



XVIII Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica

SENDI 2008 - 06 a 10 de outubro

Olinda - Pernambuco - Brasil

Teoria das Opções Reais e sua Aplicação a Mercados de Energia Elétrica

Haroldo de Faria Jr.	Luiz T. Brandão	André Luiz M. Marcato
Andrade & Canellas	IAG – PUC / RJ	UFJF
haroldo.faria@andrdecanelas.com.br	brandao@iag.puc-rio.br	andre.marcato@ufjf.edu.br
Ana Maria P. de Almeida	Paulo M. A. Senra	Alexandre Silveira
LIGHT	LIGHT	LIGHT
ana.pimenta@light.com.br	paulo.senra@light.com.br	alexandre.silveira@light.com.br

Palavras-chave

Confiabilidade de sistemas de geração

Problemas de priorização

Teoria das opções reais

Resumo

A Teoria das Opções Reais é uma metodologia matemático-financeira para avaliação de ativos e tomada de decisão estratégica em projetos que possuem flexibilidade gerencial. Uma opção real é a flexibilidade que um gerente tem para tomar decisões sobre ativos reais. Neste trabalho, fazemos uma introdução da Teoria de Opções, mostrando áreas de aplicação potenciais a mercados de energia elétrica. Uma aplicação prática da Teoria é ilustrada através da proposta de criação de cronogramas de manutenção de unidades geradoras hidráulicas de uma empresa de energia considerando variáveis de decisão operacionais (manutenção de indicadores de confiabilidade) e a hidrologia do sistema.

1. Introdução

A Análise por Opções Reais é o estado da arte em avaliação de projetos. Em muitas situações onde empresas realizam investimentos irreversíveis, podem existir certas flexibilidades gerenciais que permitem a modificação do projeto durante a sua vida útil. Essas flexibilidades, ou opções reais, são ignoradas pelos métodos tradicionais de fluxo de caixa e podem alterar significativamente o valor do projeto. À medida que novas informações surgem e as incertezas sobre o fluxo de caixa se revelam, o gerente pode tomar decisões que influenciarão positivamente o valor final do projeto. As decisões mais comuns são: saber o momento certo de investir ou abandonar um projeto, modificar as características operacionais de um ativo ou trocar um ativo por outro. Assim, um investimento de capital pode ser considerado como um conjunto de opções sobre um ativo real.

Decisões de investimento em ativos reais dependem também fortemente do fator tempo. Um investimento retorna um fluxo de caixa que é afetado pelas incertezas e pelas decisões que a empresa e seus competidores tomarão no futuro. Para tomar uma decisão hoje, a empresa precisa levar em conta essas considerações. As técnicas de avaliação de investimentos que consideram as decisões gerenciais devem ser capazes de lidar com contingências futuras¹.

A Teoria das Opções Reais é utilizada para avaliação de diversos tipos de investimentos de capital. Existem modelos para avaliação de investimentos na indústria do petróleo, modelos para análise de projetos de pesquisa e desenvolvimento, de ativos de propriedade intelectual e, mais recentemente, o setor de energia elétrica vem apresentando demanda crescente por modelos de avaliação de ativos reais.

Na área de geração de energia elétrica, a reestruturação do mercado em uma escala mundial afetou de maneira significativa a maneira como os donos de ativos de geração operam e valorizam as suas unidades de geração. Nesse novo ambiente de mercado, o desenvolvimento de ferramentas de gerenciamento de risco para empresas de energia é fundamental para a maximização dos lucros da empresa. Nesse sentido, este artigo se propõe a fazer uma introdução à teoria de opções reais, identificar áreas potenciais de aplicação e mostrar uma aplicação prática no problema de priorização de manutenção de unidades geradoras de uma empresa de distribuição de energia elétrica que serve para indicar os melhores meses para a realização de uma manutenção programada.

2. Teoria das Opções

A maioria das decisões de investimento partilha de três características em diversos graus. Essas características são irreversibilidade, incerteza e flexibilidade gerencial².

Essas três características interagem e determinam a decisão ótima para investidores.

