GRUPO -VI
GRUPO DE ESTUDO DE COMERCIALIZAÇÃO, ECONOMIA E REGULAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA- GCR

UM MODELO DE OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICA PARA APOIO À DECISÃO NA COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA DE PEQUENAS CENTRAIS HIDRELÉTRICAS COM TÉCNICAS DE AVERSÃO A RISCO

Brigida U. Decker(*)
LabPlan/UFSC

Vitor L. de Matos
Plan4

Erlon C. Finardi
LabPlan/UFSC

RESUMO

Este informe técnico apresenta uma metodologia de suporte à decisão na comercialização de energia elétrica de Pequenas Centrais Hidrelétricas (PCHs) no contexto brasileiro. Para tanto, são consideradas as especificidades do mercado (como a sazonalização e a penalidade por insuficiência de lastro), os aspectos estocásticos (preço e geração) e as características das fontes de geração na busca pela maximização do retorno da empresa considerando métricas de aversão ao risco (CVAR). Para avaliar o modelo proposto, é apresentado um estudo de casos considerando um horizonte de planejamento de 3 anos de um agente que tem em seu portfólio um conjunto de PCHs.

PALAVRAS-CHAVE

Comercialização de Energia, Pequenas Centrais Hidrelétricas, Otimização Estocástica, Métricas de Aversão ao Risco.

1.0 - INTRODUÇÃO

Em termos regulatórios, no SEB os agentes geradores podem comercializar energia em dois ambientes: o Ambiente de Contratação Regulado (ACR) e o Ambiente de Contratação Livre (ACL). No ACR a venda se dá para distribuidoras por meio de leilões definidos pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) e organizados pela Câmara de Comercialização de Energia (CCEE). Por outro lado, no ACL a energia pode ser negociada livremente entre as partes, ou seja, com os comercializadores, consumidores livres e especiais, desde que atendidas as condições estabelecidas pela legislação vigente.

Assim como os demais agentes cadastrados na CCEE, um agente detentor de fontes alternativas participa do Mercado de Curto Prazo (MCP), independente do ambiente em que comercializa energia. O MCP serve para valorar as diferenças entre as quantidades contratadas e as efetivamente geradas com base no Preço de Liquidação das Diferenças (PLD). Neste cenário, um dos grandes desafios consiste no fato de que o PLD e a geração não podem ser previstos com exatidão no momento da tomada de decisão e, portanto, os agentes de geração ficam expostos a tal incerteza.

Para mitigar os riscos envolvidos com as incertezas associadas ao problema da comercialização de energia no Brasil, o agente que detém PCHs pode assinar contratos bilaterais no ACL, comercializar energia por meio de leilões no ACR ou ambos. Porém, o risco da geração ser insuficiente para honrar os contratos firmados ainda existirá e, portanto, o agente pode ficar exposto a elevados valores do PLD no MCP.

Isto posto, foi instituído o Mecanismo de Realocação de Energia (MRE) para mitigar e compartilhar, entre seus integrantes, os riscos hidrológicos existentes. Assim, o MRE tem o intuito de reduzir a exposição de agentes

(*),Campus Universitário João David Ferreira Lima - CTC – UFSC - CEP 88.040-900 Florianópolis, SC – Brasil.
Tel: (+55 48) 3721-9731 – Email: brigida.decker@gmail.com

detentores de Usinas Hidrelétricas (UHEs) e PCHs. Em síntese, o MRE realoca virtualmente o montante de energia de uma usina hidrelétrica que gerou energia acima de sua Garantia Física (GF), usina com excedente de geração, para outra com déficit de geração. Desta forma, há o compartilhamento de energia entre as usinas, proporcional a GF de cada uma delas, com o intuito de suavizar oscilações de geração e assim evitar grandes exposições no MCP. Participam obrigatoriamente do MRE todas as usinas hidrelétricas despachadas centralizadamente pelo Operador Nacional do Sistema (ONS) sendo facultativo a participação para as PCHs.

Com base nessas considerações iniciais, este trabalho apresenta um modelo computacional de suporte a decisão de comercialização de um agente detentor de PCHs, tendo em vista que a modelagem proposta leva em conta diversos aspectos relevantes associados ao problema, tais como incertezas da geração das usinas e do PLD, bem como as restrições associadas com as regras atuais do mercado de energia Brasileiro e aos contratos. Tal modelo busca otimizar o portfólio de contratos de um pequeno agente gerador participante do MRE no horizonte de 3 anos, discretizados mensalmente, considerando as incertezas e as regras envolvidas no processo de comercialização.

Portanto, trata-se de um problema de otimização estocástica (sob incerteza) em que as variáveis aleatórias são dadas pelo PLD, pela geração hidrelétrica total do Sistema Interligado Nacional (SIN) e a geração individual do agente. Em função das complexidades associadas à solução do problema, é imprescindível a utilização de metodologias e técnicas avançadas de otimização estocástica para resolvê-lo de maneira eficiente e em um tempo computacional aceitável. Nesse contexto, a Programação Dual Dinâmica Estocástica (PDDE) [(1)] foi adotada. Porém, dado que a estratégia ótima de comercialização obtida dos métodos de solução é determinada por um valor esperado, faz-se necessário a utilização de técnicas de aversão ao risco para mitigar os riscos advindos de cenários com conjunturas negativas (que possivelmente geram prejuízos financeiros).

