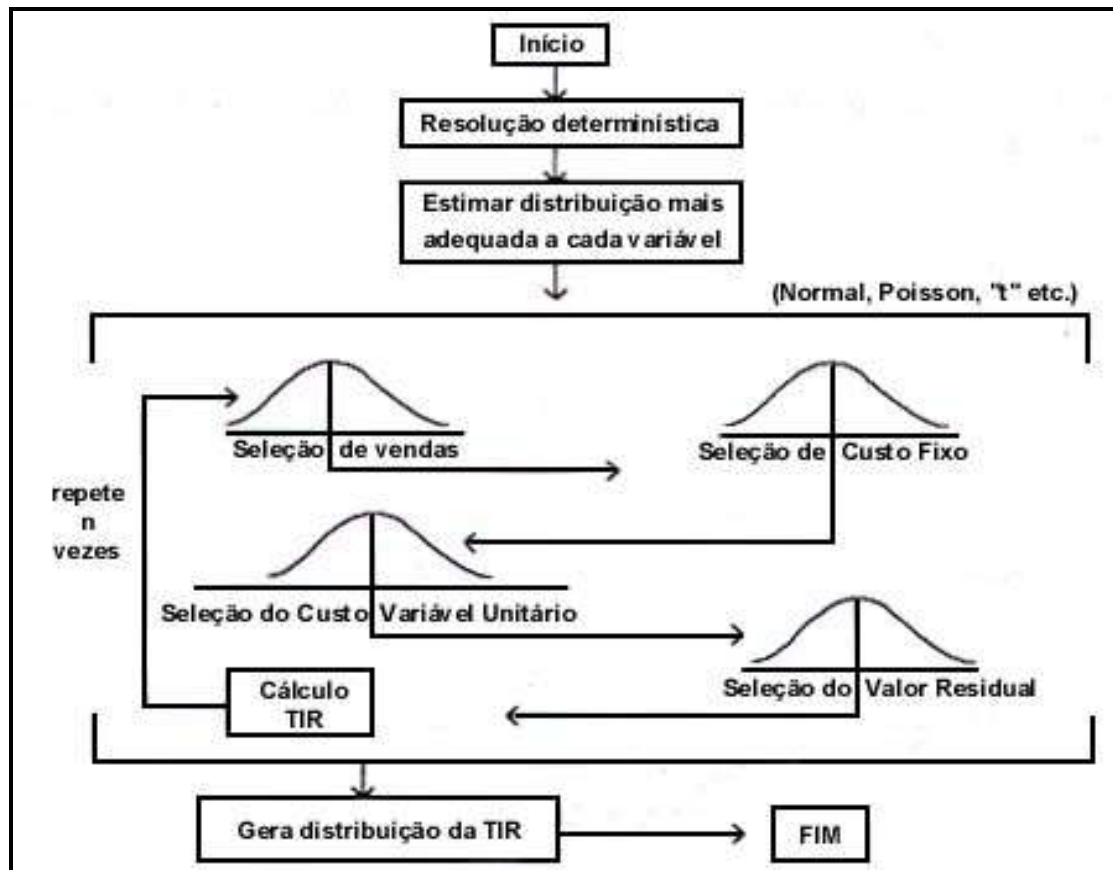


Figura 2 – Esquema de uma análise de viabilidade econômica através do método de Monte Carlo.

Esta sistemática considera os aspectos relevantes do risco associado e diminui a influência subjetiva do projetista. Embora o método seja largamente aplicado ainda existem pontos obscuros, principalmente a respeito de uma abordagem para a aplicação do método e o tratamento estatístico dos dados de entrada. Outra questão levantada é a tendência de normalização das variáveis de saída, ou variáveis dependente (neste caso a *TIR*).

4.1 Etapas para execução do método

Os diversos trabalhos publicados que fazem uso da simulação de Monte Carlo não apresentam uma seqüência padronizada de aplicação ou seguem algum *tutorial*. No entanto, através da pesquisa realizada pode-se dizer que há uma certa uniformidade quanto a algumas etapas do método, entre as quais destaca-se: definição de parâmetros ou variáveis de entrada fortemente correlacionados com a saída do modelo, confecção de uma estatística descritiva das variáveis de entrada definidas anteriormente, montagem dos cenários, através da combinação aleatória das variáveis de entrada (representadas por distribuição de probabilidades) e, finalmente, a descrição

das variáveis de saída como distribuição de probabilidade (Spiney e Wats, 1996; Nater, 1995; Loffler, 2003).

De acordo com alguns autores (Saliby, 1989; Saliby e Pacheco, 2002; Loffler 2003), a SMC se inicia com a confecção do modelo de análise de risco, no qual são estipulados os objetivos do estudo de simulação; definidos os principais parâmetros, ou seja, as variáveis dependentes e as independentes e, principalmente a relação entre estas variáveis. Um vez confeccionado o modelo de análise de risco, é feita a coleta de dados das variáveis a serem manipuladas na simulação. Vale ressaltar que a coleta de dados depende da precisão que se deseja obter, já prevista na confecção do modelo. Como os dados coletados são, na maioria dos casos, estocásticos, a fase seguinte consiste em determinar a distribuição de probabilidade que represente a incerteza dos valores. As distribuições de probabilidade das variáveis de entrada são utilizadas na fase seguinte para a geração de cenários e a própria simulação do sistema. A principal característica desta etapa é baseada na distribuição de cada variável de entrada realiza-se as combinações, verificando o resultado da variável dependente. Finalmente, o conjunto de valores gerado para a variável dependente é analisado e confrontado com o objetivo do estudo de simulação, fornecendo informações para uma tomada de decisão mais consciente. As seções que seguem discutem cada etapa para a realização da simulação de Monte Carlo em ambientes computacionais.

