

4 Metodologia

Nesta seção será proposto um modelo de avaliação utilizando a Teoria de Opções Reais aplicada à expansão da geração de energia de uma usina de cana de açúcar que produz açúcar e etanol e já produz energia excedente através da utilização do bagaço da cana. O projeto compreende a opção americana de investimento no recolhimento da palha da cana, seguida da opção de *switch* entre a venda de energia elétrica adicional e a produção de briquetes.

Inicialmente, será apresentado o arcabouço metodológico necessário para o desenvolvimento do modelo proposto, detalhando os aspectos teóricos utilizados na modelagem, segundo a qual fez uso de um processo estocástico autoregressivo ou Movimento de Reversão à Média, na versão geométrica.

Em seguida, será analisado o comportamento da variável estocástica considerada no modelo, sendo esta o preço da energia elétrica comercializada no Brasil (PLD). Para tanto, serão definidos os parâmetros para o Movimento de Reversão à Média que serão utilizados no modelo proposto.

Ao final, detalham-se as premissas do modelo proposto, aplicando-as ao caso prático desenvolvido a partir dos conceitos da Teoria de Opções Reais descritos neste estudo e na análise de flexibilidades gerenciais presentes na indústria sucroalcooleira, quanto ao aproveitamento da biomassa da cana de açúcar.

4.1. O Modelo Teórico

4.1.1. Processos Estocásticos

As incertezas estão presentes na grande maioria dos projetos e configuram-se como as principais fontes de riscos e oportunidades. As incertezas são normalmente decorrentes das variáveis que compõem o projeto e cujo valor futuro

é geralmente estimado por projeções determinísticas pelos métodos tradicionais de avaliação de projetos. Essas variáveis incertas podem ser de diversas origens: preço de energia, preço de uma *commodity*, demanda em um mercado (veículos trafegando, demanda futura por um serviço, etc.), fatia a ser capturada desse mercado, etc.

Uma vez que o comportamento e as projeções de preços de variáveis, tais como *commodities* agrícolas ou preço de energia estão sujeitos a grande incerteza e volatilidade, percebe-se que na literatura diversos estudos utilizam processos estocásticos em suas modelagens (DENG; GEMAN; MARTINES-FILHO, BURNQUIST, VIAN; ELOBEID, TOKGOZ; GOLDEMBERG; DIAS *et al.* , 2000, 2005, 2006, 2006, 2007, 2011).

Um processo estocástico do tipo $X = \{X(t), t \in T\}$ é uma coleção de variáveis aleatórias. Assim, para cada t no conjunto de índices T , $X(t)$ é uma variável aleatória. Em geral, t é interpretado como tempo e $X(t)$ é chamado de estado do processo no tempo t . Quando $X(t)$ ocorre, é chamado de trajetória da amostra. Quando o conjunto de índices T é um conjunto contável, é dito que há um processo estocástico em tempo discreto. Se esse conjunto for contínuo não contável, o processo será dito estocástico em tempo contínuo. Para qualquer ocorrência de X , *este* é chamado de caminho da amostra, que pode ser discreto ou contínuo (DIAS, 2009).

Os processos estocásticos podem ser classificados em: 1) processos estacionários em que as propriedades estatísticas, média e variância, da variável estudada são constantes; e 2) processos não estacionários: o valor esperado da variável aleatória pode crescer sem limite e sua variância σ^2 , T anos à frente, aumenta com T (FAN, 2000).

Enquanto os processos estocásticos aritméticos e geométricos brownianos (MAB, MGB) têm cada um, um único modelo estocástico, os processos autoregressivos conhecidos como Movimentos de Reversão à Média (MRM) são inúmeros, variando em grau de complexidade. Os mais simples são, evidentemente, os de fator único, como o processo aritmético de Ornstein-Uhlenbeck e os modelos geométricos conhecidos como modelos de Pindyck (1994), modelo 1 de Schwartz (1997) e de Dias/Marlim (1999). No entanto, para

este estudo será apresentado somente o modelo geométrico de Schwartz (1997) de forma detalhada, o qual foi aplicado em Bastian-Pinto (2009).

Apesar do uso frequente do Movimento Geométrico Browniano (MGB) em modelagens de avaliações por opções reais, seu uso pode estar mais associado à facilidade de aplicação do que a própria adequação do modelo estocástico às variáveis, como demonstrado por Bastian-Pinto *et al.* (2007). Os autores realçam ainda, que a adoção do MGB em processos que não sejam realistas com a modelagem em questão, pode resultar em valores superestimados na avaliação de projetos.

De forma complementar, foi possível observar na revisão de literatura, que para descrever o comportamento de preços de *commodities* e energia, os autores tendem a utilizar modelagens com base no MRM, segundo o qual as variáveis tendem a reverter para um nível de equilíbrio, representado por um valor médio de longo prazo. Sendo assim, na subseção a seguir, é enfatizada a importância em testar a utilização do MRM, como sendo o processo estocástico supostamente mais adequado à modelagem do preço da energia comercializada no Brasil.

4.1.2. Determinação do Processo Estocástico

A determinação de qual modelo deve ser utilizado para modelagem de uma variável estocástica, entre outras alternativas, pode ser conduzido testando-se a validade do modelo MGB, para uma série histórica de valores x_t . O MGB é um caso de um processo estocástico em que uma série temporal tem valor corrente igual ao valor do período anterior mais uma perturbação fracamente dependente (também chamada de raiz unitária). Para testar a presença de raiz unitária, pode-se fazer uma regressão linear por mínimos quadrados e aplicar um teste de *Dickey-Fuller* (1981). Fazendo a regressão sobre a equação: $x_t = a + b x_{t-1} + \varepsilon_t$, e verificando-se a hipótese nula de que $b=1$ pode-se chegar a conclusão de que a série terá uma raiz unitária e segue um caminho aleatório. Em outras palavras, esta série poderia ser modelada por um MGB.

De outra forma, ao reescrever essa equação, subtraindo-se x_{t-1} de ambos os lados, chega-se a $x_t - x_{t-1} = a + (b-1) x_{t-1} + \varepsilon_t$, para então verificar a hipótese nula de que $(b-1) = 0$, o que equivale a $b=1$. Um dos métodos utilizados para testar a

presença de raiz unitária é através da análise das estatísticas de valores de teste de *Dickey-Fuller* (1981).