Com base nesses aspectos introdutórios, este informe técnico está organizado da seguinte maneira. A Seção 2 apresenta o modelo computacional desenvolvido. Na Seção 3 são apresentadas as características do problema de otimização em estudo. Em seguida, na Seção 4 é abordado a aversão ao risco no modelo computacional. O modelo matemético utilizado é apresentado na Seção 5 . Por fim, na seção 6 é apresentado o estudo de caso.

2.0 - COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA DE FONTES ALTERNATIVAS (CEFA)

Essa primeira seção tem por objetivo dar uma visão geral do modelo computacional de otimização denominado de CEFA. Conforme comentado anteriormente, o modelo CEFA busca encontrar o melhor retorno considerando as incertezas associadas ao processo de comercialização e o nível de aversão ao risco do agente. Para tanto, o programa é responsável por definir uma política levando também em conta outros aspectos relacionados ao estado da arte de problemas de otimização estocásticas (qualidade da solução, entre outros). Um fluxograma simplificado da ferramenta está resumido na Figura 1.

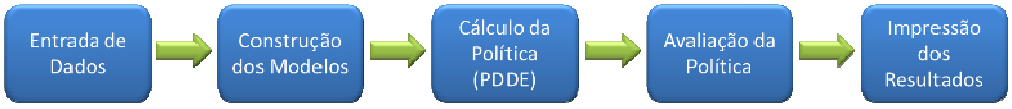

Figura 1. Fluxograma Simplificado do CEFA.

Dessa forma, tem-se as cinco etapas descritas na sequência: (i) A entrada de dados consiste na definição dos parâmetros do problema a ser considerado; (ii) Na segunda etapa constroem-se os modelos de otimização considerando os diversos aspectos considerados na modelagem, os quais serão descritos de maneira resumida nas seções seguintes; (iii) O cálculo da política é a principal etapa, na qual se encontra uma política de decisão por meio da PDDE que fornecerá ao modelo de otimização uma orientação ao processo de decisão; (iv) Na avaliação da política faz-se uma simulação considerando os cenários definidos na Etapa 1 e utilizando a política definida na etapa anterior, os resultados da avaliação fornecem os principais subsídios no processo de tomada de decisão; (v) Por fim escrevem-se arquivos de saída com todos os resultados obtidos pelo CEFA.

Na sequência desse artigo será dado maior destaque à metodologia de solução e modelagem do problema de otimização do CEFA, entretanto, é importante destacar que um dos principais insumos para um bom processo de decisão sob incerteza é a modelagem do processo estocástico. Devido a importância desse processo e ao fato de que há diferentes percepções sobre a melhor estratégia para defini-lo, optou-se por separar a geração de cenários do CEFA em um modelo auxiliar que está ilustrado na Figura 2 e que foi denominado de Sorteio CEFA.

A Figura 2 apresenta a conexão entre os dois modelos, bem como as principais entradas para as ferramentas computacionais. Destaca-se que os resultados do modelo auxiliar podem ser utilizados como dados de entrada pelo CEFA[1]; ou seja, há uma relação entre eles, embora não seja necessário executar o primeiro para usar o

[1] Na verdade, o Sorteio CEFA seria apenas algo para assessorar o usuário na “construção” dos arquivos de entrada do CEFA. Ou seja, uma vez de posse do formato de tais arquivos, o usuário pode fazer as alterações manualmente a fim de adequar as suas necessidades, respeitando os respectivos campos do arquivo base.

modelo principal. Além disso, para a perfeita execução do modelo global, existe a necessidade de considerar alguns dados iniciais da empresa e outros advindos de estudos ou modelo usados no SIN.

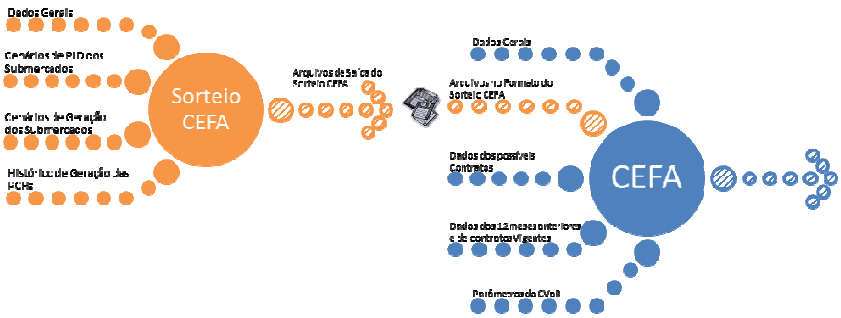

Figura 2. Diagrama dos programas computacionais CEFA e Sorteio CEFA.

3.0 - PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICA LINEAR MULTIESTÁGIO

Como já foi discutido em [(2)] uma alternativa de modelagem para esse tipo de problema é a separação do problema em decisões estratégicas e operacionais [(3)], como pode ser observado na Figura 3. Nestes casos, as decisões tomadas são separadas em dois grupos: estratégicos (nós redondos) e operativos (nós quadrados). Nos nós estratégicos, se decide acerca da sazonalização da GF e a venda de energia por contratos de médio e longo prazo, tendo como periodicidade uma vez antes do início de cada ano. Por outro lado, nos nós operativos verifica-se o resultado das decisões tomadas nos nós estratégicos e "ajustes" são efetuados, tais como a contratação de contratos de compra de curto prazo. Vale ressaltar que, neste artigo, os nós operativos são definidos para cada mês de estudo.