Primeira etapa: Confecção do modelo de análise de risco

Durante a confecção do modelo, o mais importante é que o modelo seja capaz de fornecer as informações necessárias à tomada de decisão. O modelo deve ser flexível para permitir adaptações, além de apresentar rótulos e comentários para facilitar a sua utilização. As variáveis de entrada, mesmo as que não apresentam uma distribuição de probabilidade (ou seja, determinísticas), devem ser colocadas em um lugar visível na planilha de trabalho, não devendo ser utilizadas dentro de fórmulas ou implícitas em cálculos. É importante lembrar que as variáveis de incerteza podem aparecer em várias partes do modelo, devendo ser vinculadas apenas a uma única célula, evitando falhas na construção do modelo. É recomendada a prática da elaboração de um diagrama que represente o modelo permitindo aos acionistas comentários e aprovação. Deste modo, evita-se retrabalhos posteriores (Molak, 1997).

É recomendado, ainda que o problema seja separado em pequenos componentes. Este desmembramento torna a lógica do modelo mais aparente. Por exemplo, para o caso de um gerente de marketing que deseja prever o volume de vendas do próximo período, se ele quebrar as vendas por produto, região, etc., permite a apresentação de planos de vendas instantaneamente. Assim sendo, o desmembramento pode revelar a relação de dependência que não é simples de ser percebida.

No processo de simulação, segundo Hertz (1964), a confecção do projeto geralmente é realizada em uma reunião com as pessoas envolvidas nesse projeto ou plano de investimento. O mesmo autor fornece um exemplo para esta etapa do projeto: considerando um industrial do setor químico, que deseja investir em aumento de capacidade da indústria de fornecimento de produtos. Deste modo, o primeiro passo adotado por este gerente consiste em reunir a gerência ou chefia dos departamentos e definir os principais parâmetros ou variáveis de entrada que são necessários para se estimar o valor presente líquido (VPL) do empreendimento. As principais variáveis de entrada selecionadas foram: tamanho do mercado, preço de

venda, taxa de crescimento do mercado, investimento requerido, valor residual do investimento, custos operacionais, custos fixos, tempo de uso da instalação. Embora este exemplo seja uma situação típica nas empresas, cabe ressaltar que se trata de uma análise subjetiva, ainda que feita por quem está diretamente ligado ao processo.

Para Spiney e Wats (1996), um enfoque menos subjetivo e mais rigoroso, consiste em estipular uma medida de correlação entre as variáveis de entrada e a informação de saída. Segundo o mesmo autor, geralmente se utiliza análise de sensibilidade para verificar o grau de dependência da resposta do modelo com cada variável de entrada. Esta análise de sensibilidade permite reduzir o número de variáveis dentro do modelo, diminuindo, assim, o esforço necessário para se obter informações a respeito da incerteza, uma vez que isto será feito somente para as variáveis que realmente tem forte impacto sobre o resultado.

Para Fishman (1996) a modelagem da variável dependente é um dos pontos fundamentais para a análise da simulação de Monte Carlo. Para este mesmo autor, o que norteia a fase de modelagem da variável dependente é a combinação dos parâmetros ou variáveis de entrada em uma equação matemática que expresse a relação entre as variáveis de entrada e de saída.

Quando a variável independente for custo, pode-se seguir a linha adotada por Pamplona (2003), que investiga a variação no custo de produção de uma empresa, devido a flutuações nos parâmetros de entrada, tais como, custo de matéria-prima, mão-de-obra e custos indiretos de fabricação. Nesta pesquisa, o autor considera as seguintes variáveis independentes, ou seja, os parâmetros de entrada: M_k – Preço do material; Q_k – Quantidade do Material; Tx_k - Taxa de Mão-de-obra; MO_k – Quantidade da Mão-de-obra e, finalmente Ci_k – Custo Indireto. Deste modo, a variável dependente, custo de produção (C), pode ser definida por uma função das variáveis independentes descritas anteriormente, equação 6.

$$C = f(M_k, Q_k, Tx_k, MO_k, Ci_k) \quad (6)$$

É relevante discutir o método de custeio adotado pela empresa. É sabido que existem diversos sistemas de custeio, tais como, método de custeio por absorção e o Custeio Baseado em Atividade (ABC), que já são os métodos de modelagem da variável dependente “custo” em função dos recursos responsáveis pela geração de algum produto ou serviço. Vale ressaltar que a escolha do sistema de custos adequado depende da estrutura de custos de cada organização. Independente do sistema de custo adotado, uma possível formulação para o custo de produção, pode ser descrita pela equação 7, considerando a fabricação do produto k .

$$C = M_k * Q_k + MO_k * Tx_k + Ci_k \quad (7)$$

Quando a variável dependente é o retorno esperado de um portfólio, a abordagem é similar a adotado para as alternativas com custo. Ross *et al.* (2000) apresentam uma formulação para a determinação do retorno esperado de uma carteira genérica k composta de j ativos, considerando r_{ik} como o retorno do ativo i e x_{ik} o peso do ativo i na carteira k , conforme a equação 8.

$$r(E)_k = \sum_{i=1}^j x_{ik} * r_{ik} \quad (8)$$

Segundo o mesmo autor, quando se analisa uma carteira de portfólios a informação mais relevante é a volatilidade da carteira, dada pela variância (E). A modelagem da variância, para uma carteira de ações não é calculada de maneira tão direta, além da variância de cada ativo, envolve a correlação entre os ativos que compõem o portfólio. Como a simulação de Monte Carlo inclui em seu processo de análise a correlação, durante a fase de geração de cenários, não é necessário fazer a modelagem da variância da carteira, pois ela já é determinada diretamente a partir das distribuições dos retornos, decorrente de cada rodada de simulação.

Portanto, pode-se afirmar que a formulação de dependência entre as variáveis do sistema depende do que se deseja medir, que no caso de projetos de investimentos são largamente utilizados os critérios da TIR e do VPL.

Segunda etapa: coleta dos dados

segundo Balestrassi (2003) a coleta de dados é uma fase de grande importância. O “modelador” deve ser capaz de detectar os erros ou inconsistências e corrigi-los. As amostras devem ser agrupadas de maneira que a manipulação, visualização e a compreensão sejam simplificadas.