Mesmo considerando a dificuldade em se rejeitar a hipótese nula de que a série segue um caminho aleatório (MGB), Dixit e Pindyck (1994) provam que os preços de petróleo não seguiriam um MGB, mas apenas para uma série de dados superior a 120 anos. O mesmo resultado não é obtido ao serem analisadas séries mais curtas.

Os resultados do teste de *Dickey-Fuller* (ADF) para determinadas séries de dados, podem se mostrar inconclusivos, mesmo quando são obtidos valores de $b < 1$, demonstrando haver indícios de reversão à média (Bastian-Pinto, 2009). A não rejeição de um caminho aleatório (MGB) pode permitir a existência de algum nível de reversão à média na variável estudada, a qual pode ser checada por um teste complementar tal como o de estacionariedade *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (KPSS) na série de logaritmos dos preços (BROOKS, 2008).

Além disso, a escolha do processo estocástico poderá depender tanto de considerações estatísticas quanto teóricas, como por exemplo, a intuição com relação aos mecanismos de equilíbrio do ativo modelado (DIXIT; PINDYCK, 1994).

4.1.3. Modelos de Reversão à Média

Existem diversas formas de modelagem de MRM. O processo de *Ornstein-Uhlenbeck* (OU) ou Movimento Aritmético de Reversão à Média de fator único é um dos mais utilizados e foi estudado por Dixit e Pindyck (1994) e Metcalf e Hasset (1995) e cujas etapas da modelagem serão descritas nesta seção. Primeiramente, utiliza-se a equação diferencial que define o modelo, conforme a seguir:

$$dx = \eta(\bar{x} - x)dt + \sigma dz \quad (1)$$

onde:

x , é a variável incerta

\bar{x} , é a media de longo prazo

η , é a velocidade de reversão,

σ , é o parâmetro de volatilidade do processo, e

dz , é o processo padrão de *Weiner*, com distribuição normal: $\varepsilon \sim N(0,1)$

Ao analisar a série temporal do ativo base a ser modelado como um MRM aritmético, são extraídos os valores esperados e a variância de x em t (DIXIT; PINDYCK, 1994):

$$E(x_t) = \bar{x} + (x_0 - \bar{x})e^{-\eta(t-t_0)} \quad (2)$$

$$\text{var}(x_t) = \frac{\sigma^2}{2\eta} \left(1 - e^{-2\eta(t-t_0)}\right) \quad (3)$$

A partir daí, é necessário chegar à equação de simulação do processo, que se obtém somando a parcela determinística (valor esperado) com a estocástica (dada pela raiz da variância), a qual é multiplicada pela distribuição normal com média 0. Por se tratar de um processo aritmético, o valor de x_t é dado conforme a seguir:

$$x_t = x_{t-1}e^{-\eta\Delta t} + \bar{x}(1 - e^{-\eta\Delta t}) + \sigma\sqrt{\frac{1 - e^{-2\eta\Delta t}}{2\eta}}N(0,1) \quad (4)$$

A Equação (4) é a expressão para tempo contínuo do processo autoregressivo de primeira ordem da seguinte expressão:

$$x_t - x_{t-1} = \bar{x}(1 - e^{-\eta\Delta t}) + (e^{-\eta\Delta t} - 1)x_{t-1} + \varepsilon_t$$

Para se calcular os valores dos parâmetros do modelo MRM Aritmético (OU), torna-se fundamental chegar à sua equação em tempo discreto (DIXIT; PINDYCK, 1994), a qual é obtida utilizando uma série temporal x_t , pela equação em termos do intervalo temporal discreto Δt :

$$x_t - x_{t-1} = \underbrace{\bar{x}(1 - e^{-\eta\Delta t})}_a + \underbrace{(e^{-\eta\Delta t} - 1)}_{b-1}x_{t-1} + \varepsilon_t,$$

$$\text{ou: } x_t - x_{t-1} = a + (b-1)x_{t-1} + \varepsilon_t \quad (5)$$

Assim, utilizando a Equação (5), são estimados os parâmetros do processo em questão, fazendo uma regressão linear sobre a série x_t (DIXIT; PINDYCK, 1994), na qual se obtém:

$$\eta = -\ln(b) / \Delta t$$

$$\bar{x} = -\frac{a}{(b-1)}, \text{ e:}$$

$$\sigma = \sigma_\varepsilon \sqrt{\frac{2 \ln b}{(b^2 - 1)\Delta t}}$$

O parâmetro de volatilidade do processo (σ) é obtido a partir a Equação (3) já definida anteriormente, onde σ_ε é o erro padrão da regressão, e: $\text{var}(x_t) = \sigma_\varepsilon^2$.

Como visto em Bastian-Pinto (2009), após a obtenção dos parâmetros do MRM (OU) é necessário realizar um procedimento numérico no qual se converte o processo em neutro ao risco, alterando-se o parâmetro de crescimento (*drift*). Sendo: μ - a taxa de desconto ajustada ao risco, α - a taxa de crescimento do processo (*drift*), δ - a taxa de dividendos ou taxa de conveniência para o caso de *commodity*, r - a taxa livre de risco. No caso de um processo ajustado ao risco (ou processo real): $\mu = \alpha + \delta$ ou $\alpha = \mu - \delta$. Na forma neutra a risco, o crescimento α do processo é substituído por $r - \delta$. Como no caso de reversão à média, o crescimento real é $\alpha = \eta(\bar{x} - x)$ e a taxa de dividendos não é constante, mas é uma função de x : $\delta = \mu - \alpha = \mu - \eta(\bar{x} - x)$.

Com essa expressão é obtido o crescimento neutro a risco para o processo de reversão à média:

$$r - \delta = \eta \left\{ \left[\bar{x} - \frac{(\mu - r)}{\eta} \right] - x \right\}$$

Sendo: $\mu - r$ o prêmio de risco do processo, ao observar as taxas de crescimento (ajustado ao risco ou real, e neutro ao risco), pode-se perceber que a alteração do processo real para o neutro ao risco, ocorre mediante a subtração do prêmio de risco normalizado $(\mu - r)/\eta$ da média de longo prazo \bar{x} . Assim, no processo neutro ao risco os valores reverterem para um nível inferior aquele do processo real, e a diferença entre estes é o prêmio de risco normalizado.