O método mais utilizado para a decisão de realizar algum investimento por uma empresa é o método do Valor Presente Líquido (VPL), que consiste em se determinar o valor presente (VP) da esperada seqüência de fluxos de caixa que o projeto irá gerar, o VP dos fluxos de despesas e, finalmente, o VPL (VP fluxos de caixa – VP fluxos de despesas) . Se a condição $VPL > 0$ for satisfeita, deve ser feito o investimento. No entanto, esse critério ignora alguns aspectos importantes como o valor da opção de investir em algum dado momento da vida útil do projeto, as incertezas e o valor da flexibilidade gerencial, podendo levar a decisões de investimento não ótimas.

O método das Opções Reais é uma visão de análise de projetos que utiliza conceitos de valoração de opções para valorar projetos com flexibilidade gerencial, que não é capturada pelos métodos tradicionais como o Fluxo de Caixa Descontado (FCD). Dessa forma, o método de opções complementa, mas não substitui o método do FCD. Temos, então que:

$$\text{Valor da Oportunidade de Investimento} = VPL + VP(\text{Opção}) \quad (1)$$

A Figura 1 mostra a evolução de métodos de avaliação de projetos.

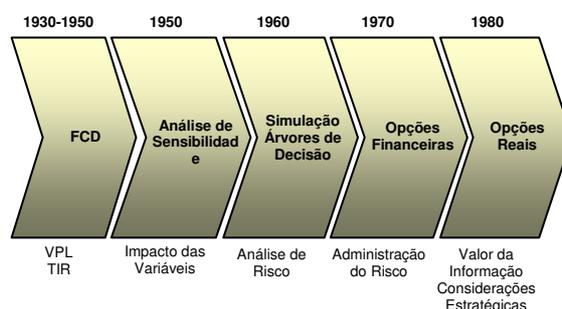


Figura 1-Evolução dos Métodos de Avaliação

A metodologia das opções reais provê da metodologia de precificação de opções financeiras desenvolvida na década de 1970 por Black, Scholes e Merton³. No entanto, a dificuldade no trato das equações diferenciais de valor tornava sua utilização restrita. O avanço computacional verificado nas décadas seguintes, entretanto, permitiu a aplicação do método a problemas práticos. O valor das

opções em projetos reais pode ser calculado de uma forma mais simples utilizando o chamado modelo binomial discreto. Neste modelo, o tempo é dividido em períodos discretos e, quanto maior o número de períodos, melhor é a aproximação a valores de tempo contínuo. Este modelo, desenvolvido por Cox, Ross e Rubinstein (CRR) em 4, permite uma aproximação para o movimento estocástico do preço de ativos que seguem um Movimento Geométrico Browniano (MGB).

A Figura 2 mostra o modelo CRR. A cada passo, o preço (S) é multiplicado por uma variável aleatória que pode assumir dois valores, u ou d. Para que o modelo simule uma distribuição lognormal é necessário escolher valores apropriados para u, d e a probabilidade p de forma que a média (μ) e a variância (σ^2) dos retornos de S sejam os mesmos que os parâmetros do Movimento Geométrico Browniano (MGB) de S,

$$dS = \mu S dt + \sigma S dz \quad (2)$$

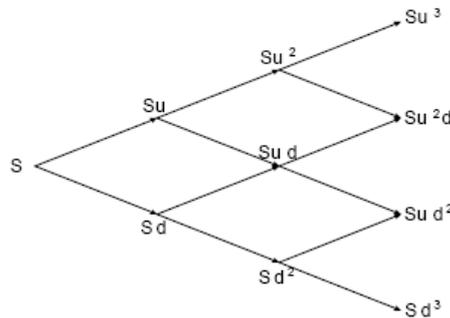


Figura 2 – Modelo de Cox, Ross e Rubinstein

A Figura 3 ilustra o modelo binomial com um período.

