

6 METODOLOGIA PROPOSTA PARA DIAGNÓSTICO E ANÁLISE DE INVESTIMENTOS EM PROJETOS DE EFICIÊNCIA ENERGÉTICA

6.1 INTRODUÇÃO

A análise de investimento tradicional de avaliação de investimentos e o cálculo do benefício em Projetos de Eficiência Energética, por meio do RCB e VPL, não leva em conta as possíveis decisões que os gestores possam vir a fazer ao longo do tempo, associadas à implementação de cursos de ação alternativa em relação àqueles inicialmente propostos ao projeto. Purvis (1995) [71] demonstrou que a adoção de novas tecnologias sobre cenários de incerteza e irreversibilidade em ambientes regulados são, sobretudo, problemas de análise *ex-post*, de forma que as políticas de incentivo ou restrição possam modelar a legislação pertinente aos projetos adequadamente. Neste contexto mais complexo, a análise tradicional de avaliação de investimentos não pode ser considerada uma ferramenta efetiva na análise estratégica de investimento na medida em que omite decisões importantes e não leva em conta o valor da flexibilidade gerencial relacionada com as possibilidades de mudança nas diretrizes estratégicas do projeto como, por exemplo, adiar o projeto, dependendo das condições de mercado e dos estados da natureza em que se encontrem os fatores de risco do projeto. Assim, o que não se percebe é que a técnica tradicional de avaliação de investimentos: (i) utiliza valores esperados dos fatores de risco do projeto, desconsiderando completamente o comportamento probabilístico da variável ao longo do tempo; (ii) desconsidera a natureza dinâmica do processo de decisão de esperar ou contrair um projeto e; (iii) desconsidera que o tempo é o melhor aliado na revelação de informações e reduções de risco no processo de decisão.

É interessante observar que esta metodologia avalia e otimiza o investimento em todos os estados da natureza, para cada período de tempo, ou seja, ela percorre o comportamento probabilístico da variável ao longo do tempo tomando decisões e utilizando as alternativas disponíveis (opções), de modo a maximizar o valor do projeto.

Nesta seção é descrita a metodologia proposta que evolui o método tradicional apresentado no capítulo 2, considerando os fatores de risco do projeto. Desta forma, combinando a otimização na construção de diagnósticos energéticos com a aproximação do valor de opções reais e da regra de decisão ótima para o investimento em Projetos de Eficiência Energética. Esta metodologia considera as incertezas técnicas (vida útil dos novos equipamentos eficientes e custo de manutenção dos equipamentos novos) e a incerteza de mercado (preço da energia elétrica no mercado de curto prazo) presentes nos projetos.

6.2 DESCRIÇÃO DA METODOLOGIA PROPOSTA PARA AVALIAÇÃO DE PROJETOS DE EFICIÊNCIA ENERGÉTICA

6.2.1 Caracterização das Incertezas em Projetos de Eficiência Energética

Os Projetos de Eficiência Energética têm como premissa a contabilização dos fluxos de caixa dos benefícios de economia de energia em função das expectativas de vida útil de cada conjunto de equipamentos eficientes similares que substituirão os atuais. Isto define uma característica específica aos Projetos de Eficiência Energética, considerando que a vida útil dos equipamentos eficientes possui uma incerteza técnica que usualmente é indicada pelos fabricantes dentro de uma faixa de valores mínimo e máximo.

Um segundo ponto que será considerado na metodologia proposta é a penalização sobre o benefício causada pela manutenção dos equipamentos novos.

Finalizando, será considerado um modelo estocástico para representação dos preços de energia elétrica no mercado de curto prazo.

Assim, o benefício (B) de economia de energia (EE) e redução de demanda (RD) em um dado instante de tempo (t) e para uma dada realização do processo

estocástico (ω) em um dado cenário de incerteza técnica (θ), será expresso matematicamente como:

$$B_{t,\omega,\theta} = [EE_{t,\omega,\theta} + RD_{t,\omega,\theta}] \quad (6-1)$$

A distribuição de probabilidade do valor de um projeto pode ser obtida a partir dos valores do projeto encontrados quando se realiza uma quantidade razoável de simulações do processo estocástico e cenários de incertezas técnicas (fatores de risco). O valor de um projeto na data zero, para uma dada realização do processo estocástico (ω) em um dado cenário de incerteza técnica (θ), dado por $(V_{0,\omega,\theta})$, pode ser obtido a partir da soma dos fluxos de caixa estocásticos, descontados à data zero, existentes no período $[0, T]$. Este valor pode ser representado pela seguinte expressão em tempo contínuo:

$$V_{0,\omega,\theta} = \int_{t=0}^T (B_{t,\omega,\theta} | EE_0, RD_0) \cdot e^{-\mu t} \cdot dt \quad (6-2)$$

Onde:

$B_{t,\omega,\theta}$: é o benefício de economia de energia (EE) e redução de demanda (RD);

μ : é taxa ajustada ao risco;

t : vida útil dos equipamentos geradores do benefício;

EE_0 : energia economizada calculada no instante $t=0$;

RD_0 : redução de demanda calculada no instante $t=0$.

Desta forma, pode-se calcular o valor presente líquido (VPL) e a relação custo vs. benefício (RCB) pelas seguintes equações:

$$VPL_{0,\omega,\theta} = V_{0,\omega,\theta} - I_0 \quad (6-3)$$

$$RCB_{0,\omega,\theta} = \frac{I_0}{V_{0,\omega,\theta}} \quad (6-4)$$

Onde I_0 é o investimento realizado na data zero.

A eq. (6-2) pode ser decomposta em dois elementos: o primeiro $(B_{t,\omega,\theta}|EE_0, RD_0)$ representa os fluxos do benefícios estocásticos, considerando as informações existentes na data zero; o segundo $e^{-\mu t}$ representa o fator de desconto, utilizando uma taxa de desconto adequada.

Suponha que um projeto de eficiência energética tenha previsão de gerar fluxos de benefícios de economia de energia durante a vida útil dos equipamentos eficientes. Isso significa que o valor do projeto na data zero, para uma dada realização do processo estocástico (ω) em um dado cenário de incerteza técnica (θ), poderá ser calculado a partir da soma dos fluxos de benefícios estocásticos gerados no período, descontados a data zero, tendo como informações disponíveis, os valores assumidos pelas variáveis do projeto na data zero.

Aplicando recursivamente o procedimento acima mencionado, para uma quantidade razoável de simulações, pode-se encontrar um conjunto de valores do projeto, equivalentes ao número de simulações realizadas, a partir do qual será possível determinar a distribuição de probabilidade do valor do projeto e, conseqüentemente, do seu VPL e RCB. Portanto, considere que o fator de risco de um projeto foi simulado 50.000 vezes, conseqüentemente, aplicando a eq. (6-2), apresentada anteriormente, obtém-se 50.000 valores para o projeto. A partir desta quantidade de simulações será possível definir a distribuição de probabilidade do valor e do VPL do projeto, e assim, realizar a avaliação de risco do mesmo.

O valor esperado do projeto pode ser calculado a partir da média dos valores do projeto constantes da sua distribuição de probabilidade [15, 52]. O mesmo se aplica ao VPL e RCB esperados, conforme as equações (6-5), (6-6) e (6-7) a seguir:

$$\bar{V}_0 = \frac{\sum_{i=1}^n V_{0,\omega,\theta}}{n} \quad (6-5)$$

$$\overline{VPL}_0 = \frac{\sum_{i=1}^n VPL_{0,\omega,\theta}}{n} \quad (6-6)$$

$$\overline{RCB}_0 = \frac{\sum_{i=1}^n RCB_{0,\omega,\theta}}{n} \quad (6-7)$$

Onde n é o número de simulações.

6.2.1.1 Representação das Incertezas Técnicas em Projetos de Eficiência Energética

Para a representação das incertezas técnicas identificadas nos Projetos de Eficiência Energética no Brasil (vida útil dos novos equipamentos eficientes propostos e gastos de manutenção mensal) utiliza-se a distribuição de probabilidade triangular, cujos parâmetros são aderentes às informações disponibilizadas pelos fabricantes de equipamentos eficientes, bem como pelos especialistas das empresas candidatas à implementação da eficiência energética.

Os fabricantes de equipamentos informam, usualmente, em seus catálogos a vida útil esperada e os limites de tolerância mínimos e máximos para esta vida útil.

Analogamente, em entrevistas com os especialistas das empresas candidatas aos Projetos de Eficiência Energética, constatou-se que as empresas não mantêm séries históricas que relatam a ocorrência de manutenção individualizada de todos os equipamentos em operação. Há registros de gastos mensais totalizados de manutenção que variam entre limites conhecidos.