A partir daí, se obtém a equação ajustada para a simulação neutra a risco de $x(t)$. A expressão em tempo contínuo desta é: $dx = \eta \left(\left[\bar{x} - \frac{\mu - r}{\eta} \right] - x \right) dt + \sigma dz$.

Na forma neutra a risco, o processo $x(t)$ é simulado (válido também para Δt grande) pela equação em tempo discreto:

$$x_t = x_{t-1} e^{-\eta\Delta t} + \left[\bar{x} - \frac{\mu - r}{\eta} \right] (1 - e^{-\eta\Delta t}) + \sigma \sqrt{\frac{1 - e^{-2\eta\Delta t}}{2\eta}} N(0,1) \quad (6)$$

Uma das restrições do Movimento de Reversão à Média Aritmético (OU) é que este pode produzir valores negativos para x_t , os quais apesar de serem aceitáveis para algumas variáveis, podem apresentar problemas quando se busca modelar preços de *commodities*, por exemplo. De outra maneira, para se contornar esta questão podem ser adotados modelos geométricos, tais como o modelo proposto por Schwartz (1997), no qual se utiliza uma variável estocástica S , como demonstrado pela seguinte equação:

$$dS = \eta \left[\ln \bar{S} - \ln S \right] S dt + \sigma S dz \quad (7)$$

É necessário descrever o processo aritmético correspondente assumindo $x = \ln S$, pelo lema de *Ito*, para obter o processo estocástico de dx :

$$dx = \left[\frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial x}{\partial S} \eta (\ln \bar{S} - \ln S) S + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 x}{\partial S^2} \sigma^2 S^2 \right] dt + \frac{\partial x}{\partial S} \sigma S dz$$

$$\frac{\partial x}{\partial t} = 0, \quad \frac{\partial x}{\partial S} = \frac{1}{S}, \quad \frac{\partial^2 x}{\partial S^2} = -\frac{1}{S^2},$$

$$dx = \eta \left[\left(\ln \bar{S} - \frac{\sigma^2}{2\eta} \right) - \ln S \right] dt + \sigma dz \quad (8)$$

Como $x = \ln S$ e $\bar{x} = \ln \bar{S} - \frac{\sigma^2}{2\eta}$, pode-se ver que a equação (8) é o mesmo

modelo aritmético de fator único da Equação (1), ou seja, o modelo de *Ornstein Uhlenbeck* (OU), sendo que se utiliza o logaritmo natural dos preços $x = \ln S$, pois é assumido que os preços de *commodities* têm distribuição lognormal, o que é conveniente para que S não seja negativo, uma vez que $S = \exp(x)$. Pela propriedade de log-normalidade do processo de S_t , pode-se escrever:

$$E(S_t) = \exp \left[E(x_t) + \frac{\text{var}(x_t)}{2} \right]$$

O valor esperado do modelo de fator único de Schwartz (1997) é dado por:

$$E[S_t] = \exp \left\{ \ln(S_{t_0}) e^{-\eta(t-t_0)} + \left[\ln(\bar{S}) - \frac{\sigma^2}{2\eta} \right] (1 - e^{-\eta(t-t_0)}) + \frac{\sigma^2}{4\eta} (1 - e^{-2\eta(t-t_0)}) \right\} \quad (9)$$

Sendo:

$$x(t) = \ln[S(t)] \text{ ou } S(t) = e^{x(t)}, \text{ e } \bar{x} = \ln \bar{S} - \frac{\sigma^2}{2\eta}$$

Substituindo $x(t)$ e \bar{x} em (2) e (3), obtém-se assim a Equação (10) de discretização real do modelo:

$$S_t = \exp \left\{ \ln[S_{t-1}]e^{-\eta\Delta t} + \left[\ln(\bar{S}) - \frac{\sigma^2}{2\eta} \right] (1 - e^{-\eta\Delta t}) + \sigma \sqrt{\frac{1 - e^{-2\eta\Delta t}}{2\eta}} N(0,1) \right\} \quad (10)$$

A estimação de parâmetros do modelo de reversão à média geométrico detalhada em Bastian-Pinto (2009) para árvore binomial, assim como no modelo de OU, partem de uma série temporal x_t , escrita pela equação da variável x :

$$x_t - x_{t-1} = \bar{x}(1 - e^{-\eta\Delta t}) + (e^{-\eta\Delta t} - 1)x_{t-1}$$

A partir desta equação, ao substituir $x_t = \ln S_t$ e $\bar{x} = \ln \bar{S} - \sigma^2/2\eta$, chega-se à equação que poderá ser usada na regressão para estimação dos parâmetros:

$$\ln(S_t/S_{t-1}) = \underbrace{(1 - e^{-\eta\Delta t}) \left(\ln \bar{S} - \sigma^2/2\eta \right)}_a + \underbrace{(e^{-\eta\Delta t} - 1)}_{b-1} \ln S_{t-1} \quad (11)$$

$$\text{ou : } \ln(S_t/S_{t-1}) = a + (b-1) \ln S_{t-1}$$

Os parâmetros do processo devem ser estimados pela regressão linear sobre as séries: $\ln(S_t)$ e $\ln(S_{t-1})$, que conduz aos parâmetros requeridos na equação (11):

$$\eta = -\ln(b)/\Delta t$$

$$\sigma = \sigma_\varepsilon \sqrt{\frac{2 \ln b}{(b^2 - 1)\Delta t}}$$

Essas expressões de η e σ são similares àquelas do modelo OU. A diferença em relação àquele modelo estará na média de longo prazo \bar{S} .

Na Equação (11), $a = (1 - e^{-\eta\Delta t}) \left[\ln \bar{S} - \sigma^2/2\eta \right]$. Com a relação já determinada $1 - b = 1 - e^{-\eta\Delta t}$, obtém-se:

$$\bar{S} = \exp \left[\frac{a}{(1-b)} + \frac{\sigma^2}{2\eta} \right].$$

Neste modelo, o nível de reversão de longo prazo depende tanto da volatilidade quanto da velocidade de reversão do processo. Dessa forma, substituem-se os valores de η e de σ , para se obter \bar{S} :

$$\bar{S} = \exp \left[\left(a + \frac{\sigma_\varepsilon^2}{(1+b)} \right) / (1-b) \right]$$

Ao observar a Equação (9) do valor esperado, pode ser visto que quando $T = t - t_0 \rightarrow \infty$:

$$E[S_{T \rightarrow \infty}] \rightarrow \exp \left[\ln(\bar{S}) - \frac{\sigma^2}{4\eta} \right] = \bar{S} \exp \left[-\frac{\sigma^2}{4\eta} \right]$$

Assim, o valor esperado de $S(t)$ não converge para \bar{S} , mas para $\bar{S} \exp[-\sigma^2/4\eta]$, como observado por Bastian-Pinto (2009). Esta consideração pode levar a um valor esperado divergente do cálculo analítico e representa uma limitação do modelo aplicado.