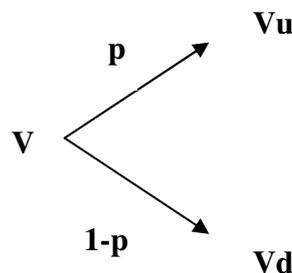


Figura 3 – Modelo Binomial de Um Período

Os parâmetros do modelo são dados por:

$$u = e^{\sigma\sqrt{\Delta t}} \quad (3)$$

$$d = e^{-\sigma\sqrt{\Delta t}} \quad (4)$$

$$p = \frac{(1 + k) - d}{u - d} \quad (5)$$

3. Aplicações

O método das opções reais, que tem sido usado de maneira significativa na área financeira para valoração de ativos reais, pode ser usado para auxiliar engenheiros de planejamento da operação de ativos de geração de energia na tomada de decisões ótimas em processos com flexibilidade

operacional. A estratégia ótima de investimento numa determinada planta mostra ao investidor o melhor momento de expandir seu negócio ou tomar outras decisões em um ambiente de incertezas.

Uma das aplicações é a valoração de unidades geradoras em ambientes de mercado onde existam flexibilidades na operação, interagindo com fornecedores, consumidores, competidores e agentes de regulação⁵.

Uma outra aplicação se refere à escolha dos melhores projetos de P&D por parte de empresas do setor de energia que são obrigadas a investir um percentual de sua receita operacional líquida em pesquisa². Investimentos em P&D não são feitos na expectativa de resultados imediatos, mas sim, têm a esperança de criar oportunidades de investimentos futuros que serão rentáveis. Desta forma, os projetos de P&D deveriam ser vistos como séries de decisões sequenciais envolvendo a fase de P&D e a fase de comercialização com diferentes riscos e incertezas, riscos e incertezas que venham a ser diminuídos na medida em que o projeto prossegue. O investimento em P&D pode ser visto como um custo I_0 de uma opção real na qual o projeto comercial prossegue somente se houver sucesso na fase de P&D.

Nos leilões de energia nova realizados anualmente no Brasil, de acordo com as regras da 2ª fase do processo de reestruturação do setor de energia, além dos contratos de longo prazo, passaram a ser oferecidos opções de compra de energia do tipo “call” (opção de compra) com cobertura física. Nesse novo tipo de contrato, o consumidor “aluga” o ativo do investidor, pagando uma quantia fixa (prêmio em R\$/kW.mês) e reembolsa o dono da planta pelo seu custo variável de operação sempre que ela gerar energia. Essa opção funciona como uma garantia para o comprador de que ele não pagará mais que o custo variável (“strike price”) pela energia segurada. Essas opções de venda podem ser modeladas adequadamente pela teoria das opções, dando aos agentes um suporte na oferta de lances no leilão, que são o prêmio da opção, o preço de venda (strike) e a quantidade de energia.

A seguir, ilustraremos sua aplicação a um problema de priorização de manutenção de um gerador.

4. Aplicação ao Problema de Manutenção de Unidades Geradoras

Neste trabalho, propomos a construção de um modelo computacional para auxiliar a tomada de decisão de uma companhia de energia elétrica com relação ao cronograma de manutenção de suas unidades geradoras hidrelétricas. Essa modelagem tem como objetivo maximizar a disponibilidade dos geradores da Light para o sistema interligado nacional considerando a incerteza referente ao índice de defeitos das unidades e a estocasticidade da hidrologia. O índice de defeitos é definido como um indicador da probabilidade da máquina sofrer uma falha. O acompanhamento deste índice deve ser realizado para verificar se a usina deve passar por uma parada programada de unidade (PPU). Pretende-se que este parâmetro seja monitorado e coletado através de um sistema de Gerenciamento da Operação Hidráulica (GOH).

O Sistema Gerador da Light é formado por sete usinas hidrelétricas, sendo cinco geradoras e duas elevatórias com um total de vinte e seis máquinas. A operação desse sistema deve satisfazer uma série de restrições de ordem hidrológica como controle de cheias e atendimento de níveis mínimos de fluxo de água para fins de abastecimento da cidade do Rio de Janeiro. O fato de que unidades de bombeamento e unidades geradoras são interdependentes em relação à manutenção também deve ser observado, isto é, máquinas elevatórias e geradoras de uma usina devem entrar em manutenção ao mesmo tempo. O modelo deverá levar em conta também o fato de que eventuais alterações nas manutenções programadas sofrem restrições de ordem logística, uma vez que os serviços de manutenção dependem de disponibilidade de peças e de serviços de terceiros que devem ser agendados com antecedência.