A distribuição triangular é usada tipicamente como descrição subjetiva de uma população da qual se tem conhecimento apenas limitado da sua distribuição. Ela fundamenta-se a partir da utilização de valores mínimo e máximo conhecidos para a variável e da arbitragem de um valor modal para a distribuição. Apesar de sua simplicidade para a descrição de uma população, esta é uma distribuição bastante utilizada na modelagem de processos onde a relação entre as variáveis é conhecida. Um exemplo prático de aplicação desta distribuição pode ser visto em Assis (2006) [72].

A fórmula geral para a função densidade de probabilidade para essa distribuição triangular (Figura 16) é dada por:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{2}{Máx-Mín} & \text{para } x = Moda & (6-8) \\ \frac{2*(x-Mín)}{(Máx-Mín)*(Moda-Mín)} & \text{para } x < Moda & (6-9) \\ \frac{2*(Máx-x)}{(Máx-Mín)*(Máx-Moda)} & \text{para } x > Moda & (6-10) \\ 0 & \text{para } x < Mín \text{ ou } x > Máx & (6-11) \end{cases}$$

As estatísticas associadas à Distribuição Triangular são:

$$Média = \frac{Mín+Moda+Máx}{3} \quad (6-12)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{Mín^2+Moda^2+Máx^2-Mín*Moda-Mín*Máx-Moda*Máx}{18}} \quad (6-13)$$

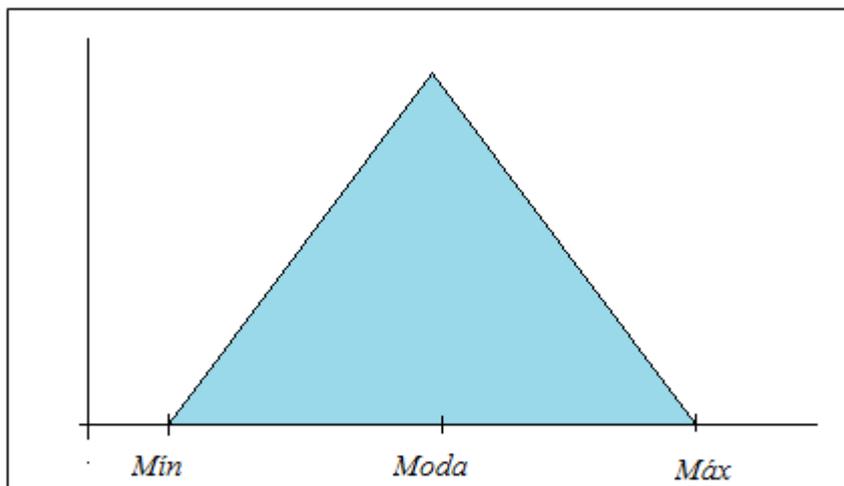


Figura 16 – Distribuição de Probabilidade Triangular

6.2.1.2 Representação da Incerteza Econômica em Projetos de Eficiência Energética

Como comentado anteriormente, o preço da energia no mercado de curto-prazo no Brasil (Preço de Liquidação de Diferenças – PLD) é resultado de um modelo computacional que calcula o custo marginal operação da energia a partir da decisão ótima de despacho de menor custo de geração, apresentando alta correlação com a hidrologia afluyente, o que reflete esta característica estocástica dos preços no mercado de curto-prazo brasileiro. Períodos de grande afluência de chuvas (períodos úmidos) levam o preço spot a valores baixos devido a não necessidade de despacho de usinas térmicas que operarão em modo de complementação. O contrário ocorre nos períodos de baixa afluência de chuvas (períodos secos).

Os principais parâmetros que influenciam o CMO e por consequência o PLD são hidrológicos. Em razão do modo de operação centralizado inerente ao sistema brasileiro, onde o despacho é baseado em custo, a energia elétrica não pode ser considerada uma verdadeira commodity como em outros mercados citados anteriormente. Nestes mercados o preço de curto prazo da energia elétrica é resultante do equilíbrio direto entre a oferta e a demanda.

A Figura 17 apresenta o caminho do preço do PLD de maio de 2003 à outubro de 2012, para o submercado Sudeste/Centro-Oeste, divulgado pela CCEE.

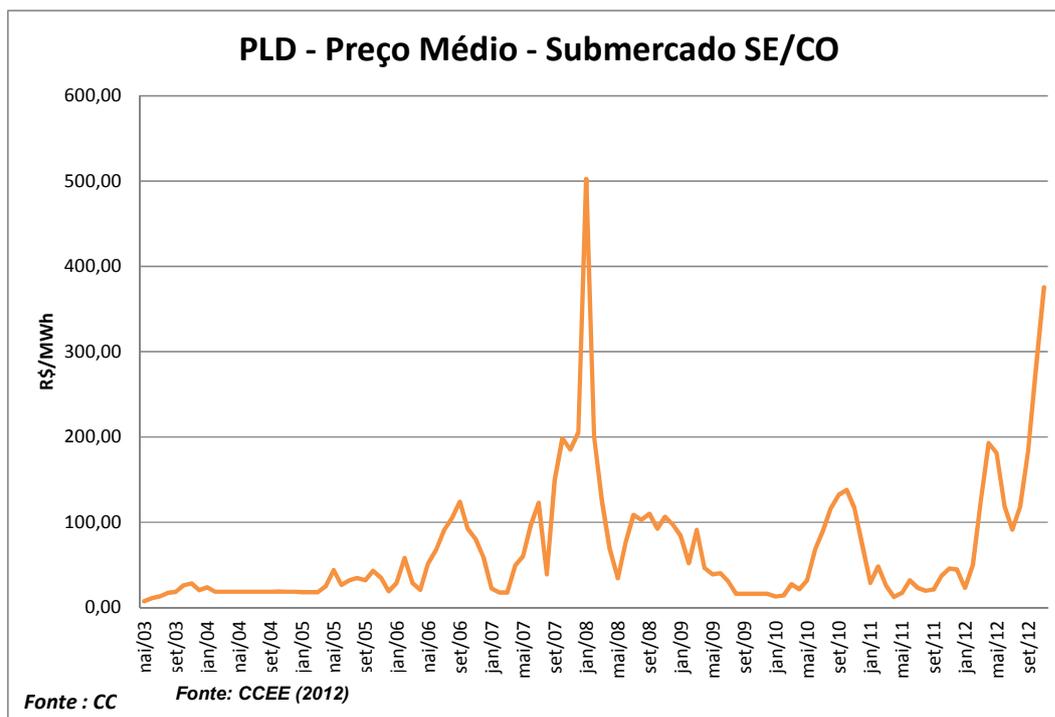


Figura 17 – Série histórica do PLD no Submercado Sudeste/Centro-Oeste

Alves (2011) [20] desenvolveu um modelo para o processo estocástico que representa o preço da energia elétrica no mercado de curto prazo (PLD – preço de liquidação de diferenças) a partir do modelo de reversão à média proposto por Dias (2001) [73]. O modelo de Dias (2001) é uma variação do modelo de um fator descrito por Schwartz (1997) [19]. Este modelo fornece uma interpretação mais direta do nível do preço de equilíbrio de longo prazo. Considera inicialmente o processo aritmético de Ornstein-Uhlenbeck, adotado por Schwartz para a variável estocástica, em que o preço da commodity segue o seguinte processo de reversão à média:

$$dx = \eta(\ln(\bar{x}) - \ln(x))xdt + \sigma xdz \quad (6-14)$$

Onde \bar{x} é a média de longo prazo, η é a velocidade de reversão à média, dt é incremento no tempo, σ é a volatilidade do preço do ativo e dz é o incremento de Wiener.

Os detalhes do modelo de Dias (2001) [73] e a equação de discretização para a simulação do processo estocástico de reversão à média estão apresentados no Anexo I.

Segundo os estudos de Alves (2011) [20], o processo estocástico que melhor representa os cenários de preço de energia no submercado Sudeste/Centro-Oeste, onde se concentra mais 80% do mercado livre brasileiro, é o Movimento de Reversão à Média (MRM), por incorporar a tendência de preços do mercado de energia elétrica de gravitar em torno de nível de preço e por possuir uma abordagem mais simplificada que a Reversão à média com Saltos. Os estudos foram elaborados considerando as características da sazonalidade nos períodos chuvoso e seco e o comportamento dos preços do sistema brasileiro. O modelo também considera a evolução do preço de forma diferenciada quando o valor corrente está abaixo da média de longo prazo ou quando o preço está acima deste valor, aplicando velocidades específicas de reversão à média.