Por último, ao se chegar à equação de simulação neutra ao risco do modelo de Schwartz, subtrai-se o prêmio de risco normalizado da média de longo prazo $\bar{x} = \ln(\bar{S}) - \sigma^2/2\eta$.

$$S_t = \exp \left\{ \ln[S_{t-1}] e^{-\eta\Delta t} + \left[\ln(\bar{S}) - \frac{\sigma^2}{2\eta} - \frac{\mu - r}{\eta} \right] (1 - e^{-\eta\Delta t}) + \sigma \sqrt{\frac{1 - e^{-2\eta\Delta t}}{2\eta}} N(0,1) \right\} \quad (12)$$

Aqui novamente o termo $(\mu - r)/\eta$ é a única diferença comparando-se com a equação de simulação real, ou seja, ajustada ao risco. O prêmio de risco é obtido por procedimento numérico, devidamente descrito em Bastian-Pinto (2009).

Para maiores detalhes a respeito do cálculo dos parâmetros e do uso de modelos de reversão à média para apreçamento de opções, sugere-se checar Schwartz (1997) e Dias *et al.* (2011).

4.2. Análise de Incertezas e Definição de Parâmetros

Após definir a abordagem para analisar a variável estocástica a ser utilizada no modelo é necessário que sejam definidos os parâmetros através da análise da série histórica dos dados. Portanto, será estudada a série histórica do preço da energia elétrica comercializada (PLD) no Brasil como variável estocástica. Com relação à produção de briquetes, devido à falta de dados históricos disponíveis no mercado para o preço, o mesmo será considerado como determinístico, tendo por base o referencial teórico obtido para esta análise.

4.2.1. Modelagem do Preço da Energia Elétrica

O preço da energia elétrica é calculado pela CCEE a partir do Preço de Liquidação das Diferenças (PLD). O PLD é utilizado para valorar a compra e a venda de energia e utiliza os dados considerados pelo ONS para a otimização da operação do Sistema Interligado Nacional (SIN), buscando o equilíbrio entre os benefícios do uso futuro e de armazenamento hidrológico, e considerando economias esperadas dos combustíveis das usinas termelétricas.

No cálculo do PLD são utilizados modelos computacionais que estimam o Custo Marginal de Operação (CMO) para cada submercado, com base nas condições hidrológicas, oferta e demanda de energia, preços de combustível, custo de déficit, entrada de novos projetos e infraestrutura de geração e transmissão etc.

Neste estudo, foi analisada a série histórica semanal do PLD de fevereiro de 2002 a janeiro de 2011, para a Região Sudeste/Centro-Oeste obtida junto à CCEE (2011), e considerada esta como a única variável de incerteza do projeto, como pode ser observado na Figura 6.

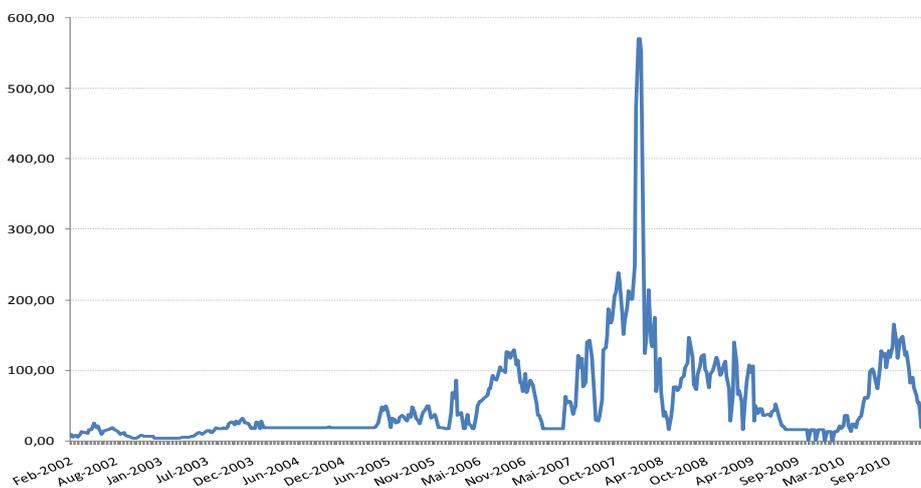


Figura 6 - PLD – Preço *Spot* de Energia no Brasil.

Fonte: elaboração própria, com base na CCEE (2011).

Optou-se pela utilização de uma metodologia baseada na modelagem do ativo base (preço de energia elétrica), como variável estocástica presente nos fluxos de caixa do projeto.

A identificação do processo estocástico mais adequado a ser utilizado na modelagem, segundo Brooks (2008) passa por uma análise da estacionariedade, a qual consiste em avaliar se as propriedades estatísticas da série de preços estudada são constantes durante longos períodos de tempo. A comprovação do modelo como seguindo um processo estacionário é tradicionalmente testada algebricamente pela existência de raízes unitárias em intervalos longos de tempo.

No caso da série de preços de energia no Brasil, inicialmente considerou-se que a mesma assemelha-se intuitivamente a um processo estacionário, não apresentando variância crescente ao longo do tempo. A partir daí, foi usada a prática de análise confirmatória (BROOKS, 2008), realizando-se um teste de raiz unitária proposto por Dickey e Fuller (1979) e conhecido como *Augmented Dickey Fuller* (ADF).

O teste parte da realização da regressão sobre a equação: $x_t = a + b x_{t-1} + \varepsilon_t$, e verifica-se a hipótese nula de que $b=1$ pode-se chegar a conclusão de que a equação terá ao menos uma raiz unitária e segue um caminho aleatório.

De outra forma, ao reescrever essa equação, subtraindo-se x_{t-1} de ambos os lados, chega-se a $x_t - x_{t-1} = a + (b-1) x_{t-1} + \varepsilon_t$, para então verificar a hipótese nula de que $(b-1) = 0$, o que equivale a $b=1$. Assim, as hipóteses de interesse são H_0 : a equação contém uma raiz unitária, versus H_1 : a série é estacionária.