Para Fishiman (1996) a questão do tamanho da amostra é um ponto relevante, pois ela é determinada com base na precisão estatística desejada e, principalmente, na relação custo / benefício associado à informação obtida ao final do processo de simulação. Deste modo, para aumentar a eficiência da simulação foram desenvolvidas algumas técnicas para evitar a utilização de elevados números de rodadas de simulação e elementos de amostra. Dentre os métodos existentes pode-se citar: amostragem por importância, variáveis de controle, amostragem estratificada e Monte Carlo condicional. Segundo este mesmo autor, o método de amostragem estratificada tem sido largamente utilizado, sendo sua aplicação mais típica o método hipercubo latino (LHS) que será descrito posteriormente.

Os dados coletados podem ser classificados como variáveis qualitativas e quantitativas, conforme modelo proposto por Balestrassi (2003) na Figura 3.

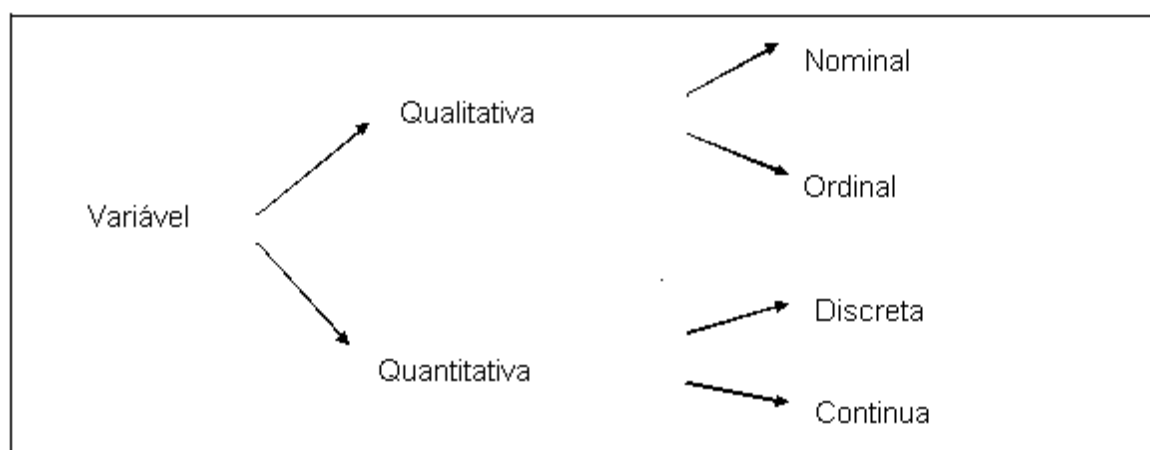


Figura 3 - Análise das variáveis.

Especialistas devem ser consultados para definir os critérios de coleta de dados, pois uma base de dados, embora contenha dados verídicos e confiáveis, pode conter dados que não influenciam os resultados; é o caso de utilização de longas bases históricas que não tem efeito real sobre os resultados simulados.

Terceira etapa: Definição da distribuição para representar a incerteza dos parâmetros de entrada

Segundo Molak (1997) neste ponto é importante definir o método que retrate as distribuições para as variáveis incertas dentro de um modelo de análise de risco. Vários tipos de distribuição podem ser usados. É recomendado que o método de modelagem siga orientação de um *expert* sobre as incertezas das variáveis de entrada. Finalmente, as distribuições podem ser determinadas através de dados disponíveis.

De acordo com Laubsch e Ulmer (2001), dentre as principais vantagens da aplicação do método de Monte Carlo está a possibilidade de que os dados de entrada sejam tratados, não de forma determinística, mas como uma distribuição de valores, ou seja, estocásticos. A análise proporcionada pela simulação de Monte Carlo é mais rica em relação a algumas técnicas existentes, graças à montagem de cenários que são gerados em função dos valores que as variáveis de entrada podem assumir, respeitando a distribuição de probabilidade associada a cada variável.

Harrel *et al.* (1982) apresentam 7 tipos de distribuição como os mais utilizados na modelagem de incerteza de algumas variáveis. Certamente, existem mais tipos, como é apresentado no *tutorial* de programas estatísticos.

A principal questão a ser discutida nesta fase é como determinar a distribuição dos dados de entrada em uma análise que utilize a SMC. A primeira abordagem utiliza técnicas de inferências estatísticas, que consiste em atribuir aos dados uma distribuição teórica (como exponencial, normal ou poisson) e realizar testes de hipóteses para determinar o quanto cada distribuição se ajusta aos dados, escolhendo a distribuição que obteve o melhor ajuste para gerar os valores aleatórios das variáveis de entrada. Uma segunda abordagem utiliza diretamente os dados para definir a distribuição empírica sem representá-los por formas teóricas de distribuição. Deste modo, durante a simulação, as variáveis são retiradas diretamente da distribuição empírica.

Quando há a possibilidade de escolha, é recomendável utilizar a primeira abordagem, por duas razões: a distribuição empírica é baseada em uma coleção finita de pontos, e pode ocorrer que diferentes observações conduzam a diferentes distribuições empíricas, ou seja, determinados valores que a variável aleatória pode assumir podem não ser considerados. Com a utilização da distribuição teórica, este erro é eliminado, pois estas distribuições são menos sensíveis a tais comportamentos das variáveis do sistema. Além disso, um dos objetivos da simulação é inferir sobre o comportamento do sistema, caso a variável de entrada assumia um determinado valor extremo, que pode não ser considerado por uma distribuição empírica, mas que pode ser facilmente determinado por uma distribuição teórica.

Geralmente a atribuição de uma distribuição teórica a uma distribuição de dados é feita utilizando-se testes de aderência. Os testes de aderência são comparações de um conjunto de dados com distribuições específicas, de uma maneira estatística. Em cada teste verifica-se a hipótese do ajuste dos dados à distribuição proposta. Os testes de aderência mais citados na literatura são: *Qui-quadrado*, *Kolmogorov Smirnov* e *Anderson Darling*.