Para a implementação do modelo binomial discreto utilizando árvores de decisão utilizaremos o software Decision Programming Language (DPL)[®] considerando uma usina e adotando a curva do

índice de defeitos para as unidades da usina. Essas curvas servirão para indicar o momento adequado para a entrada em manutenção da usina.

No modelo básico de modelagem da incerteza e priorização da manutenção, assumimos que o índice de defeitos operacionais da unidade (K) está no seu nível mínimo imediatamente após a última Parada Programada da Unidade – PPU. A partir deste instante a máquina entra novamente em operação e o seu índice de defeitos cresce estocasticamente com o tempo até atingir o seu valor esperado máximo imediatamente antes da próxima PPU. Assumimos que o tempo previsto entre paradas programadas de manutenção é de 1 (um) ano, e que a manutenção é realizada quando o seu índice de defeitos esperado chega a um nível crítico K_c . Dessa forma, no instante inicial, o aumento esperado no índice de defeitos entre paradas para cada máquina i é dada por $E_0[\tilde{K}_i]$ sujeita a uma taxa de aumento de defeitos constante e igual a C_i . O tempo esperado entre manutenções é de 12 meses, mas este tempo pode ser encurtado ou aumentado em função da evolução da confiabilidade estocástica da máquina e, portanto, o tempo entre paradas também passa a ser estocástico.

Com algumas modificações explicadas a seguir, a modelagem do índice de defeitos segue o modelo adotado por Pindyck² para modelagem de um processo de investimento em um projeto de pesquisa e desenvolvimento, onde tanto o custo do investimento quanto o tempo necessário para que essa etapa seja completada são incertos. Analogamente, consideramos que o aumento do índice de defeitos (custo) entre manutenções é incerto, assim como o tempo necessário para que ela atinja o seu nível crítico K_c .

Assumimos que o índice de defeitos esperado segue um caminho aleatório com drift positivo que reflete a taxa instantânea de aumento, e que este processo de difusão é representado por:

$$dK = CKdt + \sigma Kdz \quad \tau_0 < t < \tau_1 \quad (6)$$

onde:

dK é a variação instantânea do índice de defeitos num espaço de tempo dt ,

dz é o processo de Wiener padrão que governa a evolução futura do índice de defeitos da máquina, onde:

$$dz = \varepsilon \sqrt{dt}, \varepsilon \in N(0,1) \quad (7)$$

C é a taxa de crescimento do índice de defeitos,

σ é a volatilidade do processo e

$\tau_1 - \tau_0$ é o período de tempo esperado entre manutenções e igual a 12 meses.

À medida que a máquina acumula horas de operação, o risco esperado de defeitos aumenta, mas está sujeita as variações aleatórias em função de riscos operacionais e características da máquina. Dependendo da direção de tais variações, a máquina pode atingir o seu nível crítico de defeitos em um período de tempo maior ou menor do que o previsto, com conseqüências para a sua manutenção. Assumimos que estes riscos representam incertezas de natureza puramente técnica, não correlacionadas com o mercado, e que tanto a empresa quanto os seus acionistas estão adequadamente diversificados. Dessa forma, como estes riscos podem ser totalmente eliminados através da diversificação, eles não contribuem para o prêmio de risco da empresa.

Ocorrendo um crescimento mais acentuado no índice de defeitos que leve o equipamento a atingir o seu nível crítico em um período mais curto, será necessário antecipar a manutenção da máquina uma vez que passa a existir uma probabilidade mais acentuada de falha do equipamento nessas condições.

Por outro lado, se o nível crítico de defeitos for atingido apenas com um prazo maior que o previsto, a manutenção programada pode ser adiada sem que isso acarrete um aumento no risco de falha da máquina. Essa flexibilidade pode possibilitar à Light otimizar a disponibilidade das máquinas, antecipando ou adiando as paradas para manutenção, através do contínuo monitoramento do índice de defeitos.

A Figura 4 ilustra o modelo adotado para simular o índice de defeitos da máquina, onde podemos observar que embora o tempo estimado para atingir o nível crítico seja τ_1 , podem ocorrer variações de tempo devido à incerteza a respeito da evolução deste índice.