Utilizando o *software Eviews*, foi realizado o teste ADF sobre a série de logaritmo de preços semanais de energia no Brasil. Tendo por base o resultado do teste e os valores críticos da estatística de teste de Fuller (1976) ilustrados na Tabela 1, não foi possível rejeitar a hipótese nula da presença de raiz unitária a 5% de nível de significância. Por outro lado, a 10% de significância a hipótese nula seria rejeitada.

Tabela 1 - Teste de Raiz Unitária ADF

Null Hypothesis: MEDIA_BRASIL has a unit root		
Exogenous: Constant		
Lag Length: 8 (Automatic - based on SIC, maxlag=17)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2,6641	0,0813
Test critical values:	1% level	-3,4466
	5% level	-2,8686
	10% level	-2,5706

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Como observado na literatura, o teste ADF separadamente apresenta pouca robustez contra processos estacionários. A falha ao rejeitar a hipótese nula de presença de raiz unitária pode ser explicada porque a hipótese nula é de fato correta, ou porque não há informação suficiente na amostra, que permita a rejeição. Uma das formas encontradas na literatura para contornar esta questão, é adotar de forma complementar o teste de estacionariedade *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (KPSS) sobre a série de logaritmos dos preços para avaliar se as mesmas conclusões seriam obtidas.

Nos testes de estacionariedade, a hipótese nula indica a presença de estacionariedade e, portanto representando o contrário do teste de raiz unitária de *Dickey-Fuller*.

Para o teste KPSS, supondo que a série temporal adotada siga um processo do tipo $y_t = \alpha t + r_t + \varepsilon_t$, o erro é o processo estacionário e $r_t = r_{t-1} + u_t$ e r_t é o passeio aleatório em que $u_t \sim iid(0, \sigma_u^2)$. Uma vez que a hipótese nula é de estacionariedade e $\sigma_u^2 = 0$, o processo se transforma e a partir daí constrói-se a

$$\text{estatística KPSS: } LM = T^{-2} \sum_{t=1}^T S_t^2 / s^2(l),$$

na qual S^t é a soma parcial dos desvios dos resíduos em relação a média amostral e a variância de longo prazo é aproximada por $s^2(l)$.

Pelo resultado do teste KPSS na Tabela 2, percebe-se que o valor da estatística é menor do que o valor crítico a 1%, não sendo possível rejeitar a hipótese nula de que a série é estacionária. De outra forma, ao observar os valores críticos a 5% e 10%, a hipótese nula seria rejeitada.

Tabela 2 - Teste de Estacionariedade KPSS

Null Hypothesis: MEDIA_BRASIL is stationary	
Exogenous: Constant	
Bandwidth: 15 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel	
Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin test statistic	LM-Stat. 0,593
Asymptotic critical values*:	
	1% level 0,739
	5% level 0,463
	10% level 0,347

*Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (1992, Table 1)

Em função dos resultados obtidos, a hipótese levantada inicialmente de que a série histórica de preços de energia elétrica (PLD) apresentaria grandes

variações em suas propriedades estatísticas não é suportada com robustez. Além disso, a análise visual da mesma série demonstra não haver um processo explosivo para esta variável como seria o caso de seguir um Movimento Geométrico Browniano. Cabe observar que na literatura, ao se modelar preços de energia elétrica, há uma tendência a levar em conta a adoção do processo de reversão à média como a modelagem mais adequada.

Sendo assim, considerando haver indícios de que o preço da energia elétrica no longo prazo reverte para um nível de equilíbrio e de que suas propriedades estatísticas se mantêm constantes, optou-se pela modelagem pelo Movimento de Reversão à Média (MRM) para o (PLD). Para evitar a utilização de preços negativos, foi ainda adotado o MRM geométrico conforme proposto por Schwartz (1997) e como já descrito no subitem 4.1.3.

A partir da modelagem definida, outra questão importante diz respeito aos critérios para o levantamento dos parâmetros da série histórica analisada. O PLD tem seu valor determinado semanalmente para cada patamar de carga com base no Custo Marginal de Operação, limitado por um preço máximo e mínimo vigentes para cada período de apuração. Dessa forma, é comum na literatura a extração de parâmetros utilizando diretamente a série histórica semanal do PLD. No entanto, o que se percebe é que a alta volatilidade desta variável tende muitas vezes a não refletir ou até mesmo superestimar as incertezas presentes em negociações bilaterais para contratos de compra e venda de energia no ACL, cujos preços tendem a ser mais estáveis, embora não se encontrem séries disponíveis em mercado.

Uma vez que para o projeto avaliado foi considerada a celebração de contratos de venda de energia no ACL por negociações bilaterais com prazo mínimo de 6 meses e máximo de 5 anos, adotou-se como premissa converter a série de preços semanais em semestrais, e somente a partir daí realizar a extração dos parâmetros também em base semestral. Os parâmetros requeridos são derivados ao rodar a regressão baseada na Equação (11), cujo resultado está demonstrado na Figura 7.

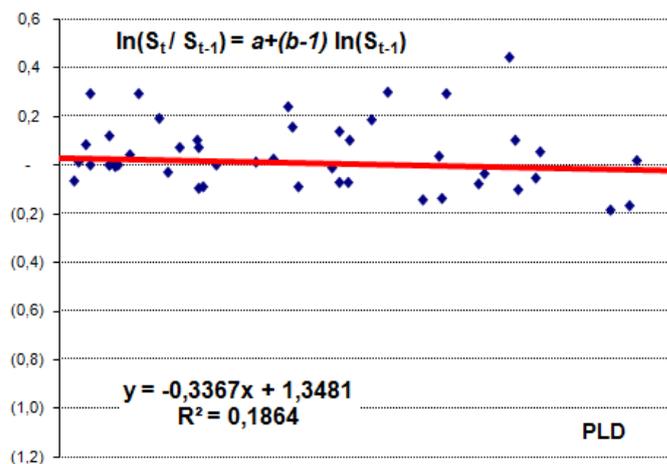


Figura 7 - Regressão das Séries de Retornos do PLD

Fonte: elaboração própria, com base na CCEE (2011).