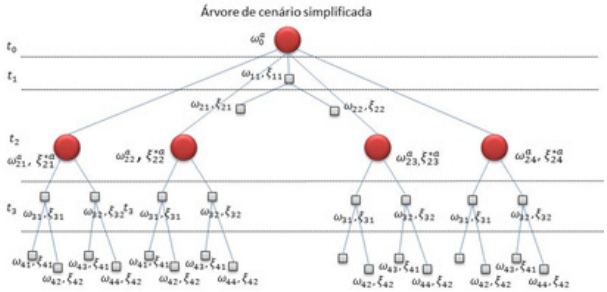

Figura 3. Arvóre de Cenários com decisões estratégicas e operativas.

Nota-se pela figura acima que há incertezas associadas às decisões operativas em base mensal, esses processos estocásticos são o PLD e a geração das usinas. Da mesma forma, tem-se incerteza relacionadas às decisões estratégicas, as quais são definidas como a incerteza acerca dos contratos disponíveis do segundo ano em diante. Neste último caso, a informação quanto aos contratos que estarão disponíveis caberá a um especialista da área, no entanto, na modelagem acima, não há nenhuma relação entre os contratos e a projeção de PLDs observada nos nós operativos.

Assim, no CEFA permite-se uma abordagem diferente para manter um nível de compatibilidade entre o perfil dos contratos em cada um dos nós estratégicos e os cenários de PLD e geração das usinas. Para tanto, considere que na Figura 4 os nós operativos verdes são PLDs mais baixos, os amarelos PLDs médios e os vermelhos PLDs elevados, tem-se uma expectativa de se ter valores e quantidade máximas distintas para um dado contrato dependendo da condição em que se inicia o ano. Por exemplo, no início de 2012 os contratos foram vendidos a preços inferiores quando comparado com o início de 2013, em função da expectativa de valores do PLD (em Janeiro/2012 o PLD médio do Sul estava em 23,14 R$/MWh e em Janeiro/2013 o valor foi de 413,95 R$/MWh).

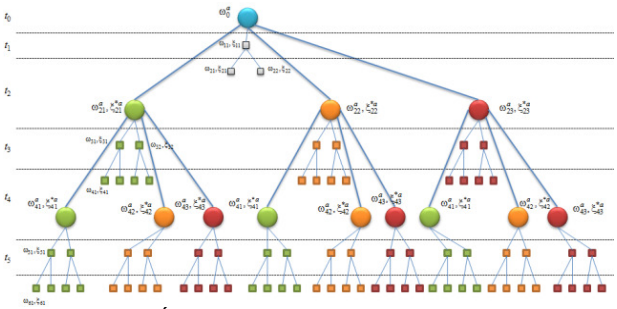

Figura 4. Árvore de cenários com compatibilidade.

Nesse sentido, é possível relacionar contratos de baixo valor com perfis de PLDs baixos no ano em que tais contratos entrarão efetivamente em vigor, por exemplo. Em outras palavras, nós estratégicos constituídos de carteiras com preços mais baixos (nó verde, Figura 4) estão associados a baixos PLDs no ano em que tais contratos são aplicados. De forma a manter a proporcionalidade entre os nós estratégicos, a metodologia utilizada neste trabalho consiste em dividir o conjunto de PLDs em um número de subconjuntos igual à quantidade de nós estratégicos. Assim, se houverem "N" cenários de PLDs e três nós estratégicos, dividem-se os PLDs em três subconjuntos com um terço (1/3) do total de cenários de PLD cada.

4.0 - AVERSÃO AO RISCO NO CEFA

Um dos principais aspectos no processo de tomada de decisão é o nível de aversão ao risco do agente, isto porque quanto maior for a aversão ao risco menor será a receita esperada e o risco de cenários críticos de receita. Com o intuito de adicionar à modelagem do problema uma percepção de risco, optou-se por utilizar uma estratégia que permite ao agente atribuir um peso mais significativo aos cenários que tendem a provocar as menores receitas. Nesse sentido, o CEFA considera uma combinação convexa entre o valor esperado e o Conditional Value-at-Risk (CvaR) [(4)] da receita, conforme.

$$\rho(Z) = (1-\lambda)E[Z] + \lambda CVaR_{\phi}[Z], \tag{1}$$

em que *Z* é a receita total, *E*[.] é o valor esperado, λ é valor de ponderação entre o valor esperado e o CVaR (λ≤ 1), ϕ é o percentil para o qual deseja obter o CVaR.

O CVaR pode ser definido como o valor esperado dos ϕ-percento piores cenários, ilustrativamente considere o caso da Figura 5 na qual se tem que o CVaR é dado pela área hachurada, isto é, os cenários de menor receita. Pela definição acima é possível notar que quanto maior for o λ maior será o nível de aversão ao risco, enquanto que pela figura observa-se que quanto maior for o ϕ menor será o nível de aversão ao risco.