Realizar um teste aderência significa executar um ou mais testes para as várias distribuições. Para os três testes apresentados, quanto menor o valor do teste, maior a adequação dos dados à distribuição.

Quarta etapa: Geração de cenários e simulação

A geração de cenários utilizados pela SMC consiste em uma das suas principais vantagens em relação a alguns métodos de análise de risco. Para alguns autores a idéia de que o passado vai se repetir, de alguma forma no presente ou no futuro é uma abordagem até certo ponto ingênua, mas consiste em um dos meios mais usados para se realizar determinadas análises, principalmente em mercados financeiros (Laubsch e Ulmer, 2001). Na verdade, este método não considera que o passado se repetirá fielmente no presente/futuro, mas que a combinação de situações que desencadearam determinadas respostas no sistema ou projeto podem ocorrer combinadas com outras que ocorreram em épocas diferentes. Portanto, a SMC utiliza a geração de cenários com base em métodos aleatórios, de modo a obter uma gama de respostas a serem tratadas estatisticamente no processo de tomada de decisão.

Uma série de dados utilizada na aplicação do método de Monte Carlo pode receber diferentes tratamentos, que variam desde métricas simples como a média móvel e o desvio padrão até modelos matemáticos sofisticados, como GARCH e EGARCH onde os dados recebem pesos diferenciados, os dados recentes têm maior possibilidade de interferência no futuro. Deste modo, a crítica sobre a utilização de valores históricos para a tomada de decisão é de certo modo, atenuada na SMC, desde que os dados tenham recebido tratamento adequado (Loffler, 2003).

A questão abordada na geração de cenários consiste justamente em determinar um método ou procedimento para a geração aleatória de cenários. Na verdade, as técnicas utilizadas para a geração de cenários consistem em utilizar procedimentos de amostragem. Duas questões envolvem esta fase do método de Monte Carlo: a primeira consiste em determinar o método de amostragem e a segunda envolve o número de rodadas de simulação necessárias. Atualmente, segundo afirmam alguns autores (Saliby, 1989; Saliby e Pacheco, 2002; Loffler, 2003) o método de amostragem tem impacto na precisão e na rapidez de convergência, e conseqüentemente influência no número de rodadas de simulação necessárias.

Para Fishman (1996) e Saliby e Pacheco (2002) o processo de amostragem poder ser definido como uma técnica de extração de um subconjunto, por algum método, da população. Normalmente a população constitui o universo de estudo, ou seja, o conjunto de dados. Evidentemente, a amostra deve representar as principais características da população. Segundo os mesmos autores, o processo de amostragem consiste em determinar uma população, chamado conjunto L , e a partir das técnicas existentes gerar subconjuntos $A_1, A_2, \dots, A_m$. A relação que existe entre estas amostras e a população é a seguinte: $A_1 \subseteq L$, $A_2 \subseteq L$, ..., $A_m \subseteq L$. Geralmente, a geração de cenários utiliza as técnicas de amostragem aleatória simples.

A amostragem aleatória simples consiste no método de construção de amostras, utilizando-se números aleatórios (Saliby e Pacheco, 2002). Para Fishman (1996), o processo de geração de amostras em uma SMC consiste em selecionar um ponto em um espaço n -dimensional. Deste modo, para uma determinada variável aleatória X , que possui uma função distribuição acumulada F que relaciona particulares valores de X com um número real $R_i \in [0,1]$, a amostragem aleatória consiste em

determinar, com base na equação 9, um ponto em um espaço S , definido pelo vetor expresso na equação 10.

$$R_i = F(x_i), \quad i=1,2,3,\dots,n \quad (9)$$

$$\vec{R} = (R_1, R_2, \dots, R_n), \quad R_i \in [0,1], \quad i=1,2,3,\dots,n \quad (10)$$

O método de amostragem estratificada consiste na geração de amostras de modo não totalmente aleatórios, ou seja, a geração é feita a partir de parâmetros pré-determinados. Dentre os métodos de amostragem estratificada mais utilizados encontra-se o hipercubo latino (LHS), desenvolvido por McKay, Conover, e Beckman em 1979, como uma técnica de amostragem, de modo a obter estimativas mais precisas. A base da LHS é a estratificação completa da distribuição das variáveis de entrada do modelo de simulação, de acordo com uma seleção aleatória dentro de cada extrato (Saliby e Pacheco, 2002).

A amostragem de LHS é feita dividindo-se a faixa de valores de cada variável independente $X_1, \dots, X_k$ em n (número de elementos da amostra) extratos de igual probabilidade de ocorrência. A decisão de qual valor a ser escolhido continua sendo realizada de maneira aleatória. Deste modo, é gerado aleatoriamente o vetor R . Contudo, o número aleatório não mais corresponde ao valor da probabilidade acumulada diretamente, mas é feito um ajuste para que essa probabilidade esteja dentro de cada extrato. Deste modo, o valor da variável aleatória é dado pela equação 11, sendo gerados n valores para cada variável aleatória (Saliby e Pacheco, 2002; Fishman, 1996).

$$x_i = F^{-1} \left[\frac{(i-1 + R_i)}{n} \right] \quad i=1,2,3,\dots,n \quad (11)$$

Os n valores obtidos, por esta equação, para a variável aleatória X_1 são combinados aleatoriamente com os n valores de X_2 . Estes n pares são combinados aleatoriamente com os valores de X_3 , formando um conjunto. Um modo conveniente de interpretar a amostragem LHS é como sendo uma matriz, de ordem n (números de elementos da amostra) por k (números de variáveis independentes), onde a *inésima* linha contém os valores específicos de cada uma das k variáveis de entrada a ser utilizada na *inésima* rodada de simulação). A figura 4.a apresenta a amostragem aleatória simples para a combinação de duas variáveis aleatória, já a figura 4.b apresenta a combinação aleatória destas duas variáveis pelo método LHS.