Empiricamente verifica-se que o modelo atual de previsão de preços NEWAVE¹⁶, utilizado no setor elétrico, tem um comportamento mais assertivo nos primeiros meses da previsão. À medida que se afasta do mês inicial da previsão, o modelo NEWAVE apresenta variabilidades cada vez maiores, tendendo à médias e medianas de preços mais altos do que a realidade.

Com o objetivo de modelar o processo estocástico que melhor representasse a formação de preços no Brasil, Alves (2011) [20] utilizou diversas combinações do histórico de preços. Com o NEWAVE foram geradas 2.000 séries de preço, discretizadas mensalmente, para os cinco anos subsequentes, por submercado, para cada primeiro mês, dadas pelos Programas Mensais de Operação (PMO)¹⁷ dos meses de Janeiro/2003 a dezembro/2010.

¹⁶ O modelo de planejamento de operação de médio prazo - NEWAVE - representa o parque hidroelétrico de forma agregada e o cálculo da política de operação baseia-se em Programação Dinâmica Dual Estocástica. Modelo oficial autorizado pela ANEEL para o setor elétrico brasileiro.

¹⁷ O PMO é uma reunião mensal organizado pelo Operador Nacional do Sistema (ONS) no qual em conjunto com os agentes são definidas as bases para os modelos (Newave e Decomp) a fim de nortear operação do sistema. Neste estudo são definidos:

- Previsão climatológica

Como comentado anteriormente, a assertividade do NEWAVE (constatação empírica) é maior nos primeiros meses da série. Assim, Alves (2001) [20] montou uma matriz ajustada composta com somente os primeiros meses de cada simulação Figura 18. Após a formação da matriz “PMOs ajustada”, para auxiliar na busca dos parâmetros do processo estocástico de reversão à média, um Algoritmo Genético (AG) foi utilizado para comparar as colunas das matrizes com o processo estocástico definido, através do teste de *Kolmogorov-Smirnov* (detalhes deste teste podem ser encontrados no Anexo IV) [74], de forma que tivessem distribuições aproximadas.

Assim, para possibilitar a comparação com a realidade do NEWAVE, segundo Alves (2011) [20], foram gerados 2.000 cenários para os anos de 2009 e 2010. O ano de 2009 foi marcado pela influência do fenômeno “El Nino” que tem como característica apresentar uma pluviosidade acima da média e diante disto este foi um ano de preços abaixo da média histórica. Em contrapartida, o ano 2010 apresentou um volume de chuvas ligeiramente abaixo da média impactando diretamente na elevação dos preços.

Ainda segundo Alves (2011) [20], a escolha destes anos não foi aleatória, os mesmos foram utilizados por serem anos com características hidrológicas distintas. Esta abordagem possibilitou a caracterização de dois processos estocásticos de reversão à média aderentes à alta e baixa hidraulicidades, uma vez que o setor elétrico brasileiro e, conseqüentemente, os preços da energia elétrica são diretamente influenciado pelo volumes de chuvas.

As equações diferenciais referentes ao processo de reversão à média utilizado são apresentadas a seguir:

Para os meses do Período Seco:

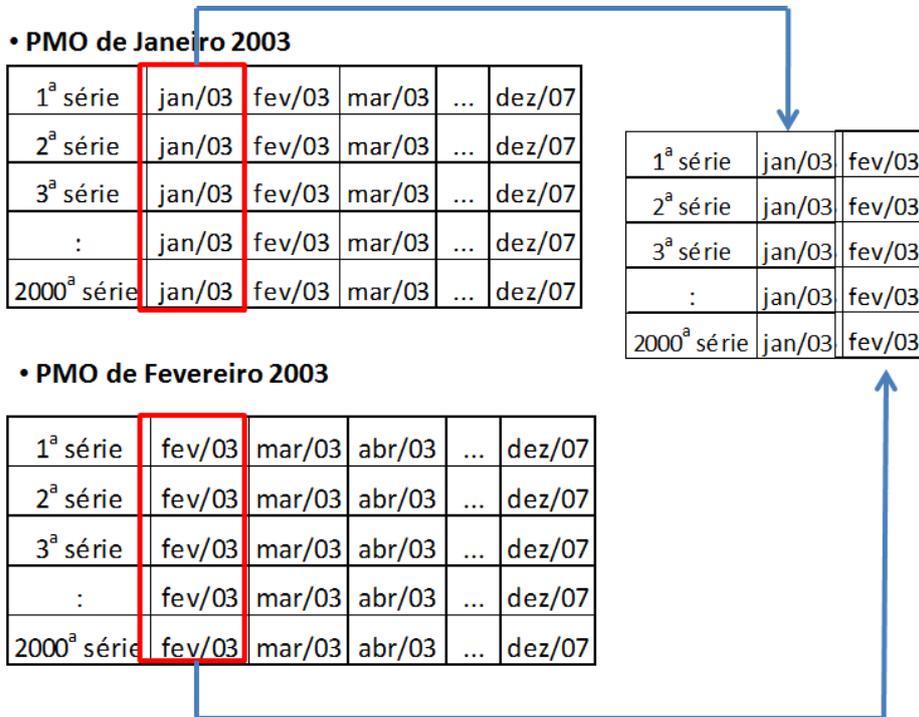
Se $Y < Y_{barra_s}$

-
- Carga Estimada
 - Manutenções previstas de linhas e unidade geradoras
 - Contingências
 - Níveis de intercâmbio entre submercado, dentre outros.

$$d(\ln Y) = \nu u_s (\ln Y_{\text{barra}_s} - \ln Y) dt + S_s dz \quad (6-15)$$

Se $Y > Y_{\text{barra}_s}$

$$d(\ln Y) = \nu d_s (\ln Y_{\text{barra}_s} - \ln Y) dt + S_s dz \quad (6-16)$$



Fonte: Alves (2011)

Figura 18 -Formação da matriz “PMOs ajustado”

Para os meses do Período Úmido:

Se $Y < Y_{\text{barra}_u}$

$$d(\ln Y) = \nu u_u (\ln Y_{\text{barra}_u} - \ln Y) dt + S_u dz \quad (6-17)$$

Se $Y > Y_{\text{barra}_u}$

$$d(\ln Y) = \nu d_u (\ln Y_{\text{barra}_u} - \ln Y) dt + S_u dz \quad (6-18)$$

Sendo,

νu : velocidade de reversão à média de subida;

vd : velocidade de reversão à média de descida;

S : volatilidade;

Y_{barra} : média de longo prazo;

u : índice que indica o período úmido;

s : índice que indica período seco;

Y : PLD (Preço de Liquidação das Diferenças).

A Tabela 6 mostra os parâmetros calculados pelo modelo de Alves (2011) [20] para cada processo estocástico de reversão à média adotados nesta tese para representar o processo estocástico de preço de mercado de curto prazo da energia elétrica. Na tabela pode-se verificar a característica sazonal do sistema elétrico brasileiro evidenciado pelas médias de longo prazo nos períodos úmidos (afluência de chuvas) que são inferiores às médias de longo prazo dos períodos secos, conforme evidenciados no histórico. Destacam-se, também, as diferenças marcantes nas velocidades de reversão dos dois períodos.

Função Estocástica - Movimento de Reversão à Média (MRM)	Parâmetros MRM	
	Seco	Úmido
Velocidade de Reversão à Média de Subida	3,460	4,572
Velocidade de Reversão à Média de Descida	3,912	1,717
Média de longo Prazo (R\$/MWh)	67,211	24,542
Volatilidade Mensal	1,618	1,201

Fonte: Alves (2011)

Tabela 6 – Parâmetros dos Processos Estocásticos de Reversão à Média

6.2.1.3 Testes de Convergência do Processo Estocástico Proposto

Para observar a convergência do processo estocástico de reversão à média adotado e o grau de assertividade deste em relação à realidade do PLD médio mensal, foram realizados alguns testes descritos abaixo nesta seção.

Como amostra da distribuição de referência foi adotada a série histórica do PLD divulgado pela CCEE no período de janeiro de 2009 à junho de 2012. Para comparação foram adotadas duas amostragens:

- 1- 2.000 cenários gerados pelo processo estocástico de reversão à média proposto nesta metodologia;
- 2- 2.000 cenários gerados pelo NEWAVE a partir de janeiro 2009.

Teste de Aderência

Para avaliar a aderência das duas amostragens com relação ao PLD real foi utilizado o teste de Kolmogorov-Smirnov (Teste K-S) [74].