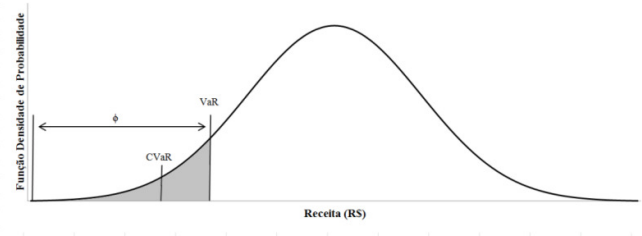

Figura 5. Distribuição da Receita com CVaR

Matematicamente o CVaR[.] é dado por:

$$\text{CVaR}_{\phi}[Z] = \sup_{u}\{u + \phi^{-1}E[Z-u]_{-}\} \tag{2}$$

Essa metodologia tem sido muito utilizada em aplicações com a PDDE [(5)] e [(9)], sendo que os pesos são aplicados de maneira aninhada ao longo de todos os estágios. Apesar do CEFA estar preparado para considerar essa medida de risco em todos os estágios, desenvolveu-se uma alternativa que consistem em consisderar a aversão ao risco apenas nos nós operativos e sem conexação entre as diferentes sub-árvores. Com isso, tem-se que a metodologia acumula as medidas de risco apenas durante o ano.

Ao se aninhar as medidas de risco ao longo de todos os estágios, perde-se a sensibilidade acerca do que está ocorrendo em cada ano e pode super dimensionar a percepção de risco. Nesse sentido, a alternativa implementada se mostrou interessante do ponto de vista metodológico, pois permite ao agente manter essa medida de risco sem comprometer a dinâmica da mesma.

5.0 - MODELO MATEMÁTICO

O artigo [(2)] já apresentou uma formulação matemática para o problema completo, bem como em [(6)] tem-se a formulação separada em nós estratégicos e operativos. Dessa forma, esta seção apresenta brevemente a formulação para ambos os tipos de nós de maneira a possibilitar uma melhor compreensão da modelagem utilizada no CEFA. É importante comentar que será apresentada a formulação para apenas um nó de cada tipo.

5.1 Subproblemas dos nós estratégicos

O subproblema a ser resolvido em cada nó estratégico tem por objetivo maximizar a receita futura, sujeito às restrições de contratos de venda de longo prazo e à sazonalização da GF, conforme destacado a seguir:

$$\max R_t = \alpha_{t+1}^{O} + \frac{1}{(1+\beta)^{12}}\alpha_{t+1}^{E} \tag{3}$$

s.a:

$$\sum_{t=1+12(a-1)}^{12a} g_{tk} = GFT_k, \qquad k = 1,...,NM, \tag{4}$$

$$0 \le g_{tk} \le \overline{P_k}, \qquad k = 1,...,NM, \tag{5}$$

$$0 \le f_{jk} \le H_{jk}, \qquad \forall j = 1,...,NCL; \quad k = 1,...,NM, \tag{6}$$

$$\alpha_{t+1}^{E} - \sum_{j=1}^{NCL}\sum_{k=1}^{NM}\gamma_{jks} f_{jk} - \sum_{\tau=1}^{12(a+1)}\sum_{k=1}^{NM}\mu_{\tau ks} g_{tk} \le \delta_s^{E}, \qquad \alpha_{t+1}^{E} \le \alpha_{t+1}^{MAX}, \quad \forall s = 1,...,NCE, \tag{7}$$

$$\alpha_{t+1}^{O} - \sum_{j=1}^{NCL}\sum_{k=1}^{NM}\gamma_{jks} f_{jk} - \sum_{\tau=1}^{12(a+1)}\sum_{k=1}^{NM}\mu_{\tau ks} g_{tk} - \sum_{\tau=1}^{t}\sum_{j=1}^{NCC}\sum_{k=1}^{NM}\varphi_{\tau jks} y_{tjk} \le \delta_s^{O}, \qquad \alpha_{t+1}^{O} \le \alpha_{t+1}^{MAX}, \quad \forall s = 1,...,NCO. \tag{8}$$

em que:

R_t	receita esperada total do ano *t*;	*a*	ano em estudo;
α_{t+1}	variável que representa a aproximação linear por partes da receita futura até o final do horizonte;	g_{tk}	GF sazonalizada pelo agente no estágio *t* e submercado *k* (MWh);
GFT_k	GF total da usina no submercado *k* (MWh);	β	é o valor do fator de atualização monetária ;
NM	número de submercados;	*NCL*	número de contratos de longo prazo;
f_{jk}	energia média vendida no contrato *j* de longo prazo e submercado *k*;	H_{jk}	energia máxima que pode ser vendida por contrato *j* no submercado *k* (MWh);
s	índice dos Cortes de Benders[2];	*NCC*	número de contratos de curto prazo;
γ_{jks}	coeficiente angular dos contratos de longo prazo *j* no submercado *k* do corte *s;*	$\overline{P_k}$	potência maxima da usina no submercado *k* (MWh);
$\varphi_{\tau jks}$	coeficiente angular dos contratos de curto prazo *j*, no estágio τ e no submercado *k* do corte *s*;	α_{t+1}^{O}	variável que representa a aproximação linear por partes dos nós operativos sucessores;
δ_s	coeficiente linear do corte *s*;	*NCO*	número de Cortes de Benders operativos;
α_{t+1}^{MAX}	valor máximo da variável que representa a aproximação linear por partes do nó operativo sucessor	y_{tjk}	variável associada à decisão dos contratos de compra no curto prazo *j* no estágio *t* e submercado *k* (MWh);
α_{t+1}^{E}	variável que representa a aproximação linear por partes dos nós estratégicos sucessores;	δ_s^{E}	coeficiente linear do corte *s* dos nós estratégicos;
NCE	número de Cortes de Benders estratégicos;	δ_s^{O}	coeficiente linear do corte *s* dos nós operativos;
$\mu_{\tau ks}$	coeficiente angular da sazonalização do estágio τ (do primeiro estágio até dezembro do ano seguinte do nó estratégico) no submercado *k* do corte *s;*		