A velocidade de reversão η , assim como a volatilidade do processo σ , foram calculadas a partir da série histórica do PLD, com base nas equações já definidas na seção 4.1.3. Em seguida, foi calculado o nível de equilíbrio de longo prazo por $\bar{S} = \exp\left[\frac{a}{(1-b)} + \frac{\sigma^2}{2\eta}\right]$. Com relação ao preço *spot* na data zero S_{E_0} , este foi estimado pelo valor do PLD no momento da avaliação, já adicionando um ágio de 40,00 R\$/MWh, com base em contratos negociados no mercado.

Os resultados dos cálculos dos parâmetros semestrais seguem descritos na Tabela 3.

Tabela 3 - Parametros para S_E

S_{E_0}	\bar{S}_E	η	σ
R\$/MWh	R\$/MWh	Semestral	Semestral
76,37	85,66	0,41	85,73%

Fonte: elaboração própria.

4.3. O Modelo Proposto de Aproveitamento da Palha para Fins Energéticos

O projeto considera uma usina de cana de açúcar real no Estado de São Paulo, com uma capacidade nominal de processamento de um milhão de toneladas de cana/ano para produzir açúcar e etanol. Em função da usina já funcionar com caldeiras de alta pressão (60 bar), a energia produzida à partir do bagaço é suficiente para suprir a necessidade térmica e elétrica da usina e prover energia excedente de cerca de 75.600 MWh (referente a 210 dias de safra da cana) que já é vendida no mercado à preço fixo, por contrato de longo prazo no Ambiente de Contratação Regulado (ACR).

A produção de energia em MWh pode ser expandida em 80% com a introdução do recolhimento da palha para fins de cogeração, tendo em vista a quantidade de palha disponível considerada e a capacidade de aproveitamento energético desta biomassa, como observado em Hassuani *et al.* (2005). Parte da palha é queimada (cogeração) durante a safra e o restante é estocado para geração de energia na entressafra da cana, subtotalizando 324 dias para a produção de energia.

Tendo por base o relatório do CTC, foi adotada a Alternativa 1 (enfardamento) como rota tecnológica e considerados os percentuais obtidos por este método de recolhimento da palha (ver subseção 3.3). No entanto, adotou-se o processo de enfardamento de 50% da palha deixada no campo. Durante o período de colheita, 24% da palha é removida com o colmos (cana propriamente dita) e descarregada na usina em estações de limpeza, enquanto pelo menos 50% da palha restante é deixada no campo como cobertura natural do solo. Dessa forma, de acordo com a Figura 8, para cada tonelada de cana de açúcar, são enfardados 53,2 kg de palha e levados à usina.

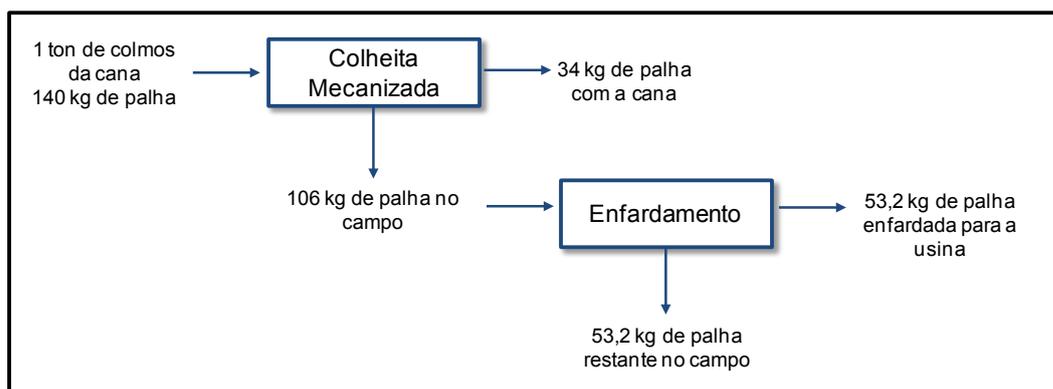


Figura 8 - Disponibilidade da Palha da Cana

Fonte: elaboração própria com base em Macedo, Leal e Hassuani (2001).

Com a quantidade de palha definida, é possível agregar aproximadamente 60.480 MWh à geração anual de energia elétrica da usina, a qual pode ser comercializada em contratos de curto prazo no Ambiente de Contratação Livre (ACL), cuja receita sofre influência da volatilidade do preço *spot* de energia (PLD). Os preços e volumes negociados para compra e venda de energia são tratados entre as partes envolvidas, por meio de contratos bilaterais. Já os valores reais de consumo e geração de energia são registrados pela Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE). Com base nos contratos e dados de medições registradas, as diferenças entre o que foi produzido ou consumido e o que foi inicialmente contratado são determinados e as respectivas diferenças positivas ou negativas são liquidadas ao PLD.

4.3.1. Premissas do Projeto

No caso base do projeto em questão foi considerado o investimento (CAPEX) de R\$ 4,8 milhões para aquisição de colhedoras, tratores e caminhões, máquinas enfardadeiras e reboques para o processo de recuperação, recepção e manejo da palha, somando ainda a área de armazenagem. Estima-se obter 53,2 kg/tc de palha, os quais ao serem levados à usina podem representar um aumento de até 80% na produção de energia excedente (em MWh). O horizonte do projeto é de 5 anos, subdivididos em 10 períodos semestrais. A alíquota de imposto de renda é de 34%. O detalhamento das principais premissas adotadas no projeto pode ser observado na Tabela 4, a seguir.

Tabela 4 – Principais Premissas do Projeto

Premissas	Valor	Unidade
Capacidade instalada (geração bagaço + palha)	18	MW
Consumo de Energia da Usina	~9	MWmed
Preço médio negociado em contratos bilaterais no ACL (ano base 2011)	85,7	R\$/MWh
Período de geração na safra	5.040	horas
Período de geração (bagaço + palha)	7.776	horas
Energia comercializada no ACL pós-expansão	60,5	mil MWh
Custos de produção e rede elétrica	0,30 x Receita	R\$
Despesas com pessoal e serviços gerais	0,05 x Receita	R\$
Colhedoras, Tratores e Caminhões	2.258,0	R\$ (em milhões)
Enfardadeiras e Reboques	1.555,9	R\$ (em milhões)
Área de armazenagem	1.000,0	R\$ (em milhões)
Investimento no Recolhimento	4.814	R\$ (em milhões)
Geração de energia excedente	12.150,0	R\$ (em milhões)
Interligação e Isolamento	2.152,3	R\$ (em milhões)
Rede elétrica industrial	1.572,3	R\$ (em milhões)
Subestação elevadora e linha de 15km	1.644,0	R\$ (em milhões)
Sistema de Controle e Automação	1.094,4	R\$ (em milhões)
Investimento Cogeração	18.613	R\$ (em milhões)
Investimento Total	23.427	R\$ (em milhões)
Vida útil da operação (em semestres)	10	períodos
Exercício da opção (em semestres)	1 a 5	períodos
Taxa de desconto	11,9	%
Taxa livre de risco	5,5	%

Fonte: elaboração própria com base em Hassuani, Leal, & Macedo (2005).