O teste K-S é um teste não paramétrico usado para avaliar a igualdade de uma amostra contínua unidimensional com uma distribuição de probabilidade de referência (por exemplo, uma distribuição normal), ou para comparar duas amostras entre si (no caso em aplicação). A estatística do teste Kolmogorov-Smirnov (K-S) quantifica a distância entre a função de distribuição empírica da amostra e a função de distribuição acumulada da distribuição da referência, ou entre funções de distribuição de duas amostras. A hipótese nula¹⁸ ($h=0$) considera que as amostras são obtidas da mesma distribuição contínua (no caso de duas amostras) ou que a amostra é retirada da distribuição de referência (no caso de uma amostra). A hipótese alternativa é que as amostras são oriundas de diferentes distribuições contínuas. O resultado da hipótese é 1 ($h=1$) se o teste rejeita a hipótese nula no

¹⁸ A hipótese nula é uma hipótese tida como verdadeira até que provas estatísticas indiquem o contrário.

nível de significância de $\alpha\%$, isto é, o grau de confiança das distribuições das amostras serem iguais é de $(1-\alpha)\%$. Por outro lado, ocorre a hipótese nula quando o “p valor”¹⁹ encontrado é maior do que o índice de significância [75, 76]. O teste também tem como saída o parâmetro k que mede a maior distância entre as amostras comparadas.

A primeira comparação foi feita com a geração de 2.000 cenários a partir do processo estocástico de reversão à média e o histórico do PLD divulgado pelo CCEE de janeiro 2009 a junho 2012.

A segunda comparação foi feita com a geração de 2.000 cenários a partir do NEWAVE e o histórico do PLD divulgado pelo CCEE de janeiro 2009 a junho 2012.

Os resultados estão apresentados na Tabela 7.

Comparação com o PLD Obtido no Período de Janeiro de 2009 a Junho 2012		
Modelos	MRM	NEWAVE
Aderência (%)	99,55	14,55

Tabela 7 - Teste de Aderência

Observa-se que em 99,55% dos cenários gerados pelo processo estocástico de reversão à média (MRM) proposto foi aceita a hipótese nula ($h=0$) de que esta distribuição é a mesma distribuição do PLD real. Já para o NEWAVE, a hipótese nula foi rejeitada em 85,45% dos cenários ($h=1$). Logo, a aderência do processo estocástico ao PLD real mostrou-se bem superior à aderência do NEWAVE, confirmando a ótima convergência do modelo de reversão à média proposto na metodologia desta tese.

A Figura 19 apresenta as funções de distribuição acumuladas (FDA) das três amostras (PLD, processo estocástico de reversão à média – MRM e NEWAVE) testadas pelo método Kolmogorov-Smirnov (K-S). Para o MRM e NEWAVE foram

¹⁹ “P valor” é o nome que se dá à probabilidade de se observar um resultado tão ou mais extremo que o da amostra, supondo que a hipótese nula seja verdadeira (Gardner, 1986) (Pasiaka, 2003).

plotadas as curvas FDA com os cenários de maior aderência das amostras em comparação ao PLD, respectivamente. Onde, $k_{PLD,NEWAVE}$ é a distância máxima absoluta entre as funções de distribuição acumuladas do PLD e do NEWAVE e $k_{PLD,MRM}$ é a distância máxima absoluta entre as funções de distribuição acumuladas do PLD e do processo estocástico de reversão à média (MRM).

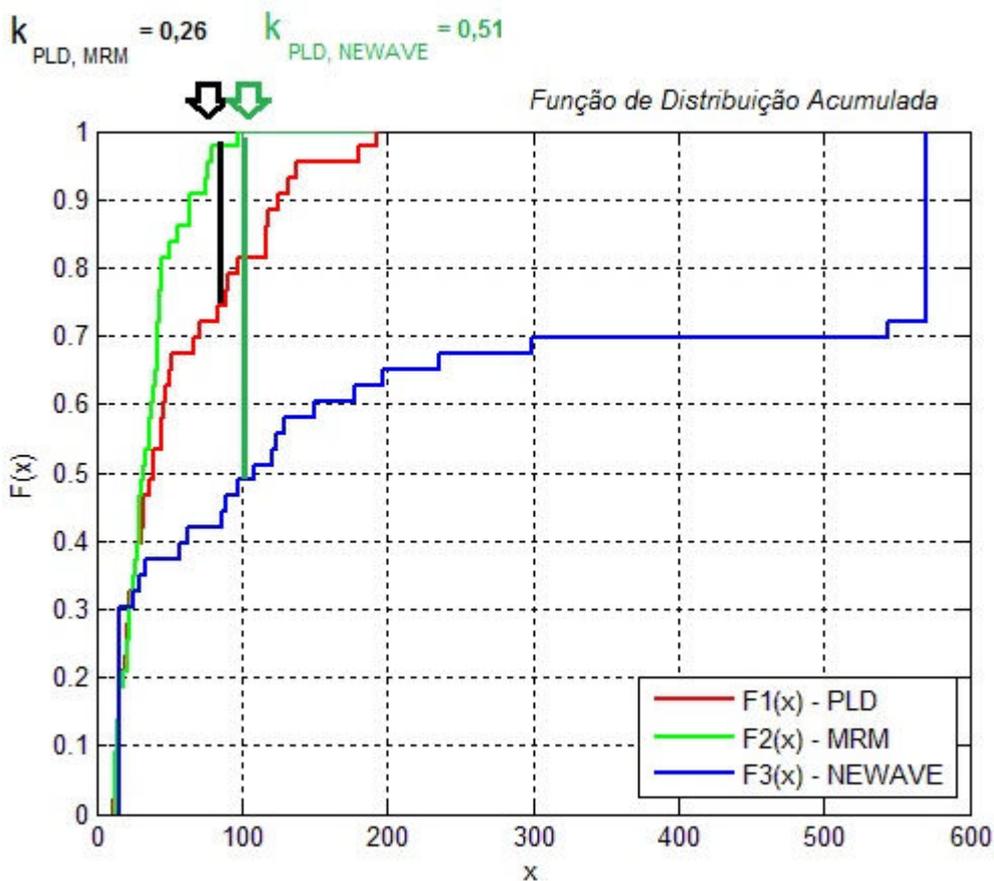


Figura 19 - Função de Distribuição Acumulada - Distância Máxima Absoluta

Erro absoluto, erro relativo e erro quadrático médio

Nesta etapa calculou-se o erro quadrático médio (Root Mean Squared Error - RMSE), o erro absoluto (Mean Absolute Error – MAE) e erro relativo ou erro percentual (ϵ) considerando novamente os cenários obtidos a partir do processo estocástico e do NEWAVE em comparação ao PLD real divulgado pela CCEE de janeiro 2009 a junho 2012.

Segundo Zacharias, Heatwole e Coakley, (1996) [77] o MAE indica afastamento médio absoluto dos valores previstos em relação aos valores observados. O RMSE mede a variação dos valores estimados ao redor dos valores medidos. E o ε indica o desvio médio dos valores previstos em relação aos valores observados.

O erro absoluto (MAE) é dado por:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |p_i - o_i|}{n} \quad (6-19)$$

O erro relativo ou erro percentual (ε) é dado por:

$$\varepsilon = 100\% \cdot \frac{|p_i - o_i|}{o_i} \quad (6-20)$$

E o erro quadrático médio (RMSE) é dado por:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (p_i - o_i)^2}{n}} \quad (6-21)$$

Onde p_i é o número estimado (no caso em estudo representado pelo processo estocástico do MRM e pelo NEWAVE); o_i é o número observado (no caso em estudo representado pelo PLD) e n é o número de observações.

Os resultados estão apresentados na Tabela 8.

Desvios Médios Em Relação ao PLD Obtido no Período de Janeiro de 2009 a Junho 2012		
Modelos	MRM	NEWAVE
MAE	65%	123%
RMSE	57,02	197,12

Tabela 8 - Valor Médio dos Erros

Observa-se que os erros do processo estocástico em relação ao PLD confirmam mais uma vez a sua convergência superior com a realidade em relação ao NEWAVE.