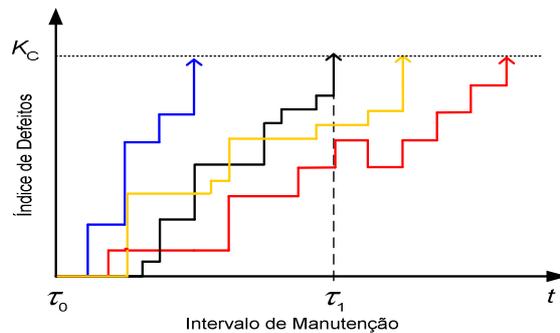


Figura 4- Modelagem do índice de defeitos

O processo modelado através da equação (1), ou MGB, não permite a existência de valores negativos para o índice de defeitos e assume que o índice cresce de forma exponencial. Discretizado, este processo é dado por $\Delta K = CK\Delta t + \sigma K\Delta Z$ e está representado na Figura 5, onde $u = e^{\sigma\sqrt{\Delta t}}$, $d = e^{-\sigma\sqrt{\Delta t}}$ e $p = \frac{e^{\mu} - d}{u - d}$. A cada passo, o índice K é multiplicado por uma variável aleatória que pode assumir dois valores, u ou d, com probabilidade p.

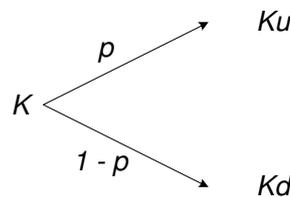


Figura 5 – Modelo dos incrementos discretos

O incremento de tempo Δt é função do número de passos discretos do ano adotados no modelo. Cada intervalo de tempo adicional acrescenta mais uma série de nós formando uma malha binomial que aproxima a evolução da variável de defeitos. A cada nova manutenção, o índice de defeitos parte do seu nível mais baixo e evolui estocasticamente através da malha binomial em incrementos discretos. A cada passo o processo de difusão é influenciado por choques aleatórios que afetam o tempo esperado para atingir o nível crítico e o aumento no índice de falhas verificado. Como assumimos que a taxa esperada de crescimento do índice é constante, um crescimento menor implica em um maior tempo até a necessidade de uma manutenção.

5. Modelo Computacional

A implementação do modelo foi feita para uma máquina, de um total de seis, da usina de Nilo Peçanha. Consideramos um intervalo de tempo discreto de um mês, 1/12 anos, e assumimos que as manutenções programadas são de uma única natureza e ocorrem anualmente, perfazendo um total de 12 períodos discretos. Assumimos a existência de um sistema de monitoramento nos moldes do atual sistema de Gerenciamento de Operações Hidráulicas (GOH), que permita coletar e monitorar

continuamente os parâmetros indicadores de defeitos de cada máquina, a partir do qual será feita a modelagem deste processo. Na ausência destes dados, neste relatório estabelecemos alguns parâmetros arbitrários com o intuito de ilustrar como a modelagem pode ser representada analiticamente. Uma vez de posse de dados mais representativos do real comportamento da operação das máquinas, estes parâmetros podem ser facilmente substituídos no modelo para a obtenção de dados mais concretos. Assumimos que imediatamente após uma manutenção preventiva no instante inicial τ_0 , a taxa de defeitos (K_0) da máquina está no seu valor mínimo, que assumimos ser 1,0. A partir deste instante, a máquina entra em operação e o seu índice de defeitos cresce até atingir o valor crítico $K_c = 1,50$ num prazo esperado de um ano até o instante τ_1 , ocasião em que a máquina sofre uma nova manutenção PPU. Conseqüentemente, a taxa de crescimento anual do índice de defeitos (C) será $C = K_c - K_0$, e a taxa de crescimento por intervalo de tempo é $C\Delta t$, onde $\Delta t = 1/12$ ano. A evolução do índice de defeitos é incerta, o que significa que o seu crescimento real pode diferir do comportamento esperado. Para representar essa incerteza, assumimos para fins de ilustração, que a volatilidade do índice de defeitos, que mede a magnitude das variações observadas a cada intervalo de tempo é de 40%. Na prática, esse parâmetro pode ser determinado através da análise dos dados obtidos através do GOH. A modelagem foi realizada de forma discreta utilizando o software de análise de decisão DPL. O modelo no DPL emula os passos do modelo binomial teórico, com o número de passos desejados. Os parâmetros de entrada foram definidos como:

Modelo binomial:	
Intervalo de tempo:	Δt
Volatilidade	σ
Incremento do processo:	$u = e^{\sigma\sqrt{\Delta t}}, \quad d = e^{-\sigma\sqrt{\Delta t}}$
Probabilidade neutra a risco:	$p = \frac{(1+C)^{\Delta t} - d}{u - d}$

Confiabilidade:	
$\sigma =$	0.40
$\Delta t =$	1/12 anos
$K_0 =$	1,00
$K_c =$	1,50
$C =$	$K_c - K_0$

A modelagem básica através de uma árvore de decisão com doze períodos mensais e sem decisão gerencial apresenta a árvore de decisão ilustrada na Figura 6.

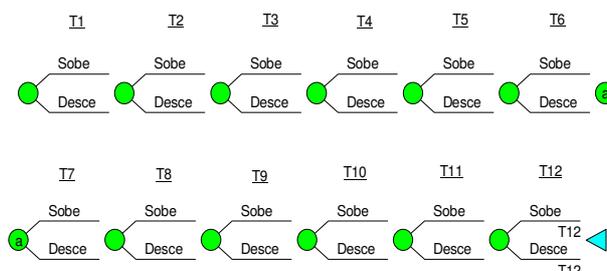


Figura 6 – Modelo da árvore binomial

Com a inclusão das decisões gerenciais no modelo da Figura 6, assumimos que o gerente poderá otimizar o cronograma de manutenção em função da evolução da confiabilidade da máquina. Assumimos que o nível crítico de defeitos é de 1,50 e que este limite será atingido ao fim do prazo de um ano, quando é realizada então uma nova manutenção preventiva que irá repor este índice ao seu nível inicial mínimo de 1,00. No entanto, considerando que a evolução deste índice é incerta, é possível que este nível crítico seja atingido antes, ou mesmo depois deste prazo. Nesse caso, seria recomendável antecipar a manutenção programada para evitar o risco de falha caso se verifique que o índice está aumentando a um ritmo maior do que o esperado. Seria possível também postergar a manutenção, caso haja indícios concretos que a máquina está operando com níveis de confiabilidade ainda altos. Essa modelagem pode ser feita simplesmente incluindo-se no modelo básico instantes de decisão onde são verificados os níveis atuais de confiabilidade, e são tomadas decisões de executar a manutenção naquele momento ou adiá-la em função das informações obtidas.

O modelo de decisão consiste do modelo básico acrescido das seis decisões possíveis no período em questão, e está ilustrado na Figura 7. A cada instante de decisão, o caminho ótimo é aquele que minimiza o índice de defeitos da máquina, considerando que o nível crítico K_c é o nível máximo aceitável. Dessa forma, se no momento da decisão este índice estiver igual ou acima de K_c , a decisão ótima é a de antecipar a manutenção da máquina, interrompendo a evolução do índice e mantendo o seu valor em K_c . Para tanto, é necessário que atribuída à função objetivo da árvore de decisão a tarefa de minimizar o resultado final, e não de maximizar, como geralmente ocorre.

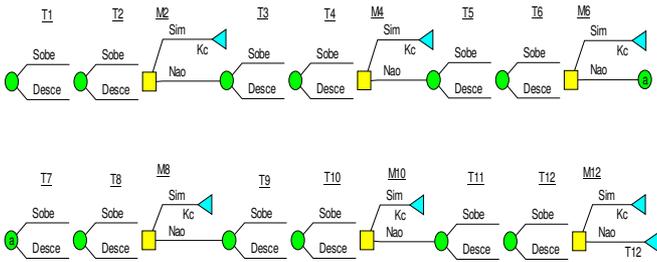


Figura 7 – Modelo de árvore de decisão de um ano

O resultado da modelagem indica que adotando-se decisões ótimas em cada bimestre, o índice esperado de defeitos diminui significativamente, de 1,50 para 1,270 considerando a possibilidade de antecipar a manutenção se necessário. A Figura 8 ilustra os primeiros três meses do modelo.

