



**XXIII SNPTTE
SEMINÁRIO NACIONAL
DE PRODUÇÃO E
TRANSMISSÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA**

FI/GCR/13
18 a 21 de Outubro de 2015
Foz do Iguaçu - PR

GRUPO – VI

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

OTIMIZAÇÃO DE PORTFOLIO DE UMA DISTRIBUIDORA À LUZ DA RESPOSTA DA DEMANDA

Joel Arthur Guimarães Jr. (*)
COPPE/UFRJ

Leontina Pinto
ENGENHO

Nelson Maculan
COPPE/UFRJ

RESUMO

Até agora, o sistema e o mercado olham a carga quase como um dogma, que precisa ser incondicionalmente atendida. Entretanto, o consumidor não é, necessariamente, inflexível: muitos aceitariam uma flexibilização em troca de algum tipo de incentivo.

Este artigo propõe um modelo de Otimização de Portfolio baseado no conceito de Gerenciamento de Risco à luz da resposta da demanda no setor elétrico brasileiro. A ideia básica é a inclusão, na gestão do portfolio, da opção do contrato de carga flexível, onde a distribuidora pode optar pela redução da tarifa em cenários de déficit.

PALAVRAS-CHAVE

Distribuição de Energia, Otimização, Resposta à Demanda

1.0 - INTRODUÇÃO

É bem conhecido o problema desafiador do planejamento energético que resulta da quantidade de energia que uma distribuidora deve contratar para atender a sua carga em curto prazo, médio prazo e longo prazo. Assim, o problema de planejamento energético requer a construção de um conjunto de cenários futuros que, por vezes, é difícil de prever, porque as regras e regulamentos não são conhecidos; processos são não-estacionários, disponibilidade e demanda estão sujeitos a contornos sociais, econômicas e políticas não-previsíveis. No Brasil, os agentes precisam navegar em um oceano de incertezas, incluindo a mudança de regulamento, os preços extremamente voláteis, por exemplo, os preços de curto prazo pode facilmente dobrar ou três vezes dentro de um mês [1].

O modelo resultante corresponde à otimização do portfolio de contratos da distribuidora sujeito a todas as restrições de Mercado (atuais e possíveis evoluções futuras), cuja função objetivo é modificada para acomodar os incentivos da redução voluntária da demanda. Vale notar que, ao invés de uma decisão “here-and-now” – sem possibilidade de ajustes futuros – aplica-se o conceito “wait-and-see”, flexibilizando as decisões e abrindo caminho para que a distribuidora seja proativa, oferecendo uma sinalização justa e realista à demanda, apoiada nos custos e preços reais de fornecimento e interrupção.

Na literatura, sobre o ponto de vista da carga, existem três ações gerais pelos quais uma resposta da demanda pode ser alcançada. Primeiro, o consumidor pode reduzir seu uso de energia elétrica durante os períodos críticos de pico, quando os preços são elevados, sem alterar o padrão de consumo durante outros períodos. Em segundo lugar, os consumidores podem responder aos altos preços de energia elétrica, transferindo algumas de suas operações de pico de demanda para os períodos fora de pico. Um exemplo seria a mudança de algumas atividades domésticas

(*) Endereço Av. Chile, n° 65 – sala 2202 A – CEP 20.031-912, Centro, Rio de Janeiro, RJ, Brasil
Tel: (+55 21) 3224-1419 – Fax: (+55 21) 3224-0929 – Email: joelag@cos.ufrj.br

(por exemplo, máquinas de lavar louça, bombas de piscina) para períodos fora de pico. O terceiro tipo de resposta da demanda é usando geração no local ou geração distribuída. Por meio da utilização de geração distribuída, os consumidores podem experimentar nenhum ou muito pouca mudança no seu padrão de uso de energia elétrica.