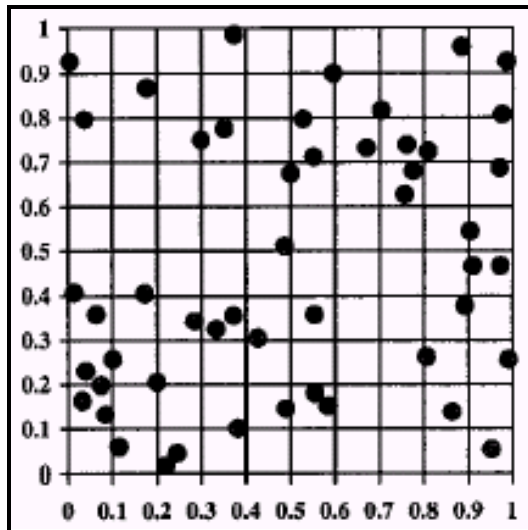


Figura 4.a – Combinação de 50 valores de duas variáveis aleatórias pelo método de amostragem aleatória simples.

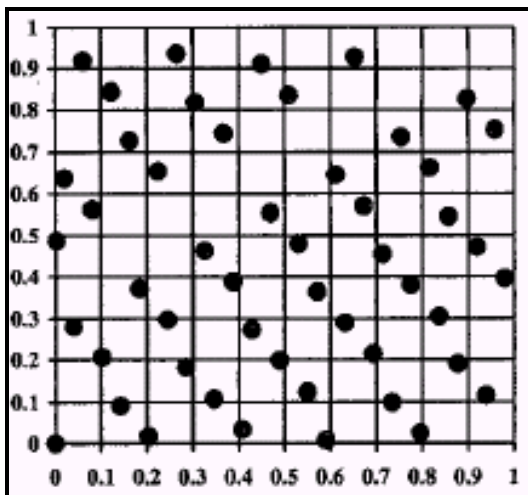


Figura 4.b – Combinação de 50 valores de duas variáveis aleatórias pelo método de hipercubo latino.

Quanto ao processo de simulação pode-se afirmar que consiste em gerar diferentes cenários e para cada um deles calcular o valor da variável dependente Y , sendo que $Y = f(X_1, X_2, \dots, X_N)$. Nesta fase, já é possível diferenciar o processo de simulação composto por duas fases, conforme apresenta a figura 5. A primeira diz respeito à amostragem que, como foi discutido anteriormente, utiliza a amostragem aleatória ou método de Monte Carlo para compor e selecionar as diferentes amostras de um conjunto de variáveis independentes X_i . A segunda fase corresponde à própria simulação, ou seja, a seleção de diferentes amostras e estimativa da variável dependente Y . Deste modo, cada rodada de simulação corresponde à geração de n valores da variável dependente, sendo n o tamanho da amostra (Fishman, 1996).

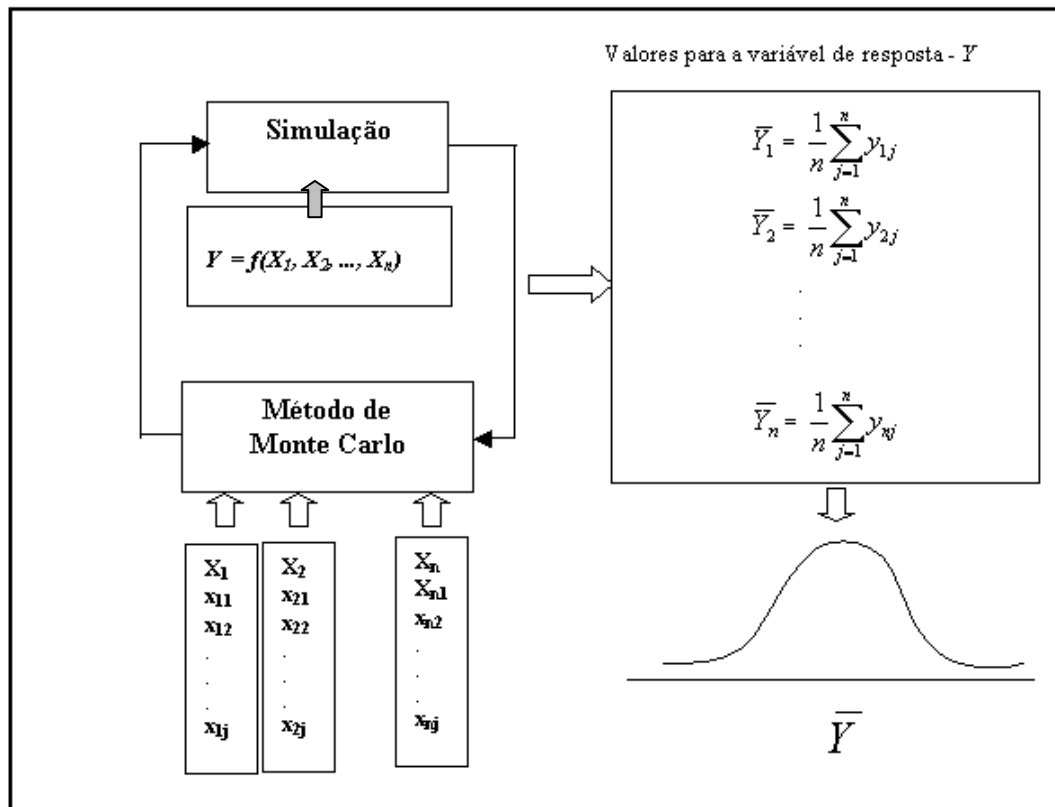


Figura 5 – Representação da simulação de Monte Carlo.

É importante ressaltar que não se obtém uma resposta única ao se utilizar a Simulação de Monte Carlo, e sim uma gama de respostas. Como, por exemplo, são fornecidas umas distribuições de frequência, um valor médio, desvio padrão, probabilidade de ocorrência de um valor ser “menor ou maior que...”, entre outros.