Este problema está sujeito às restrições relacionadas a sazonalização da GF, na qual se tem que o somatório das GFs alocadas para cada mês não seja superior à garantia física total das PCHs do agente (4) e que a cada mês esse valor não pode ser superior à capacidade instalada das PCHs (5). Ademais, tem-se a restrição limitando a capacidade de energia que pode ser adquirida em um determinado contrato (6) e o conjunto de aproximações lineares (7) e (8), cortes de Benders, provenientes dos nós sucessores, utilizado pelo algoritmo de resolução para obter informações das receitas futuras até o final do horizonte de estudo.

5.2 Subproblemas dos nós operativos

Os nós operativos estão associados aos meses do horizonte de estudo e, portanto, são responsáveis por calcular a receita de cada mês. Assim, em resumo, o problema associado aos nós operativos tem por objetivo maximizar a receita mensal mais a expectativa futura do agente sujeito a um conjunto de restrições, conforme destacado a seguir:

$$\begin{aligned}\max R_t^{\omega_t} = \Bigg[& \sum_{k=1}^{NM} GE_{tk}^{\omega_t} PLD_{tk}^{\omega_t} + \sum_{k=1}^{NM}\sum_{j=1}^{NCL}\left(PCL_j - PLD_{tk}^{\omega_t}\right) f_{jk} DCL_{tj} + \sum_{k}^{NM}\left(PLD_{tk}^{\omega_t} - TEO\right) dGF_{tk} \\ & + \sum_{k=1}^{NM}\frac{g_{tk}}{GF_{tk}} ES_{tk}^{\omega_t}\left(PLD_{tk}^{\omega_t} - TEO\right) - lack_t \cdot Vpen_t^{\omega_t} - \sum_{k=1}^{NM}\sum_{l=1}^{NCC}\left(PCC_l - PLD_{tk}^{\omega_t}\right) DCC_{tl} y_{tlk} \Bigg] + \frac{\alpha_{t+1}}{(1+\beta)^t},\end{aligned} \tag{9}$$

s.a:

$$GE_{tk}^{\omega_t} - g_{tk}\overline{GSF}_{tk}^{\omega_t} + dGF_{tk} = 0, \qquad k = 1,...,NM, \tag{10}$$

$$lack_t \ge \frac{1}{12}\sum_{k=1}^{NM}\sum_{i=0}^{11}\left(\sum_{j=1}^{NCL} DCL_{(t-i)j} f_{jk} - g_{(t-i)k} - \sum_{l=1}^{NCC} DCC_{(t-i)l} y_{lk}\right), \qquad lack_t \ge 0, \tag{11}$$

$$0 \le y_{lk} \le H_{lk}, \qquad \forall l = 1,...,NCC; \quad k = 1,...,NM, \tag{12}$$

$$\alpha_{t+1} - \sum_{j=1}^{NCL}\sum_{k=1}^{NM}\gamma_{jks} f_{jk} - \sum_{\tau=1}^{12(a+1)}\sum_{k=1}^{NM}\mu_{\tau ks} g_{tk} - \sum_{\tau=1}^{t}\sum_{j=1}^{NCC}\sum_{k=1}^{NM}\varphi_{\tau jks} y_{tjk} \le \delta_s, \qquad \alpha_{t+1} \le \alpha_{t+1}^{MAX}, \quad \forall s = 1,...,NC. \tag{13}$$

[2] O corte de Benders são aproximações da FRF calculados pelo algoritmo de solução.

em que:

$R_t^{\omega_t}$	receita esperada total do estágio *t* e nó ω_t;	$PLD_{tk}^{\omega_t}$	PLD no mês *t*, submercado *k* e nó ω_t (R$/MWh);
$GE_{tk}^{\omega_t}$	energia efetiva gerada pelo agente no estágio *t*, submercado *k* e nó ω_t (MWh);	GF_{tk}	GF total relacionada ao estágio *t* e submercado *k* (MWh);
PCL_j	preço do contrato de longo prazo *j*;	DCL_{tj}	perfil do contrato de longo prazo *j* no estágio *t*;
TEO	Tarifa Energética de Otimização (R$/MWh);	DCC_{tl}	perfil do contrato de curto prazo *l* no estágio *t*;
$ES_{tk}^{\omega_t}$	ES alocada no submercado *k* no mês *t* e nó ω_t (MWh);	$lack_t$	Insuficiência de lastro de energia no estágio *t* (MWh);
$Vpen_t^{\omega_t}$	Valor da penalidade por insufiência de lastro de energia no estágio *t* e nó ω_t (R$/MWh);	$\overline{GSF_{tk}^{\omega_t}}$	fator de ajuste de energia alocada no estágio *t*, submercado *k* e nó ω_t.
PCC_l	preço do contrato de curto prazo *l* (R$/MWh);		
dGF_{tk}	desvio de energia (negativo ou positivo) em relação à garantia física do agente no submercado *k* e estágio *t* (MWh);		