O escopo do artigo abrange:

- A revisão da literatura técnica
- A descrição do problema e dos conceitos básicos envolvidos
- A formulação do modelo matemático
- A aplicação prática a uma distribuidora brasileira
- A discussão dos resultados obtidos, incluindo análise para potencial redução da tarifa em cenário de déficit.

Espera-se, com o trabalho, aportar um avanço real para o mercado brasileiro, permitindo a correta sinalização de preços ao consumidor e a redução de custos e tarifas de suprimento.

1.1. Cenário de Mercado

A previsão de carga tem sido um desafio para os jovens mercados, ainda em evolução e longe da estabilidade [2-3]. Assim, as decisões sobre incertezas exige a construção de um conjunto de cenários futuros de mercado em que uma escassez, um evento político ou um plano econômico pode produzir um grave impacto sobre os padrões de consumo, definindo, por vezes, uma nova realidade. Nestes casos, a informação passada não é mais válida, e a história torna-se os dados sem sentido [4].

Além disso, as altas temperaturas que conduzem a cargas mais elevadas podem estar associadas a correntes de ar e, portanto, a falta de disponibilidade hidrelétrica - um cenário explosivo potencial, se o sistema está próximo do seu limite (ex: o mercado brasileiro de energia) [1].

Portanto, a previsão de carga é vital para as distribuidoras que fazem sua decisão de celebração dos contratos de energia que deve ser assinado a fim de satisfazer sua carga.

1.2. Racional da Tomada de Decisão

Do ponto de vista da distribuidora, [5] menciona a distinção entre decisões de médio e longo prazo e de curto prazo. A configuração da carteira de mercado futuro e a determinação do preço de venda oferecido aos clientes são decisões de médio e longo prazo, enquanto as transações no “pool” (ex. Mercado do dia seguinte) são decididas no curto prazo. Decisões de médio ou longo prazo são feitas no início do horizonte de planejamento, ao passo que as decisões de curto prazo são realizadas durante todo ele.

A principal diferença entre esses dois tipos de decisão reside no grau da incerteza revelada no momento da tomada de decisão. Por esta razão [5-6] distinguem entre decisões “here-and-now” e “wait-and-see”. Considerando-se um modelo de programação estocástica de dois estágios, as decisões “here-and-now” são aquelas que são feitas antes da incerteza seja conhecida. Considerando horizontes de médio e longo prazo, estas decisões correspondem à negociação futura do mercado e da determinação do preço de venda. Em contraste, a decisão referida como “wait-and-see” é feita após a incerteza é revelado.

O mercado real combina ambas as variáveis que devem ser corretamente modeladas e otimizadas de modo a conseguir a melhor solução ótima [6].

1.3. Objetivo

Este artigo apresenta uma abordagem para a otimização com base no conceito de Gestão de Risco à luz da resposta à demanda na ótica de uma distribuidora de energia elétrica brasileira em relação ao custo de compra de energia. Neste caso, há uma previsão de contratação para atendimento à demanda com restrições de risco de déficit de acordo com os cenários a serem construídos pela distribuidora.

Como a escassez da demanda traz consequências para o mercado, comprometendo o balanço de suprimento, a variável de controle é a demanda, pois é um dos vetores para restabelecer o equilíbrio do balanço. Ademais, não será observada multa contratual no modelo que pode ser originada de uma exposição involuntária da distribuidora, por exemplo.

O modelo proposto baseia-se na abordagem [7] e é um MIP (Mixed Integer Program), que é modelo de otimização com variáveis reais e inteiras [8], cujas restrições de balanço de energia e contratos são adicionadas três restrições de risco de déficit que são detalhadas no item 3.0. Dado que não há interpretação de preço-sombra e variável dual similar aos problemas de Programação Linear (PL) no MIP [9], será feito uma sensibilidade dos custos via PL de tal recurso no resultado apresentado das variáveis inteiras no MIP. Portanto, ao invés de ter uma postura passiva, a distribuidora poderá ser pró-ativa em oferecer uma resposta à demanda de seu cliente via tarifa, quando seus contratos não satisfizerem o atendimento à carga, pagando multas por causa disso.