6.2.2 Detalhamento Construtivo do Modelo

A valoração de opções reais com características de exercício americano é considerada um desafio, principalmente quando há múltiplas variáveis de estado envolvidas, como no caso de Projetos de Eficiência Energética. Soluções numéricas tradicionais como métodos de diferenças finitas e árvores binomiais funcionam em casos mais simples, mas são consideradas impróprias em situações onde há interação de múltiplos fatores. Isso ocorre devido à complexidade de implementação de seus algoritmos em grandes dimensionalidades. Outra solução numérica, a simulação de Monte Carlo, vem conquistando cada vez mais adeptos e hoje surge como forte alternativa aos métodos tradicionais devido às suas características, como a flexibilidade, a transparência e a simplicidade. Do ponto de vista prático, a simulação de Monte Carlo permite o uso da computação em paralelo, possibilitando ganhos de eficiência e desempenho. Como ferramenta de avaliação de opções americanas, a simulação independe da quantidade de variáveis de estado e de seus movimentos, o que a torna bastante flexível. Outra vantagem da simulação de Monte Carlo sobre os demais métodos numéricos é que a precisão pode ser determinada ou escolhida. Em Lazo (2004) [52] ficou demonstrada a eficiência computacional da simulação de Monte Carlo para apreçamento de opções reais tipo americana. Por esta razão, foi escolhido o método Monte Carlo para valoração das opções reais desta tese.

A Figura 20 apresenta os principais módulos da metodologia proposta e a seguir, descreve-se detalhadamente cada módulo.

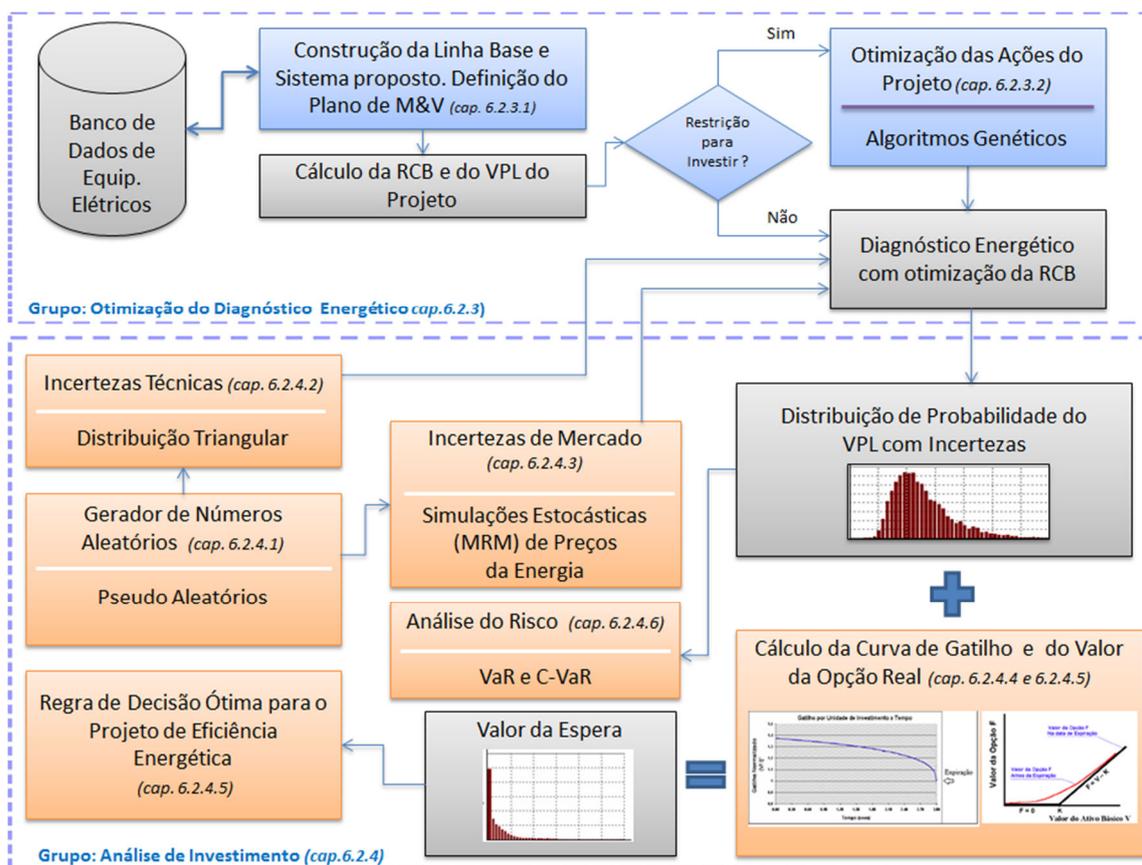


Figura 20 – Módulos da metodologia proposta para análise de investimentos em Projetos de Eficiência Energética no Brasil

As seções a seguir descrevem, detalhadamente, a aplicação de cada módulo na metodologia proposta.

6.2.3 Grupo de Otimização de Diagnóstico Energético

Neste módulo se constrói o diagnóstico energético para avaliar o potencial de economia da instalação elétrica em estudo.

A seguir são detalhadas as funções componentes deste módulo conforme apresentadas na Figura 20.

6.2.3.1 Módulo: Construção da Linha Base; Sistema Proposto;

Plano de M&V; Cálculo do VPL e RCB

O levantamento em campo dos equipamentos ineficientes e do potencial de sucesso do Projeto de Eficiência Energética tem como objetivo de construir uma linha de base na utilização da energia elétrica da instalação analisada, estabelecendo-se assim, o potencial na redução no consumo de energia e no nível da demanda. Pode-se resumir a metodologia tradicional aplicada em problemas de eficiência energética no setor elétrico brasileiro detalhada no capítulo 2 para a elaboração do diagnóstico energético, nos seguintes pontos:

- Levantamento detalhado das instalações elétricas, classificando o potencial de economia por usos finais (Ex.: iluminação, refrigeração, etc.);
- Construção da linha de base com os níveis atuais de consumo e demanda de energia elétrica;
- Definição dos novos equipamentos que substituirão os equipamentos ineficientes, incluindo os custos de instalação e transporte;
- Definição do Plano de Medição e Verificação (M&V);
- Cálculo do VPL e o RCB do Projeto. Pela metodologia tradicional aplicada em problemas de eficiência energética no setor elétrico brasileiro, que não considera a flexibilidade gerencial, caso o RCB seja maior do que 1 o projeto é rejeitado.

6.2.3.2 Módulo: Otimização das Ações de Eficiência Energética

Embora haja um consenso global sobre temas que produzam compromisso com a sustentabilidade, Projetos de Eficiência Energética baseiam-se na ideia de vender energia economizada, que não é tão simples como a de se vender energia gerada, uma vez que exige a quebra de paradigmas onde os riscos são grandes e de variados tipos. A Figura 21 apresenta a economia de energia após a implantação de

um Projeto de Eficiência Energética (reforma). Pode-se observar que uma mudança nas condições de operação da empresa não afetam a linha base estabelecida no diagnóstico energético. Através de projeções de desempenho mantém-se íntegra a apuração da economia de energia com base no regime de operação anterior.

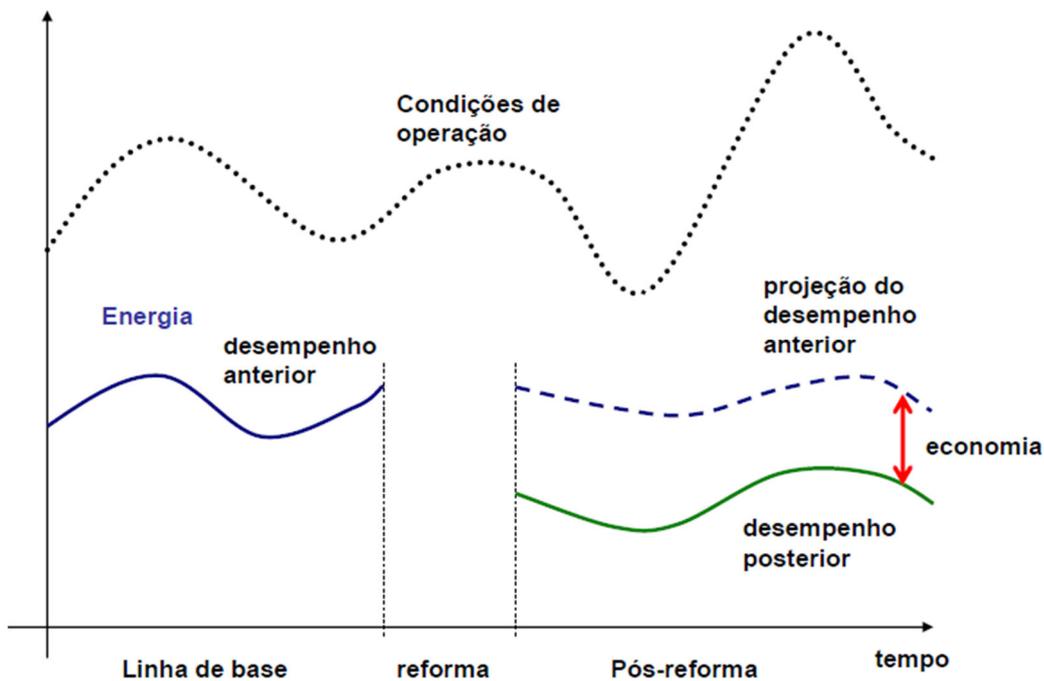
Assim, é importante para a credibilidade do Projeto, obter-se a maior relação custo-benefício, para níveis de investimento reduzidos em relação ao total necessário para execução plena do diagnóstico energético. Tais limitações de investimento ocorrem, em geral, por recursos limitados ou para revelação de incertezas técnicas sobre o potencial de eficiência energética.