Assim, busca-se a maior receita possível considerando as penalidades por insuficiência de lastro de energia definida em (11) e o balanço de energia feito no MRE (10). Esta última, só faz parte do problema quando as usinas participarem do MRE, uma vez que a mesma determina qual vai ser quantidade de energia a ser transacionada no MRE internamente ao submercado, sendo representada pela variável de folga zt. É importante observar que quando o agente participa do MRE, a parcela destinada a ele para comercialização no MCP deixa de ser a geração efetiva e passa a ser a Energia Alocada que é dada pela multiplicação da GF sazonalizada e o GSF.

6.0 - ESTUDO DE CASO

Diante o exposto nas seções anteriores, a ideia do estudo de casos consiste em avaliar o impacto dos diferentes aspectos metodológicos abordados no resultado do problema de um agente gerador detentor de PCHs. A fim de facilitar a análise dos resultados, o conglomerado total das usinas do gerador é considerado.

Antes de detalhar o estudo efetuado, é conveniente destacar que os estudos de casos não buscam representar a realidade atual do mercado de energia, em termos de disponibilidade de contratos, valores, PLDs, entre outros aspectos. Contudo, foram usados dados que se aproximam dessas condições. Ademais, ao invés de utilizar dados históricos oficiais da CELESC, os mesmos foram ligeiramente modificados a fim de se manter o sigilo em relação às informações da mesma. No caso da geração das PCHs foi ajustada uma Função de Distribuição de Probabilidade (FDP) para cada mês do horizonte de estudo.

Além da geração do agente em estudo, existem outros dois parâmetros estocásticos que são considerados na modelagem: a geração total hidrelétrica e o PLD. No Brasil, sabe-se que há uma forte conexão entre esses dois parâmetros e, por essa razão, uma alternativa para considerar tal relação bem como a dinâmica de preços no futuro seria usar um o modelo de planejamento da operação energética de médio prazo para gerar realizações de PLD e geração hidrelétrica como proposto em [(7)]. Para tanto, neste trabalho faz-se uso do modelo SMERA [(8)] para obtê-los.

Tem-se por objetivo, nesta seção, analisar o impacto da inserção do CVaR na estratégia de solução do problema. Para isso, foram considerados três casos, cada um com um diferente λ (peso) atribuído as 10% piores receitas em cada estágio nos nós operativos. Na Tabela 1 estão apresentados os resultados para a receita total do agente considerando diferentes níveis de risco.

Tabela 1:Resultados computacionais da Receita do agente (em milhões de R$).

Casos		**Média**	**Desvio Padrão**
Sem CVaR		163,74	56,205
Com CVaR ϕ=10%	**λ=0,3**	161,13	37,47
	λ=0,5	160,22	34,42
	λ=0,8	156,67	27,39

Convém observar que na medida em que a aversão ao risco do agente aumenta, a receita média tende a diminuir. Isso ocorre porque se mantém níveis mais elevados de proteção a cenários de menores receitas com o aumento do fator λ. Entretanto, a redução da receita vem acompanhada de uma redução do desvio padrão, indicando que, apesar da receita ser menor, a probabilidade de incorrer em cenários com receitas muito inferiores à média é reduzida. O equilíbrio entre perda de receita e aumento da segurança deve ser definido considerando análises como as apresentadas na Tabela 1.

A sazonalização para os diferentes casos com a árvore completa está apresentada nas Figura 6. Para todos os casos com aversão ao risco, existe uma sazonalização mais suave eliminando as variações abruptas de máximos e mínimos do caso sem aversão ao risco.

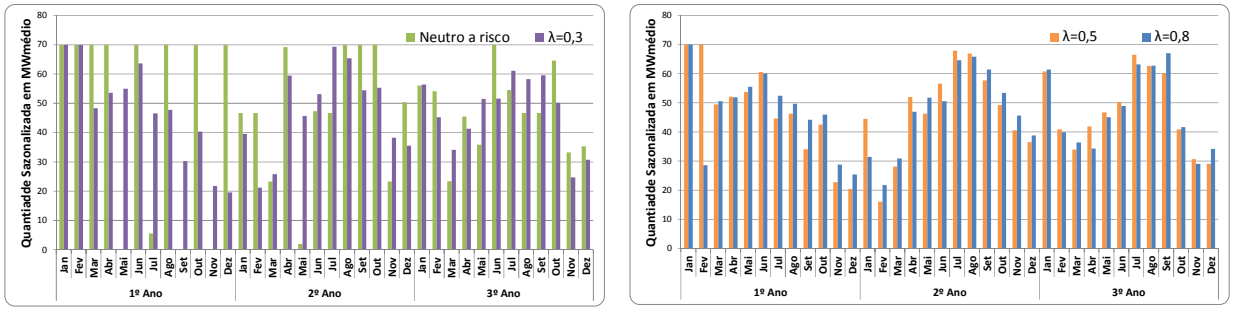

Figura 6 – Sazonalização da GF para o período em estudo com diferentes níveis de aversão ao risco.