Ainda para o projeto base, a usina investe mais R\$ 18,6 milhões para o aumento no potencial de cogeração. Este investimento compreende ainda a adaptação de turbinas a vapor, adaptação da infraestrutura de interligação, rede elétrica industrial e subestação, além dos sistemas de controle e automação.

Considerando o investimento na recuperação da palha e na cogeração, o fluxo de caixa determinístico do projeto F é uma função do preço da energia S_E , da geração de energia EE , do custo variável de produção C_E , do custo fixo de produção FC , alíquota de imposto de renda T , e depreciação D , como demonstrado na Equação (13).

$$F_t = \left[(S_{E_t} - C_{E_t}) * EE - FC - D \right] * (1 - T) + D \quad (13)$$

O custo de capital do projeto foi estimado em 11,9% ao ano e a taxa livre de risco de 5,5% ao ano em termos reais, como será detalhado mais a frente no item 4.3.2. O preço *spot* da energia S_E , já considerando ágio para o projeto base foi de R\$ 76,37/MWh na data da sua avaliação (outubro de 2011).

Buscou-se, portanto, neste estudo, calcular inicialmente o fluxo de caixa determinístico da venda de energia sem opções reais, dado o investimento. A partir daí, foram avaliadas as opções reais disponíveis, analisando não somente a opção de investir na recuperação e cogeração da biomassa da palha da cana como uma Opção Americana de compra, como também a opção de *switch* (Europeia de troca) entre o fluxo de caixa da venda de energia e o fluxo de caixa da venda de briquetes de biomassa.

Cabe ainda lembrar que, embora a opção de venda de energia em alguns períodos possa apresentar retornos negativos, esta opção se encontrará disponível ao longo da vida do projeto, uma vez que o preço estocástico da energia (PLD) reverta a um nível de equilíbrio de longo prazo.

4.3.2. Custo de Capital do Projeto

Neste estudo, para obtenção da taxa de desconto a ser utilizada para a avaliação do projeto, foi estimado o custo de capital a partir do *Capital Asset Pricing Model* (CAPM), proposto inicialmente por Sharpe (1964) e Lintner (1965) e tendo como premissa o endividamento somente através de capital próprio. Para tanto, foram utilizadas as bases de dados do *S&P Capital IQ* e *Economática*.

Pelo CAPM, foi calculada a taxa de retorno requerida como a soma da taxa livre de risco, mais o produto do risco sistemático das atividades da indústria e o prêmio pelo risco de mercado. Este último corresponde à diferença entre a rentabilidade de uma carteira diversificada de investimentos e a taxa livre de risco (Brigham, Gapensky *et al.*, 2008).

O modelo CAPM é descrito pela fórmula a seguir:

$$k_e = r_f + \beta(r_m - r_f)$$

Onde:

k_e : custo de oportunidade do capital próprio;

β : risco sistemático da indústria sob análise;

r_f : taxa de retorno de um ativo livre de risco;

r_m : taxa de retorno esperada de uma carteira diversificada;

$r_m - r_f$: prêmio por risco de mercado;

Para o cálculo da taxa livre de risco a ser utilizada no modelo CAPM, considerando o tipo de projeto avaliado, qual seja de uma usina de cogeração no Estado de São Paulo, adotou-se como premissa utilizar a taxa média anual da Letra Financeira do Tesouro - LFT no ano de 2011, como a expectativa mais adequada para o horizonte de vida do projeto. Para tanto, estimou-se a média aritmética das médias mensais, chegando-se a taxa de **5,5%** ao ano em termos reais, sendo utilizado o IGPM (Índice Geral de Preços do Mercado) como deflator.

Já o prêmio por risco de mercado ($r_m - r_f$) pode ser definido como a diferença requerida pelos investidores para exposição de seus recursos a ativos arriscados, em lugar dos referidos como livres de risco (Gonçalves Junior, Rochman *et al.*, 2011). No cálculo do prêmio de risco, o retorno do risco de mercado (r_m) e do retorno da taxa livre de risco (r_f), são estimados utilizando a série histórica para o período de 1995 até 2010, com o objetivo de suavizar a volatilidade da série e por representar um período de maior estabilidade macroeconômica no Brasil.

Sendo assim, para o prêmio de risco de mercado, foram utilizadas séries obtidas na base de dados da Economatica (2012), a partir da qual foi calculada a diferença da série de retornos de um índice do mercado acionário brasileiro (IBRX) e a série de retornos da Letra Financeira do Tesouro - LFT, obtendo-se a taxa de **11,5%** ao ano em termos reais.

No cálculo do beta é estimado como parâmetro de medida do risco sistemático, para refletir o retorno de um determinado investimento vis-à-vis o retorno do mercado como um todo.

O valor do beta do projeto (ou o beta considerando financiamento somente por capital próprio, sem dívida) corresponde ao valor do beta desalavancado (*unleveraged beta*). O beta para o projeto em questão foi estimado com base nos betas observados das 11 empresas do setor de produtos agrícolas da América Latina, listadas nas respectivas bolsas de valores, como a média no período de 5 anos e extraídos da base de dados do sistema *Capital IQ*. Em seguida, os betas foram desalavancados pela estrutura de capital de cada empresa.

Para desalavancar os betas de referência, utilizou-se a taxa de imposto nesse mercado (34%) e o nível de endividamento das empresas avaliadas, a partir da equação de *Hamada*, conforme a seguir:

$$\beta_U = \frac{\beta_L}{1 + (1-t).(D/E)}$$

Onde:

β_U : Beta do ativo desalavancado

β_L : Beta do patrimônio ou alavancado (observado em bolsa)

D/E : Nível de endividamento de médio/longo prazo

t : Taxa de impostos (imposto de renda)

Para a determinação do beta (β_U) foi utilizada a média dos betas desalavancados das 11 empresas mencionadas, resultando em um valor de **0,55**.