Para a otimização dos cenários de investimentos limitados utilizamos uma técnica de computação evolucionária conhecida como Algoritmos Genéticos [23].

O cromossomo é formado pelas quantidades dos equipamentos elétricos eficientes candidatos em cada conjunto de equipamentos similares aplicados aos mesmos usos finais, sujeitos a um conjunto de restrições que delimitam o espaço de busca. Tais restrições serão apresentadas em detalhe no capítulo 6, no estudo de caso.

O cromossomo tem uma estrutura matricial, onde cada gene do cromossomo representa uma alternativa e este gene está formado por dois alelos que contém os dois parâmetros do equipamento relativos a cada alternativa. A Figura 22 apresenta a estrutura do cromossomo para “n” alternativas de equipamentos.

Assim, se no cromossomo, algum dos parâmetros para o equipamento de uma alternativa não cumpre as restrições, descarta-se só o alelo do gene correspondente a essa alternativa, sendo este substituído por outro.



Fonte: EVO (2007), Garcia (2009)

Figura 21 – Estimativa de Economia de Energia

Este esquema apresenta uma vantagem sobre o tratamento tradicional em algoritmos genéticos, na qual para o mesmo caso de algum dos parâmetros de uma alternativa não cumprir com as restrições, se descarta todo o cromossomo, perdendo-se muito tempo na inicialização e na própria evolução.

O objetivo do algoritmo genético é determinar os valores dos parâmetros dos equipamentos eficientes que maximizem a relação custo-benefício (RCB) e o valor presente líquido (VPL) do Projeto de Eficiência Energética. A seção 7.4.2 apresenta a aplicação do AG em um caso teste, com a apresentação da função objetivo e o detalhamento das restrições do problema.

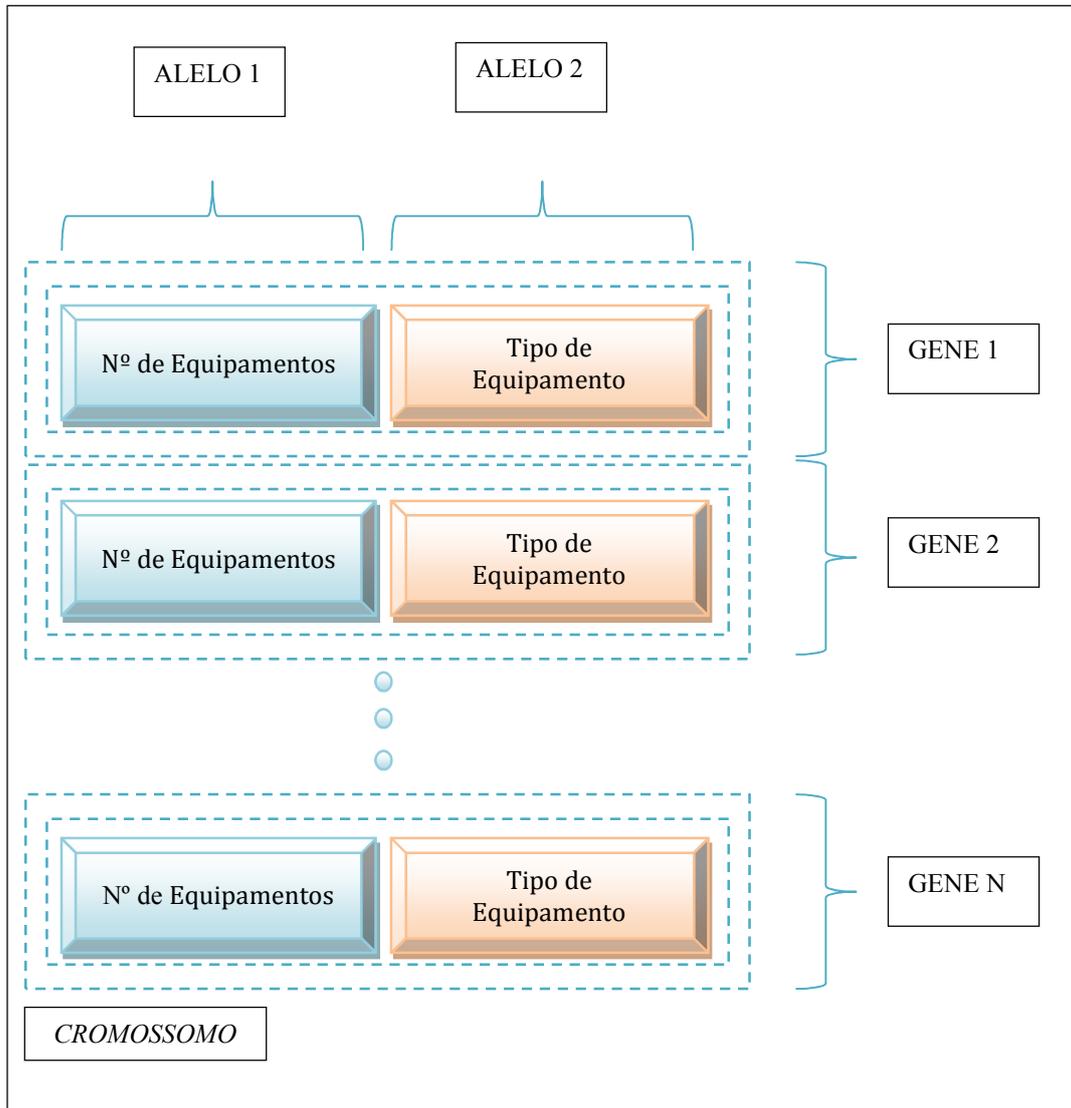


Figura 22 – Estrutura do Cromossomo

6.2.4 Grupo: Análise de investimentos

De forma intuitiva, os gerentes das empresas tratam as incertezas em medidas de eficiência energética estabelecendo como condição necessária o retorno rápido do capital investido (*payback*). O fluxo de caixa descontado (FCD), modelo que os analistas de energia geralmente usam para avaliar Projetos de Eficiência Energética, não considera a configuração dinâmica na qual as empresas operam.

A metodologia proposta leva em consideração que o tempo é um elemento-chave nas decisões de investimento em medidas de eficiência energética. O mercado da energia é dinâmico, onde as evoluções tecnológicas nos equipamentos elétricos e as alterações no preço da energia podem fazer com que um bom investimento em eficiência energética hoje, possa vir a ser ainda melhor se esperarmos até o próximo ano para fazê-lo (por exemplo, se os custos da tecnologia caírem substancialmente). Alternativamente, se os custos de energia elétrica diminuïrem significativamente depois que identificamos um projeto potencial de eficiência energética, os gerentes das empresas ficarão felizes em ter a opção de não fazer o investimento. Esta flexibilidade somente é possível aplicando-se a teoria de opções reais. Conforme detalhado no Capítulo 2 – Diagnóstico Energético, o modelo FCD, tipicamente usado para analisar investimentos em eficiência de energia, é estático e não representa os aspectos da dinâmica de tais decisões.

O fato de que um projeto ter um VPL positivo não significa que a melhor regra de decisão seja investir já. Talvez, seja melhor esperar e ver como o mercado se desenvolve. O modelo FCD torna o pressuposto implícito de que há apenas duas decisões possíveis a respeito de um projeto potencial de eficiência energética: executar o projeto já ou rejeitá-lo. Na verdade, em muitas aplicações práticas existem três decisões possíveis: (1) investir já no projeto; (2) rejeitar o projeto, e (3) adiar a decisão para uma data posterior. Para podermos avaliar estas alternativas plenamente tem-se que partir para uma análise de precificação de opções reais e abandonar o modelo estático do FCD. Os modelos de opções se comportam de forma bastante diferente dos modelos FCD e, muitas vezes revelam fatos surpreendentes sobre as decisões de investimento nas empresas.