Deste modo, é necessário fazer uma análise mais detalhada do resultado final do estudo, pois ele não fornece uma resposta direta (investir ou não investir) e sim possibilidades e riscos. A decisão final dependerá, além das possibilidades e riscos, da predisposição ao risco por parte dos investidores.

5. Determinação do custo marginal sob risco

Para a determinação do *custo marginal sob risco*, considerando a geração térmica, em particular as térmicas a gás, os dados obtidos no site do Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) são o custo variável de cada usina e a capacidade de cada planta geradora. A escolha pelas termelétricas a gás é devido à atual composição da matriz energética instalada no país, onde a térmica representa a melhor opção para atendimento de crescimento de demanda, sendo, entre as fontes alternativas, a que apresenta uma melhor relação capacidade instalada/custo menor que outros tipos de usinas, como por exemplo, as hidrelétricas. A tabela 1 apresenta as informações utilizadas na análise do custo marginal, apresentando as usinas pesquisadas, potência instalada, os custos variáveis por MW gerado, base mensal. A variação no custo de cada MW gerado é decorrente da variação do custo do combustível consumido, para este caso, uma situação hipotética foi assumida, onde o custo de cada MW gerado segue uma distribuição normal, com média e desvio padrão especificado na tabela.

Usina	Potência (C _j) - MW	Preço - R\$/MW	
		Média	Desvio
Camaçari	290	126,06	12,4
Piratininga	870	221,04	25
William Arjona	222,4	137,75	8,7
Campos	720	201,27	19
Eletrobolt	320	100,4	5,2
Mauá Merchant	700	97,15	2,7
Uruguaiana	500	102	7,3
Ibiritermo	226	77,46	4,3
C. Jereissati	216	72,76	2,7
Fafen	110	71,26	2,8
Araucária	500	65,38	3,2

Tabela 1 – Geradores a gás e custo por MW produzido.

Neste contexto, o que o gerador deseja saber é qual o custo da energia proveniente da geração térmica, caso ocorra um aumento na demanda? Se os clientes necessitam de mais energia, qual o preço a ser pago devido uma oscilação no preço do combustível? Esta reflexão estimula a determinação de uma métrica, adaptado às características do setor. Deste modo, a determinação da métrica *custo marginal sob risco* é proposta, utilizando-se as premissas do VaR, sendo determinado através da SMC, de acordo com as etapas dissertadas na seção 4.

Modelagem da variável dependente

A variável dependente é o custo marginal de operação, obtido através de um modelo de otimização, conforme apresentado na seção 2. Para este caso particular, o modelo de programação linear pode ser escrito pela equação 12:

$$C = \text{Min } N(126,06; 12,4)*G_1 + N(221,04; 25)*G_2 + \dots + N(65,38; 3,2)*G_{11} \quad (12)$$

Sujeito às restrições do bloco de equações 13:

$$\sum_{j=1}^{11} G_j = 4500 \quad (13)$$

$$G_j \leq C_j$$

As variáveis independentes do modelo são a potência a ser despachada pelas geradoras, por mérito de custo, até atender a demanda estabelecida de 4500 MW, que corresponde a primeira restrição do modelo. Na verdade, os 4500 MW estabelecidos como demanda do sistema corresponde a parte do mercado destinado a geração térmica, principalmente em regiões onde é inviável a instalação de plantas hidrelétricas.

Coleta de dados e modelagem da incerteza da variável independente

Como as variáveis de entrada foram assumidas como sendo normalmente distribuídas, a incerteza nos preços da tarifa já estão modeladas. Caso necessitasse

realizar um refino nesta etapa, isto poderia ser obtido através da coleta de dados para um intervalo de tempo de maior abrangência e o correspondente teste de aderência para verificar qual distribuição teórica representa melhor estes dados.

Geração dos cenários e simulação

Nesta fase, deve-se ponderar entre o tipo de amostragem utilizada para a geração dos cenários, podendo ser a amostragem aleatória simples ou a estratificada, particularmente a hipercubo latino. A variável dependente é o custo marginal, proveniente de um modelo de otimização, ou seja, para cada amostra de valores de custos variáveis é determinados o custo mínimo e o despacho ótimo. Sendo assim, o método de amostragem escolhido foi a amostragem estratificada, pois é mais rápida em termos de convergência, facilitando os cálculos.

A simulação, desenvolvida no *MS-Excel*, utilizando a ferramenta *Solver*, foi realizada utilizando o seguinte procedimento: retirou-se vinte amostras estratificadas para cada valor de custo variável de cada usina (sombreada em amarelo), esta amostra é utilizada no modelo de programação linear de minimização de custo (sombreado em verde), conforme mostra a figura 6. A solução otimizada do problema obtida no *Solver* traz como resultado os valores que cada gerador deve fornecer, até atender a demanda e o custo mínimo. O custo marginal é obtido no relatório de sensibilidade fornecido pelo *Solver*, que informa a variação no custo e na solução ótima do problema, devido a variações nas restrições, que pode ser observado na figura 7 (destacado em vermelho).

R\$/MW	R\$ 167,36	R\$ 271,18	R\$ 154,71	R\$ 232,92	R\$ 109,36	R\$ 104,90	R\$ 114,81	R\$ 85,74	R\$ 80,26	R\$ 79,43	R\$ 71,73
	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10	G11
	290,0	695,6	222,4	720,0	320,0	700,0	500,0	226,0	216,0	110,0	500,0
Min	R\$ 686.433,46										
restr	4500,0	igualdade	4500								
des	G1	290,0	<=	290							
	G2	695,6	<=	870							
	G3	222,4	<=	222,4							
	G4	720,0	<=	720							
	G5	320,0	<=	320							
	G6	700,0	<=	700							
	G7	500,0	<=	500							
	G8	226,0	<=	226							
	G9	216,0	<=	216							
	G10	110,0	<=	110							
	G11	500,0	<=	500							

Figura 6 – Projeto de simulação para o modelo de *Custo marginal sob risco*.