De acordo com as considerações anteriores, chega-se a expectativa de custo de capital do projeto como sendo de aproximadamente **11,9%** ao ano, conforme observado a seguir.

Tabela 5 – Custo de Capital do Projeto

Composição	Taxa Anual
Taxa Livre de Risco	5,50%
Prêmio de Risco de Mercado	11,50%
Beta	0,55
Custo de Capital do Projeto	11,9%

4.3.3. As Opções Reais Avaliadas para o Projeto

O tradicional método de análise pelo Fluxo de Caixa Descontado (FCD) não leva em consideração o valor das flexibilidades presentes em uma usina de geração de energia a partir da biomassa. Foi assumido que uma vez realizado o investimento em equipamentos e infraestrutura para recuperação da palha e cogeração, a empresa tem a alternativa de fechar contratos de curto prazo para venda de energia no ACL. Da mesma forma, a empresa tem a opção de adiar este investimento ao longo do tempo, caso considere que o valor esperado para os fluxos de caixa futuros da venda de energia, não viabilize o projeto no instante zero. Sendo assim, a cada período existe a alternativa de exercer a opção ou adia-

la até o período subsequente, representando assim uma Opção Americana de investir no aproveitamento da palha.

A incerteza do PLD foi modelada na forma discreta, utilizando árvore binomial recombinante não censurada de reversão à média, proposta em Dias, *et al.* (2011), na qual os valores apresentados a cada nó de decisão são fluxos de caixa da venda de energia. O fluxo de caixa descontado que otimiza essa alternativa, fornece o valor presente destes fluxos de caixa do projeto de forma determinística.

Para obter uma estrutura que descreva o processo de reversão à média considerando opções, com valores em cada nó, após cada movimento de subida i e movimentos de descida j , é necessário adicionar o valor estocástico x_t^* , ao valor determinístico de x_t , como descrito a seguir:

$$x_{(i,j)} = \bar{x} \left(1 - e^{-\eta(i+j)\Delta t} \right) + x_0 e^{-\eta(i+j)\Delta t} + \underbrace{(i-j)}_{x^*} \frac{\sigma \sqrt{\Delta t}}{\sqrt{\quad}}$$

Os parâmetros do modelo binomial utilizado na programação dinâmica (DPL) encontram-se descritos a seguir:

$x_t + x_t^* = \log(S_t)$, no qual:

- x_t : é a parte determinística do processo;
- x_t^* : é a porção estocástica modelada como um movimento aritmético de reversão a média de Ornstein-Uhlenbeck (1930), com média de longo prazo = 0, e partindo de um valor inicial também = 0;
- x_t^* : é modelada como reversão a média recombinante, sendo:

$$x^{*+} = x^* + \sigma \sqrt{\Delta t}$$

$$x^{*-} = x^* - \sigma \sqrt{\Delta t}$$

$$p_{x_t} = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \frac{\eta(-x_t^*) \sqrt{\Delta t}}{\sqrt{\eta^2 (-x_t^*)^2 \Delta t + \sigma^2}} \quad (14)$$

A probabilidade p_{x_t} em cada nó do processo é calculada pela Equação (14). O comportamento do preço S_E é modelado diretamente na árvore binomial como

MRM geométrico, sendo $S_{i,j} = e^{x_{i,j}}$ e $\bar{x} = \log[\bar{S}] - \frac{\sigma^2}{2\eta} - \frac{\lambda}{\eta}$, na forma neutra a risco, na qual λ é prêmio de risco do processo.

Neste modelo, $t \rightarrow \infty \Rightarrow Var[x(t)] \rightarrow \sigma^2/2\eta$ e não para ∞ como seria o caso do Movimento Geométrico Browniano (MGB). Isto porque o processo de reversão à média possui variância limitada, como observado por Dixit e Pindyck (1994). Dessa forma, pode-se explicar porque o valor do projeto com o uso do MRM não aumenta indefinidamente com o aumento da volatilidade.

Para estimação do valor de λ/η é realizada através de procedimento numérico no qual, primeiramente, calcula-se o valor presente do fluxo de caixa do projeto base descontado à taxa ajustada ao risco. A partir daí, ajusta-se o fluxo de caixa neutro ao risco pelo prêmio de risco λ , que passa a ser descontado à taxa livre de risco.

Para maiores detalhes sobre o modelo de reversão à média em árvore binomial, sugerimos a leitura de Bastian-Pinto *et al.* (2007) para o modelo censurado e a aplicação do modelo não censurado em Dias *et al.* (2011).

Uma vez que foi tomada a decisão de investir no recolhimento da palha para aproveitamento energético, assume-se que além dos R\$ 23,4 milhões investidos, a empresa tem a opção de investir R\$ 1 milhão adicional em uma unidade de produção de briquetes, que irá permitir a opção de *switch* entre o fluxo de caixa da venda de energia definido pela Equação (13) e o fluxo de caixa da venda de briquetes, pela Equação (15).

O fluxo de caixa determinístico da venda de briquetes F_B é uma função do preço do briquete S_B , do volume produzido de briquetes V , do custo variável de produção C_B , do custo fixo de produção FC_B , da alíquota de imposto de renda T , e da depreciação D , como demonstrado na Equação (15).

$$F_B = \left[(S_B - C_B) * V - FC_B - D \right] * (1 - T) + D \quad (15)$$

Em função das características químicas da palha da cana e das restrições tecnológicas para a produção de briquetes desta biomassa (FELFLI *et al.*, 2011), a produtividade é afetada, permitindo que a produção de briquetes, seja da ordem de 23.800 toneladas para cada semestre. O preço médio estimado do briquete é de R\$ 200,00/ton (TEIXEIRA; PENA; MIGUEL, 2010), para o fluxo de caixa no qual

após dedução de custos e impostos, além de considerar depreciação, chega-se ao fluxo de caixa livre descontado semestral de aproximadamente R\$ 2,9 milhões, com vida útil de 5 anos para o projeto, subdivididos em 10 períodos semestrais, em que ao final considera-se a perpetuidade do mesmo.