Esse comportamento suave da sazonalização da GF aproxima-se de estratégias de sazonalização encontradas em aplicações reais. Nos resultados obtidos as decisões do primeiro ano são mais relevantes, uma vez que são as decisões que serão realmente implementadas no curto prazo.

Com relação ao perfil de contratos de venda de longo prazo destacados na Figura 7, é interessante notar que eles são similares em todos os casos, embora os casos com aversão ao risco tenham apresentado magnitudes maiores na medida em que se aumenta o nível de aversão ao risco, especialmente nos primeiros anos do horizonte de estudo. Nessa comparação os casos com aversão a risco apresentaram uma quantidade contratada no primeiro ano superior em 21 a 32% em relação ao neutro a risco, e superior em 48 a 62% quando considerado todo o horizonte de estudo

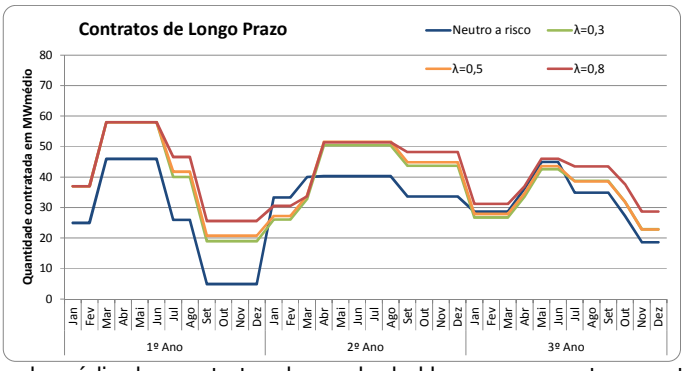

Figura 7 - Comparação da média dos contratos de venda ded longo prazo entre a metodologia neutra e a com aversão ao risco, para a árvore de cenário completa em todo período de estudo.

Esses resultados corroboram com o conhecimento que se tem do mercado de energia brasileiro, no qual se sabe que a venda de energia por contrato reduz o risco do agente. No entanto, é importante notar que isso só é verdade quando o agente consegue manter níveis de geração elevados para atender seus contratos com geração própria ou por meio do MRE, principalmente nos cenários de PLD elevado. Dessa forma, evita-se comercializar toda a energia por contrato a fim de se proteger contra eventuais cenários em que há uma combinação de PLD elevado e baixa geração, algo factível para usinas hidrelétricas.

Nas Figura 8 (a) e (b) são ilustrados os resultados previamente apresentados, de sazonalização da GF e média dos contratos de longo prazo, para a árvore de cenários completa, nos casos neutro a risco e com aversão ao risco.

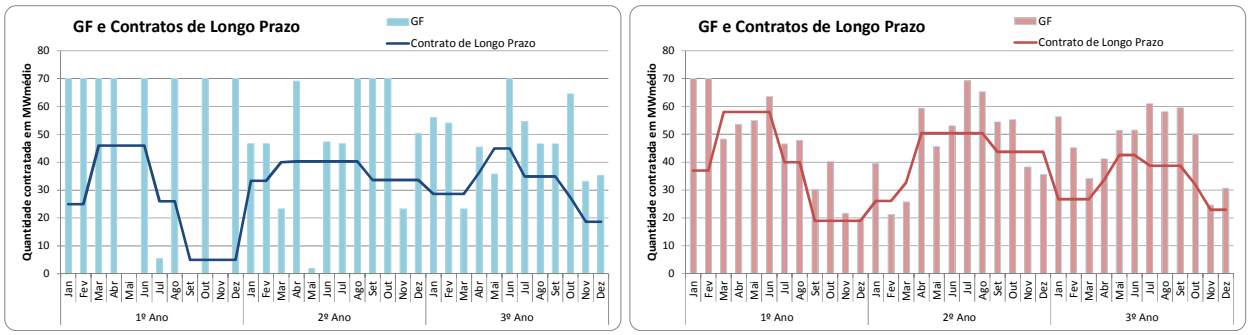

Figura 8 - Sazonalização da GF e média dos contratos de longo prazo, para a árvore de cenários completa com a metodologia neutra a risco (esquerda) e com a metodologia de aversão ao risco (direita) no caso com λ=0,3.

É possível notar que no caso com aversão ao risco, Figura 8 – (b), o perfil dos contratos de longo prazo e o perfil da sazonalização da GF são muito mais parecidos do que no caso neutro a risco. Por fim, destaca-se que neste trabalho as decisões de sazonalização ainda são únicas para o MRE e para a restrição de insuficiência de lastro.

7.0 - CONCLUSÃO

No presente trabalho foram descritos aspectos técnico de um modelo de otimização estocástica desenvolvida para apoio à decisão na comercialização de energia de Pequenas Centrais Hidrelétrica (PCHs). O CEFA tem como intuito principal auxiliar o decisor na tomada decisão no que concerne a definição dos contratos de venda, assim como eventuais contratos de compra para honrar outros contratos em vigor e, ainda, sugerir uma sazonalização anual da Garantia Física (GF), considerando a maximização de uma medida de risco.