O valor da opção de um projeto aumenta com a incerteza. Desta forma, quando a incerteza é elevada, o valor da opção de espera (adiar a decisão) é alto. Por outro lado, se não há incerteza e as variáveis futuras são determinísticas, o valor da opção de espera, provavelmente, será pequeno ou nulo.

A decisão de se investir em Projetos de Eficiência Energética é perpétua. Todavia, na prática, a opção do investimento deve ser avaliada dentro do período de um ano.

Da experiência no gerenciamento e execução de vários Projetos de Eficiência Energética, observou-se que após um ano, há uma grande probabilidade de mudanças significativas na operação da empresa e assim, indicando a reavaliação do diagnóstico energético do projeto com o estabelecimento de uma nova linha de base, sob pena de se ter inúmeros ajustes na linha de base anterior, o que encareceria de sobremaneira os custos do plano de medição e verificação (M&V). Outro ponto relevante é a possibilidade de novas tecnologias mais eficientes do ponto de vista energético ficarem disponíveis no mercado.

Diante destas premissas, o problema de investimento em Projetos de Eficiência Energética será representado e avaliado pelos seguintes modelos:

1. Opções de compra europeias valoradas na data de expiração de um ano;
2. Opções de compra americanas valoradas para exercício em qualquer data até a expiração de um ano, definidas pela sua curva de gatilho.

A seguir serão detalhadas as funções componentes deste módulo conforme apresentadas na Figura 20.

6.2.4.1 Módulo: Gerador de Números Aleatórios

O gerador de números aleatórios [78] e o amostrador de números aleatórios da distribuição normal (de média zero e variância um, $N(0,1)$) são utilizados para modelar as incertezas.

Neste trabalho foi empregado o gerador de números aleatórios denominado Pseudoaleatório ou *Simple Random Sampling* (SRS) [79].

Os geradores são funções que retornam números aparentemente aleatórios (pseudoaleatórios) de uma distribuição uniforme de um determinado intervalo ($[0, 1]$). Estes números são finitos e seguem uma sequência. Assim, quando o último número é fornecido pelo gerador, a sequência se repete. Por esta razão, é importante

contar com um gerador de números aleatórios com uma sequência suficientemente grande para evitar que esta se repita várias vezes durante o processo de simulação.

O amostrador de números aleatórios permite obter realizações de uma determinada distribuição de probabilidade [78], isto é, transforma o número fornecido pelo gerador de números aleatórios proveniente de uma distribuição uniforme em um número para a distribuição desejada.

6.2.4.2 Módulo: Incertezas Técnicas

Neste módulo são definidos os parâmetros das distribuições de probabilidade triangulares $T(moda, \min, \max)$, detalhadas na seção 6.2.1.1, que representarão as incertezas técnicas no modelo.

São elas:

1. Incerteza sobre o valor da manutenção dos equipamentos novos que penalizará o benefício - Os parâmetros (moda, mínimo e máximo) deverão ser obtidos em entrevista com o especialista da empresa para qual se constrói o projeto;
2. Incerteza sobre a vida útil dos novos equipamentos eficientes propostos - Os parâmetros (moda, mínimo e máximo) deverão ser obtidos nos catálogos dos fabricantes dos equipamentos.

6.2.4.3 Módulo: Incertezas de Mercado – Modelo Estocástico de Reversão à Média (MRM)

Neste módulo é simulado o processo estocástico de Reversão à Média (MRM) apresentado em Alves (2011) [20] (cap. 6.2.1.2), considerando os cenários que podem seguir o preço da energia elétrica (incertezas de mercado) [12, 13, 16]. Neste modelo proposto por Alves (2004), os processos recebem em cada instante de tempo um número aleatório de uma distribuição normal, $N(0, 1)$, e retornam o

valor do preço para esse instante. Os detalhes do modelo de Dias (2001) e a equação de discretização para a simulação do processo estocástico de reversão à média estão apresentados no Anexo I.

Foram gerados cenários distintos para representar as Incertas de Mercado em condições de afluência de chuvas normal à alta. Este é o cenário mais crítico para valoração de Projetos de Eficiência Energética, uma vez que com a normalidade na afluência de chuvas, os preços da energia tendem a cair, reduzindo o atratividade dos projetos.

6.2.4.4 Módulo: Cálculo da Curva de Gatilho

Grant, Vora e Weeks (1996) [54] desenvolveram um método capaz de transformar a avaliação de um derivativo americano em um problema semelhante à avaliação de um derivativo europeu. O método de Grant, Vora e Weeks (GVW) é geral, numericamente eficiente e preciso. O algoritmo encontra um critério de exercício ótimo para opções americanas utilizando técnicas de programação dinâmica e simulação de Monte Carlo. O valor da opção americana é aproximado pelo valor de opções Bermudas²⁰ com número de datas de exercício suficientemente grande. O método baseia-se no conjunto de valores críticos que constituem a curva de gatilho, ou o contorno livre, do derivativo americano. Com a curva de gatilho, pode-se calcular o valor da opção através de simples simulações de Monte Carlo, a partir do instante inicial, de forma similar à avaliação de opções europeias. Como a curva de gatilho tem a mesma dimensão do derivativo avaliado, o algoritmo funciona independentemente do número de dimensões do problema. Para se obter a curva de gatilho, primeiramente, é preciso discretizar uniformemente a linha do tempo em um número finito de pontos. Quanto maior a discretização (quanto menores os intervalos de tempo), maior será a precisão do algoritmo. A curva de

²⁰ Um tipo de opção exótica que pode ser exercida somente em datas pré-determinadas, normalmente a cada mês. Opções Bermudas são uma combinação de opções americanas e europeias. Opções americanas podem ser exercidas a qualquer momento entre a data de compra e a data de vencimento. Opções europeias, ao contrário, podem ser exercidas apenas na data de vencimento. Opções de Bermuda podem ser exercidas na data de vencimento, e em algumas datas específicas que ocorrem entre a data de compra e a data de vencimento.

gatilho é composta por um conjunto de valores críticos, onde se é indiferente entre exercer ou não a opção. Cada preço de exercício crítico é obtido de trás para frente, através de simulações, começando pela data de vencimento da opção até chegar ao instante inicial. Para calcular os valores críticos, o algoritmo utiliza a condição de valor ótimo (*value matching condition*) e a condição de contato suave (*smooth pasting condition*). A condição é ilustrada a seguir para uma opção de compra americana C_t sobre um ativo base S_t e com preço de exercício K :

$$C_t(S_t^*, X) = (S_t^* - K) \quad (6-22)$$

Onde S_t^* representa o valor crítico do ativo base no instante t .

Na maturidade da opção, o valor crítico é dado pelo preço de exercício K :

$$C_T(S_T, K) = \max(S_T - K, 0) \Rightarrow S_T^* = K \quad (6-23)$$

Na expressão acima, T é a data de vencimento da opção. Já para um instante t qualquer antes do vencimento, a decisão ótima depende do conhecimento prévio do valor crítico imediatamente posterior no futuro, $S_{t+\Delta t}^*$, como pode ser visto a seguir:

$$C_t(S_t^*, K) = \max(S_t^* - K, e^{-r\Delta t} E_t[C_{t+\Delta t}(S_{t+\Delta t}^*, K)]) \quad (6-24)$$

Onde r é a taxa livre de risco.

O último termo à direita constitui o valor de continuação, ou o valor de manter a opção viva. E_t é a função valor esperado, condicionada à informação disponível no instante t e Δt é o tamanho de uma discretização do tempo. A curva de gatilho deve ser calculada recursivamente, através do uso da programação dinâmica, a partir da condição terminal $S_T^* = X$ e com a condição de parada no instante inicial t_0 . A dificuldade surge quando são calculados os preços críticos que dependem de preços futuros. Como a informação futura é desconhecida para o instante atual, utiliza-se a simulação de Monte Carlo como auxílio no cálculo destes valores.