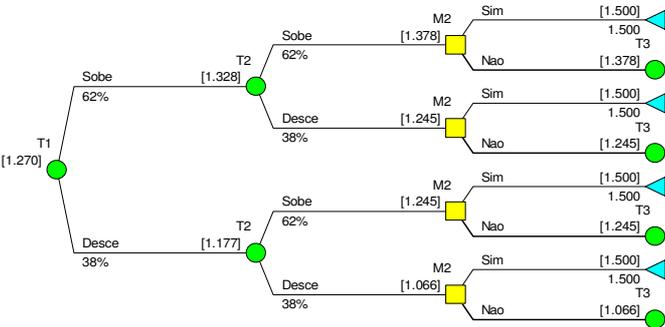


Figura 8 – Resultado da modelagem considerando um período de um ano

Na Figura 9 podemos ver como as opções de flexibilidade estão sendo exercidas em função do aumento do índice de defeitos. Pode-se observar que a probabilidade de ter que executar uma manutenção não programada nos primeiros seis meses do período é zero, havendo apenas uma probabilidade de 2% de ser necessária uma parada no mês 8 e de 18% no mês 10. Ao final do período de um ano a probabilidade é de 29%. Dado que a soma destas probabilidades de parada é de 49%, com

os parâmetros adotados existe uma probabilidade equivalente a 51% de que não seja necessária uma parada antes de um ano de operação.

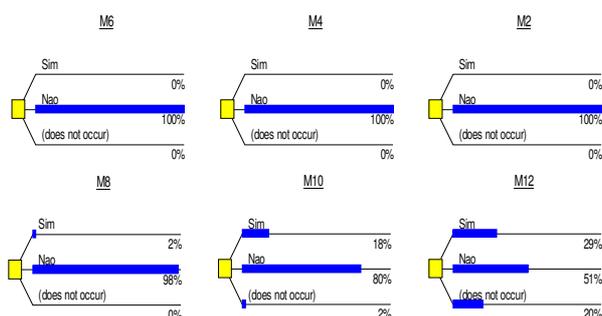


Figura 9 – Probabilidade de antecipar manutenção – um ano

Por outro lado, se existe a possibilidade de ser necessário antecipar a manutenção, é também possível que a manutenção possa ser adiada caso a confiabilidade da máquina se mantenha em um nível adequado, conforme indicado pelo SOH. No modelo anterior, observamos que em 51% das vezes, o índice de defeitos ao final de um ano estava num nível suficientemente baixo que tornava a necessidade de uma PPU desnecessária. Para esse caso, modelamos a possibilidade de um adiamento da parada. Os resultados deste modelo indicam que existem instâncias onde seria indicado adiar a manutenção, sem que isso afete a confiabilidade da máquina ou aumente o risco de falha. Com relação ao modelo anterior que permitia apenas antecipação, mas não adiamento, como é natural, observamos um aumento no índice esperado de defeitos de 1,270 para 1,311, mas ainda abaixo do nível crítico de 1,50 do modelo sem gerenciamento ativo da manutenção.

6. Efeito da Hidrologia

A disponibilidade das máquinas depende também do regime hidrológico da região, que pode afetar a decisão de parada da máquina. Para que este efeito fosse capturado pelo modelo, foi feita uma otimização do mês de manutenção em função do histórico de vazões na região hidrográfica onde a usina está instalada de forma a maximizar a disponibilidade da máquina para o sistema.

A Tabela 1 mostra uma série onde é simulada a parada da máquina 1 em cada um dos 12 meses do ano, com a respectiva disponibilidade resultante. Dessa forma, podemos observar nessa simulação que o mês de parada que fornece a maior disponibilidade do sistema é o mês de Agosto, enquanto que uma parada no mês de Março é a mais prejudicial com relação à disponibilidade. Para modelar esse efeito, normalizamos estes valores para uma faixa entre 0.80 e 1.50, e utilizamos esses fatores como multiplicadores do índice de defeitos. Fatores abaixo de 1 reduzem a medida de defeitos, tornando menos provável que o índice crítico seja atingido, enquanto que valores acima de 1 aceleram a entrada da máquina em manutenção. Dessa forma, podemos ajustar o período ótimo de parada determinado anteriormente para incluir fatores externos, como a melhor época de parada levando em conta também os efeitos da hidrologia verificada.