		Final	Sombra	Restrição	Permissível	Permissível
Célula	Nome	Valor	Preço	Lateral R.H.	Acréscimo	Decréscimo
\$B\$46	restr G1	4500,0	271,2	4500	174,4	695,6
\$D\$47	<= G3	290,0	-103,8	290	695,6	174,4
\$D\$48	<= G3	695,6	0,0	870	1E+30	174,4
\$D\$49	<= G3	222,4	445,5	222,4	695,6	174,4

Figura 7 – Custo marginal de operação

Modelagem da incerteza do custo marginal

A simulação realizada na etapa anterior forneceu sessenta valores para o custo marginal, em função da volatilidade das tarifas. Os valores são analisados através

do software *Minitab*, determinando-se a distribuição para o custo marginal. A primeira característica analisada é a normalidade dos dados, determinando-se a média e o desvio padrão dos dados. Como pode ser observado na figura 8, os dados são bem representados por uma distribuição normal. Com esta informação pode-se determinar as probabilidades para que as tarifas atinjam determinados valores, por exemplo, a probabilidade de que a tarifa seja de R\$ 220,75/MW é de 50%. A partir deste valor é pertinente a seguinte questão: caso um investidor queira fornecer energia para o mercado regulado sua tarifa deve estar abaixo de R\$ 220,75/MW, senão não vai conseguir participar deste mercado, devido a licitação e busca de tarifas menores? Na realidade não, pois a energia necessária ao sistema, caso houvesse um pequeno acréscimo de demanda, determinada pelo custo marginal, é de R\$271/MW, ou seja, a tarifa necessita ser inferior a este valor.

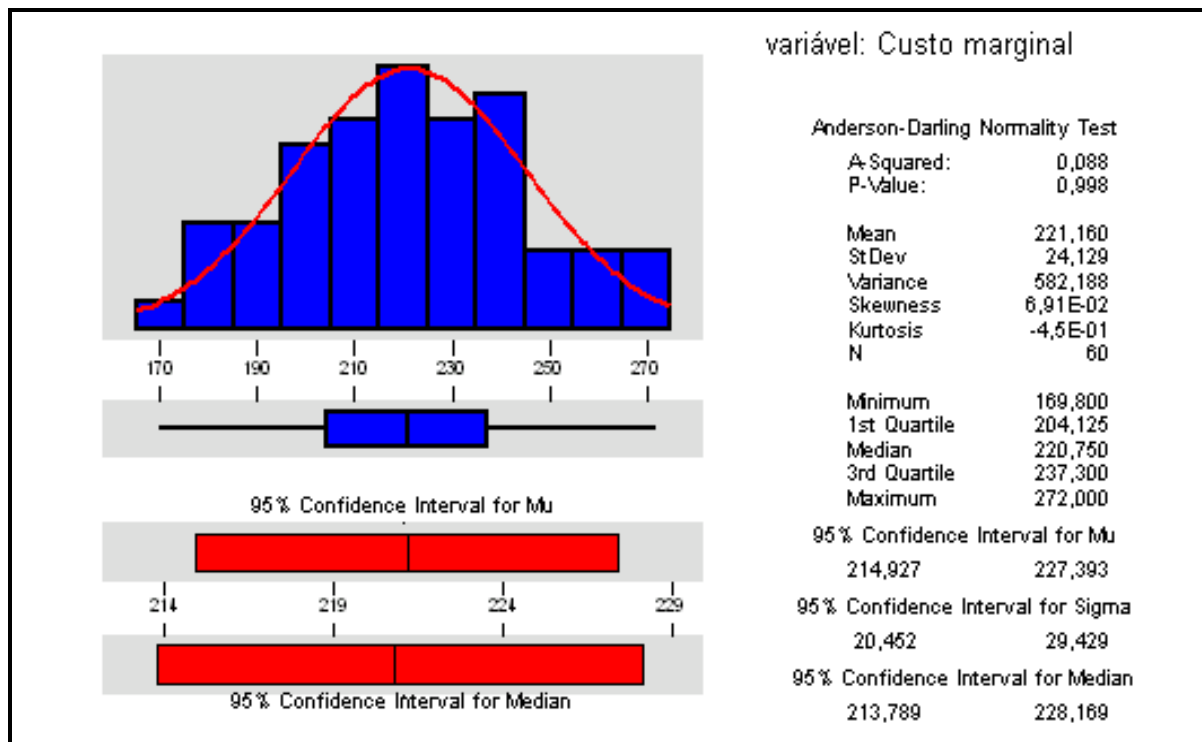


Figura 8 – Estatística descritiva do custo marginal.

5.1 Custo marginal sob risco

A partir da distribuição dos custos marginais, em função da variação dos custos variáveis de cada gerador, pode-se responder a questão: qual a tarifa máxima a ser cobrada no próximo mês caso ocorra um aumento na demanda, para um nível de significância de 5%? Neste caso o próximo MW será vendido no mercado a um preço de R\$227,39. Para estas condições a tarifa mínima a ser cobrada é de R\$214,93.

6. Conclusão

Com a aplicação da ferramenta proposta (VaR, aplicado a custo marginal de despacho de energia em usinas térmicas), pôde-se encontrar, de maneira científica, a solução ótima para o despacho de energia das usinas térmicas estudadas e o valor do custo marginal por MW gerado. Esta metodologia se mostra útil

principalmente para que os órgãos reguladores possam estipular um valor limite para a tarifa de energia a ser adotada no mercado regulado, considerando as variações nos insumos da geração térmica. As ferramentas apresentadas foram consideradas adequadas as características do mercado energético. Evidentemente, este modelo apresenta algumas limitações, a primeira delas é que não foi considerada a restrição de capacidade das linhas de transmissão, fato, que, talvez inviabilizaria a utilização total de usinas que possuem tarifas menores. A segunda limitação, é que os valores para os custos variáveis foram considerados normais, quando na verdade, a abordagem mais correta seria a coleta dos dados e a execução de teste de aderência. Fica como sugestões para futuras pesquisas a inclusão de outras fontes de energia no modelo de otimização, definindo-se o *custo marginal sob risco brasileiro* e a inclusão da capacidade das linhas de transmissão como restrições no modelo de otimização.