Para ilustrar o processo de cálculo do valor crítico, supõe-se que o valor a ser determinado é $S_{T-\Delta t}^*$, ou seja, o valor crítico do instante imediatamente anterior ao vencimento da opção. Primeiramente, adota-se como condição inicial $S_{T-\Delta t} = S_T^{21}$. A partir de $S_{T-\Delta t}$, simula-se valores para S_T e C_T . Obtém-se então o valor de C_T , utilizando-se a média das simulações executadas. A seguir, verifica-se se $S_{T-\Delta t}^*$ satisfaz a condição de valor ótimo dada por:

$$C_{T-\Delta t}(S_{T-\Delta t}^*, K) = \max(S_{T-\Delta t}^* - K, e^{-r\Delta t} E_{T-\Delta t}[C_T(S_T^*, K)]) \quad (6-25)$$

O que significa escrever:

$$S_{T-\Delta t}^* - K = e^{-r\Delta t} E_{T-\Delta t}[C_T(S_T^*, K)] \quad (6-26)$$

Caso a condição acima não seja satisfeita, incrementa-se de um valor $S_{T-\Delta t}$ de um valor ΔS^{22} e simula-se novamente valores para S_T e C_T , repetindo-se o procedimento até que o valor crítico $S_{T-\Delta t}^*$ seja encontrado. A curva de gatilho é obtida repetindo-se o procedimento acima, recursivamente, até o instante inicial. Por último, simulam-se as trajetórias do preço do ativo base no tempo, baseadas no valor inicial do ativo, S_{t0} , e no processo estocástico que dita seus movimentos. O cruzamento de cada trajetória com a curva de gatilho resultará em um valor para a opção. O valor esperado da opção é então calculado através da média entre os valores simulados.

No Anexo II é apresentado o resumo do Algoritmo Grant, Vora e Weeks (GVW).

²¹ Alternativamente, $S_{T-\Delta t}^*$ pode assumir um valor próximo de S_T .

²² O tamanho do incremento ΔS deverá ser pequeno o suficiente para que o valor crítico possa ser encontrado.

6.2.4.5 Módulo: Cálculo do Valor da Opção

Neste módulo calcula-se o valor da opção real considerando os seguintes cenários de análise:

Opção Europeia

Calcula-se o valor da opção considerando o exercício na data de expiração de um ano à frente. Para Projetos de Eficiência Energética, o horizonte de um ano de espera é aceitável, uma vez que a partir deste tempo aumentam as chances do diagnóstico energético tornar-se desatualizado, necessitando uma nova avaliação do potencial energético da unidade consumidora.

Através da simulação Monte Carlo simula-se os caminhos para o preço da commodity na data de expiração T. A simulação do caminho dos preços (S_t) é uma simulação neutra ao risco e, por isso, pode ser utilizada a taxa livre de risco r. O número de iterações da simulação Monte Carlo corresponde ao número de caminhos para o preço da *commodity* que se vai simular. Logo, é calculado o valor do fluxo de caixa do benefício de eficiência energética na expiração e este valor é trazido ao valor presente multiplicando pelo fator $\exp(-rT)$, onde r é a taxa livre de risco e T é a data de expiração pela forma geral da equação (6-27).

$$C_t(S_t, K) = \text{Max}(0, S_t - K) \quad (6-27)$$

Onde:

C_t : valor da opção na expiração;

S_t : Preço do ativo objeto na data de vencimento $t=T$;

K: Preço de exercício da opção.

Obtém-se, assim, o valor da opção na expiração T para essa iteração (V_{opB}).

O valor da opção real resultante da simulação (V_B) é a média dos valores da opção obtidos em cada simulação.

$$\overline{V}_B = \frac{\sum_{i=1}^n V_{opB}}{n} \quad (6-28)$$

Onde n é o número de iterações da simulação Monte Carlo (número de caminho do preço da *commodity*).

Este valor da opção é o valor da espera em se postergar por doze meses o investimento em um Projeto de Eficiência Energética.

Opção Americana

Calcula-se o valor da opção considerando o exercício em qualquer data até a data de expiração de um ano à frente. Para Projetos de Eficiência Energética, o horizonte de um ano de espera é aceitável, uma vez que a partir deste tempo aumentam as chances do diagnóstico energético tornar-se desatualizado, necessitando uma nova avaliação do potencial energético da unidade consumidora.

Para valorar a opção americana é necessário calcular a curva de gatilho obtida na seção anterior (6.2.4.4). A curva de gatilho (opção de compra) define a região de exercício, acima da curva, e a região de espera (manter a opção) abaixo da curva. Com a curva de gatilho pronta, procede-se a simulação neutra ao risco dos caminhos para o preço da commodity para cada instante t , desde t_0 até a expiração T . O número de iterações da simulação Monte Carlo corresponde ao número de caminhos para o preço da commodity que se vai simular para o cálculo do fluxo de benefícios de eficiência energética. Cada caminho do preço é comparado com o preço crítico da curva de gatilho em cada instante t . Se o preço da *commodity* supera a curva de gatilho (alcança a região de exercício), o valor da opção é calculado para esse preço em t , de forma geral pela eq. 5-21. Em seguida, passa-se para a próxima iteração (próximo caminho do preço da

commodity). Quando o exercício é feito no instante $t > 0$, o valor da opção é atualizado pela taxa de desconto livre de risco, obtendo-se, assim, o valor da opção para essa iteração (V_{opB}). Se o caminho do preço é concluído sem ter sido alcançada a região de exercício, então o valor da opção para esse caminho é zero ($V_{opB} = 0$). A Figura 23 apresenta os dois caminhos mencionados para a *commodity*.

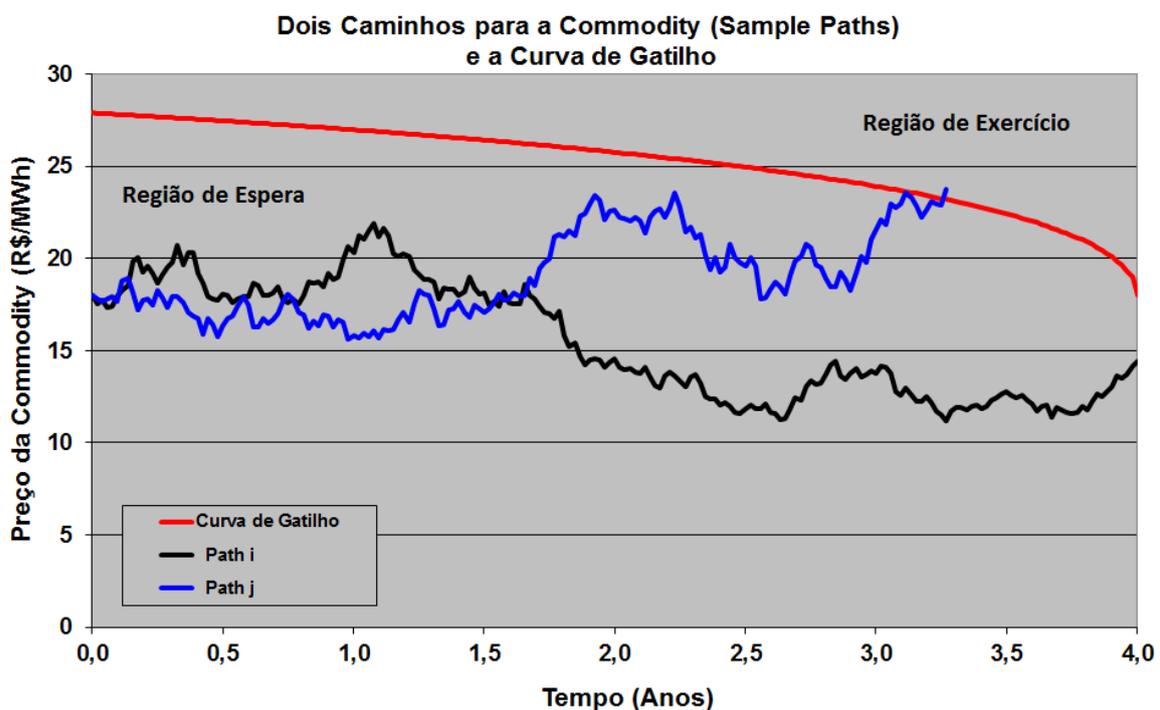


Figura 23 – Curva de Gatilho e caminho da commodity

O valor da opção real resultante da simulação (V_B) é a média dos valores da opção obtidos em cada simulação, conforme equação (6-28) acima.

Este valor da opção é o valor da flexibilidade de se investir em um Projeto de Eficiência Energética, em qualquer instante de tempo t (t = meses do ano), com data de expiração em doze meses.

6.2.4.6 Módulo: Análise de Risco

Este módulo recebe a distribuição de probabilidade do VPL resultante da aplicação das incertezas técnicas e do fator de risco associado ao preço da energia elétrica.

Para um intervalo de confiança 95%, calcula-se as medidas de risco Value-at-Risk (VaR) e Conditional Value-at-Risk (CVaR), conforme apresentado no Capítulo 5.

A análise de risco indicará, com 95% de confiança para os Projetos de Eficiência Energética, o valor mínimo do VPL que poderá ocorrer pela aplicação das incertezas e também a média do VPL para os 5% dos piores cenários. Assim, quantificando o risco para cada projeto de forma específica e apoiando os gestores no processo decisório.