O algoritmo para a construção da Tabela 1 é dado pela Figura 10. O objetivo é calcular a geração média anual da Usina considerando-se a parada de uma de suas máquinas em cada um dos meses do ano.

```

For manut = 1, 12
Media = 0
For iano = 1931, 2000
  For imes = 1,12
    Resolve-se o problema de despacho
    hidráulico maximizando-se a geração
    considerando-se as vazões do ano iano e
    mês imes.
    Media = media + geracao
  Next
Next
Media(manut)=media/((2000-1931+1)*12)
Next

```

Figura 10– Algoritmo para cálculo da geração média anual de uma usina

Ou seja, considera-se a máquina 1 da usina parada para a manutenção no mês de janeiro. A partir daí, considerando-se o histórico de vazões a partir de janeiro de 1931 até dezembro de 2000, resolve-se um problema de despacho hidráulico, cuja função é maximizar o despacho hidráulico da usina.

	Geração Média Máquina 1 (MWmed)	Valores Normalizados
Janeiro	40,946	1,39
Fevereiro	40,570	0,83
Março	40,549	0,80
Abril	40,571	0,83
Mai	40,728	1,06
Junho	40,882	1,29
Julho	40,989	1,45
Agosto	41,023	1,50
Setembro	41,002	1,47
Outubro	40,924	1,35
Novembro	40,773	1,13
Dezembro	40,593	0,86

Tabela 1 – Geração da Máquina 1

O valor obtido nestas condições é de 1.202, o que representa uma melhoria do índice de falhas em relação à situação anterior, provavelmente porque algumas manutenções previstas foram antecipadas devido às condições hidrológicas, acarretando uma melhora no índice. Dessa forma, ao incluir as restrições de natureza hidrológica na decisão de parada para manutenção da máquina, tentamos modelar um procedimento que já é realizado de forma intuitiva pelos gerentes responsáveis, uma vez que a programação de parada padrão se dá sempre nos meses de menor aproveitamento hídrico.

7. Conclusões

O método de opções reais tem se mostrado muito útil para a análise de projetos com flexibilidade gerencial em um ambiente com incertezas. O crescente número de publicações na área de energia tem evidenciado este fato.

Com relação ao modelo desenvolvido para a aplicação proposta, vale ressaltar que ele deverá ter os seus parâmetros de entrada calibrados com dados reais de desempenho da máquina e estendido para a

consideração de várias usinas operando em conjunto. Os fatores de efeito da hidrologia adotados neste relatório são apenas ilustrativos do potencial desta ferramenta e irão requerer também ajustes e calibrações antes que possam vir a ser uma representação do modelo de manutenção proposto. Deve-se notar que o ajuste realizado no índice de defeitos nesta seção altera o índice, mas não a real situação de desempenho da máquina, de forma que um adiamento na manutenção programada em função de uma conveniência hidrológica traz um aumento no risco de defeito que não está incluída no modelo.

8. Bibliografia

1 Castro, L. A.; “*Avaliação de Investimento de Capital em Projetos de Geração Termoelétrica no Setor Elétrico Brasileiro Usando Teoria das Opções Reais*”. Tese de Mestrado, PUC – Rio de Janeiro, Abril de 2000.

2 Dixit, Avinash K.; Pindyck, Robert S., *Investment Under Uncertainty*. Princeton University Press, 1994.

3 Black, F. e M. Scholes, “*The Pricing of Options and Corporate Liabilities.*” *Journal of Political Economy* 81, 637-659, 1973.

4 Cox, J., S. Ross e M. Rubinstein, “*Option Pricing. A Simplified Approach.*” *Journal of Financial Economics* 7, 229-263, 1979.

5 Yu, Wang; Sheble, Gerald B.; “*Applying Real Option to the Operation of Generation Assets: A Fuzzy Approach*”; IEEE Bologna PowerTech Conference; June 23-26; 2003; Bologna, Italy.