Agradecimentos: A CAPES pelo investimento em pesquisa.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BALESTRASSI, P. P. Apostila de estatística aplicada. UNIFEI, 2003.
- BEZERRA, F. L. O.; CARMONA, CHARLES, U. M. Avaliação da Estimativa do Risco de Mercado de Ações e Opções de Compra da Petrobras Utilizando a Metodologia Value at Risk (VaR) com Simulação de Monte Carlo. *EnANPAD* 2001.
- BITU, R.; BORN, P. Tarifas de energia elétrica -Aspectos conceituais e metodológicos. São Paulo, MM Editora, 1993.
- COSTA, L. G. T. A.; AZEVEDO, M. C. L. *Análise fundamentalista*. Rio de Janeiro. FGV/EPGE.1996.
- DIAS, M. A. G. *Investimento sob Incerteza em Exploração de Petróleo*. Dissertação (Mestrado em Eng. Industrial), PUC, Rio de Janeiro, agosto de 1996.
- DUARTE Jr., Antonio Marcos. *Monte Carlo para Análise de Opções*. Resenha BM&F, vol. 115, pp. 52-64. 1997.
- DUARTE Jr., Antonio Marcos. *Monte Carlo para Análise de Opções*. Resenha BM&F, vol. 115, pp. 52-64. 1997.
- DUKE. Conceitos básicos. <http://www.duke-energy.com.br/Pt/Negocios/dicionario>, 2004.
- FERREIRA, Aurélio Buarque de Holambra. *Novo dicionário Aurélio da língua portuguesa*. 2º ed. Nova Fronteira, 1986.
- FISHMAN, G. S. *Monte Carlo - Concepts, Algorithms and Applications*. Springer Series in Operations Research. Springer-Verlag. New York. 1996.
- GENTLE, J. E. Random number generation and Monte Carlo methods. New York: Springer-Verlag, 1998.
- HAAS, C. N. *Importance of Distributional Form in Characterizing Inputs to Monte Carlo Risk Assessments*. Risk Analysis, Vol. 17, No.1, Elsevier Science, 1997.
- HARREL, C. R.; GHOSH Biman K., BOWDEN, ROEYCE. *Simulation Using Promodel*. McGraw-Hill, 4ª edição, 2000.
- HERTZ, David B. *Risk analysis in capital investment*. Harvard Business Review, Jan./Feb. 1964.
- HILLIER, F. & LIEBERMANN. *Introduction to operations research*. Mc Graw Hill; 1988.

- HOGAN, W. W. *Electricity market restructuring: reforms of reforms*. 20th annual Conference Center for Research in Regulated Industries Rutgers University May 23-25, 2001. Center for Business and Government John F. Kennedy School of Government. Harvard University Cambridge, Massachusetts 02138.
- RISK MANAGEMENT: A PRACTICAL GUIDE, J. P. MORGAN, 1999.
- KLEVAS, V. & MINKSTIMAS, R. *The guidelines for state policy of energy efficiency in lithuania*. Energy Policy. Volume 32, Issue 3, Pág 301-341. Elsevier Science. 2004.
- LAUBSCH, A. J., ULMER, A. *Risk Management – A Practical Guide*. Riskmetrics Group, 2001. Capturado do site www.riskmetrics.com dia 27 de agosto de 2003.
- LAW, A. M.; KELTON, W. D. *Simulation modeling and analysis*. New York: Mc Graw-Hill, 1982.
- LOFFLER, G. *The effects of estimation error on measures of portfolio credit risk*. Journal of Banking and Finance 27, article in press. 2003.
- MAURO, A. *Price risk management in the energy industry: the value et risk approach*. XXII Annual International Conference of the International Association for Energy Economics. 9-12 Junho 1999, Roma.
- MOLAK, V. Fundamentals of risk analisys and risk management Lewis Publishers. USA, 1997.
- MOLICA, M. A. *Uma avaliação de modelos Value-at-risk* Dissertação de mestrado. FEA/USP. 1999.
- NATTER, M. *Monte Carlo Simulation and scenario analisys*. Cornell University. 1995
- PAMPLONA, E. O. *Gerenciamento de Riscos em Custos*, VIII Congresso Internacional de Custos. Punta Del Leste, Uruguay, 2003
- PEGDEN, C. D., SHANON, R. E., SADOWSY R. *Introduction to Simulation Using SIMAN*. McGraw-Hill, New Jersey, 1990.
- PEREIRA, I. C. *Proposta de sistematização da simulação para fabricação em lotes*. Dissertação. Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção. UNIFEI. Itajubá. 2000.
- PIMENTEL, R. Ponto de vista.[[http:// www.Tradener.com.br/Ponto de vista/](http://www.Tradener.com.br/Ponto%20de%20vista/); capturado em 26 do 05 de 2004]
- ROSS, S. A.; WESTERFIELD, R. W.; JORDAN, B. D. *Princípios de administração financeira*. Ed Atlas, 2000.
- SALIBY, E. *Repensando a simulação - A amostragem descritiva*. Editora Atlas e Editora da UFRJ. São Paulo, 1989.
- _____, PACHECO, F. *An empirical evaluation of sampling methods in risk analysis simulation: Quasi-Monte Carlo, descriptive sampling, and latin Hypercube sampling*. Proceedings of the 2002 Winter simulation Conference. IEEE.
- SOBOL, I. M. A primer for the Monte Carlo Method. USA: CRC Press LLC, 1994.
- SPINNEY, P. J., WATS, G. C. *Monte Carlo simulation techniques and electricity utility resource decision*. Energy Policy, Elsevier Science, 1996.