O modelo desenvolvido conta com diversos aspectos de modelagem que agregam inúmeras possibilidades ao modelo, como a separação entre as decisões estratégicas e operativas, a conexão entre as condições de contratos disponíveis e o PLD, um modelo de aversão a risco aninhado que mede o risco anual, dentre outros aspectos importantes.

Assim, com base nos resultados, foi possível reproduzir de forma bastante satisfatória as principais particularidades dos trâmites envolvidos no processo atual e, por conseguinte, dar uma maior credibilidade ao modelo final desenvolvido. Convém reforçar que se trata de uma metodologia de apoio à decisão e, portanto, a percepção de mercado, a análise dos resultados do modelo e as futuras perspectivas do agente gerador devem ser levadas em consideração na decisão final do agente. Então, a metodologia não visa substituir a figura do analista e sim norteá-lo levando em conta os diversos aspectos e as peculiaridades envolvidas no problema em questão.

8.0 - AGRADECIMENTOS

Este trabalho teve o financiamento da CELESC por meio do Projeto P&D ANEEL 5697-4510-2011.

9.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

(1) PEREIRA, M. V. F., PINTO, L. M. V. G. Multi-stage stochastic optimization applied to energy planning. Math. Program, vol. 52, pp. 359–375, 1991

(2) MATOS, V. L.; SIERRA, M. ; DECKER, B. U. ; MILANEZI, A. ; FINARDI, E. C. . Um modelo de otimização estocástica para apoio à decisão na comercialização de energia de fontes alternativas. In: XXII SNPTEE Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, Brasília. Revista XXII SNPTE, 2013.

(3) HELLEMO, L., MIDTHUN, K., TOMASGARD, A., WERNER, A. Multi-stage stochastic programming for natural gas infrastructure design with a production perspective. in Stochastic Programming: Applications in Finance, Energy, Planning and Logistics, H. I. Gassmann, S. W. Wallace, and W. T. Ziemba, Eds. World Scientific, 2012.

(4) ROCKAFELLAR, R. T., URYASEV, S. Conditional value-at-risk for general loss distributions. J. Bank. & Financ., vol. 26, no. 7, pp. 1443–1471, 2002.

(5) PHILPOTT, A., DE MATOS, V. L., FINARDI, E. C. On Solving Multistage Stochastic Programs with Coherent Risk Measures. Oper. Res., vol. 61, no. 4, pp. 957–970, Aug. 2013.

(6) MATOS, V. L. ; SIERRA, M. ; FINARDI, E. C. ; DECKER, B. U. ; MILANEZI, A. ; ALFING, E. . Stochastic Model for Small Hydro Units Energy Commercialization in the Brazilian Energy Market. In: 10th International Conference on Computational Management Science - CMS, 2013.

(7) MARZANO, L. G. B., MELO, A. C. G., SOUZA, R. C. An approach for portfolio optimization of energy contracts in the brazilian electric sector. in 2003 IEEE Bologna Power Tech Conference, 2003, pp. 914–921.

(8) DE MATOS, V. L., FINARDI, E. C. A computational study of a stochastic optimization model for long term hydrothermal scheduling. Int. J. Electr. Power & Energy Syst., vol. 43, no. 1, pp. 1443–1452, 2012.

(9) SHAPIRO, A. “Analysis of stochastic dual dynamic programming method,” European Journal of Operational Research, vol. 209, no. 1, pp. 63–72, 2011.

10.0 - DADOS BIOGRÁFICOS

Brigida Uarthe Decker, nascida em Florianópolis (1987), Graduada em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) em 2011 e obteve o título de mestre em Engenharia Elétrica com ênfase em Sistemas de Energia Elétrica no LabPlan – UFSC em 2014. Seus principais interesses são estudos de planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, comercialização e mercados de energia elétrica, otimização estocástica e programação computacional.

Vitor Luiz de Matos, nascido em Florianópolis (1982), é sócio fundador da empresa Plan4 Engenharia. Graduado em engenharia elétrica pela Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) em 2006 e obteve os títulos de mestre e doutor em Engenharia Elétrica com ênfase em Sistemas Elétricos de Potência em 2008 e 2012, respectivamente, na mesma universidade e vinculado ao LABPLAN (Laboratório de Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica). Em 2010 fez doutorado sanduíche pelo período de 6 meses na The University of Auckland (Auckland, Nova Zelândia). Participa de projetos de Pesquisa e Desenvolvimento ANEEL (P&D ANEEL) e consultorias com diversas empresas do setor elétrico. Seus principais interesses são estudos de planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, comercialização e mercados de energia elétrica, otimização estocástica e programação computacional.

Erlon Cristian Finardi, nascido em Lages (SC) em 1974. Graduou-se em Engenharia Elétrica em 1996 na Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) e obteve os títulos de mestre e doutor em engenharia nos anos de 1999 e 2003, respectivamente, na mesma universidade. De 2003 a 2006 esteve vinculado ao Laboratório de Planejamento de Sistemas de Energia Elétrica (LabPlan) da UFSC como pesquisador colaborador. Seus principais interesses são estudos de planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos, otimização estocástica, gerenciamento energético de microrredes, processamento de alto desempenho aplicado no planejamento e operação de sistemas de energia elétrica, métodos numéricos de otimização e programação computacional. Atualmente é professor DE Adjunto IV do Departamento de EEL da UFSC, estando vinculado ao LabPlan.