2.0 - MODELO GENÉRICO

Os cenários futuros são considerados variáveis que representam as respostas a estímulos específicos: preços e demandas são modelados como as saídas de uma função que transformam variáveis de entrada (geralmente econômicos, comportamentais e climatológicas) para a informação desejada. Como mencionado [1], o cenário de consistência cenário é apenas alcançado se o modelo assume simultaneamente as mesmas variáveis de entrada para cada cenário gerado.

Embora estes cenários futuros representem um fator importante para as distribuidoras, a nova abordagem é trazer flexibilidade para elas, a fim de calcular a redução da demanda, que pode gerar um novo produto, quando elas têm déficit na quantidade de energia contratada.

Este trabalho se concentra no mercado brasileiro de energia da indústria de distribuição, mas pode-se notar o modelo proposto é geral e extensões para outros mercados são simples.

Demanda de energia, especialmente cargas residenciais, são dados variáveis e incertos. Por exemplo, a variabilidade do consumo de eletricidade de um único cliente residencial geralmente depende da presença na casa dos membros da família e no momento da utilização de alguns aparelhos de alta potência com duração relativamente curta de utilização durante o dia, e é sujeito à incerteza muito elevada. A análise probabilística e teoria “fuzzy” podem ser utilizadas para analisar a carga à luz da incerteza [10].

É possível também que cenários de demanda sejam modelados como a resposta a causas associadas, como a econômica, climatológica e comportamental. Os algoritmos especializados com base na análise de funções [11] e projetados para enfrentar o desafio de falta de dados identificam o impacto de cada variável de entrada e constroem a função de transferência adequada. No nosso caso, o agente distribuidor irá utilizar cenários de sua experiência como planejador.

Uma distribuidora deve assinar contratos de energia a fim de atender a demanda de seus clientes. O modelo de carteira ideal análogo pode ser amplamente escrito como a minimização dos custos totais das compras mais possíveis custos deficitários ou penalidades da energia total necessária para suprir a carga. Como mencionado no item 1.2., as decisões de compra são feitas a base “here-and-now”, ou seja, antes de cenários de carga futuras ocorrer, e as variáveis de déficits são simuladas na base “wait-and-see”, como eles são consequências dos cenários dependentes das decisões de compra.

De acordo com [7], a função objetivo de minimização pode ser escrito como a minimização dos custos do contrato mais o valor dos custos de déficit ao longo de cada intervalo de tempo e cada cenário de carga.

$$\text{Min } c_{A_i} A_i + \sum_s p_s (cdef_{s,t} * Def_{s,t}) \quad (1)$$

onde

c_{A_i} são os custos associados aos contratos A_i ;

p_s é a probabilidade associada à ocorrência de cada cenário s ;

$cdef_{s,t}$ é o custo de deficit associado ao cenário s no instante t ;

$Def_{s,t}$ é o deficit associado ao cenário s no instante t .

As restrições do problema correlaciona o balanço de carga para cada intervalo de tempo e cada cenário de carga.

$$\sum_i A_i + Def_{s,t} = Load_{s,t} \quad \forall i, s, t \quad (2)$$

onde

$Load_{s,t}$ é a carga relacionada ao cenário s no instante t .

Limitação dos contratos é identificada como

$$\underline{A_{i,t}} \leq A_{i,t} \leq \overline{A_{i,t}} \quad \forall i, t \quad (3)$$

onde $\underline{A}_{i,t}$ e $\overline{A}_{i,t}$ são os limites inferior e superior relacionados aos tipos de contrato i no instante t .

O risco de não fornecimento de carga pode ser abordado de várias maneiras - de probabilidade de déficit mais simples ao mais sofisticados conceitos de Value-at-Risk (VaR) e Conditioned Value-at-Risk (CvaR). Este trabalho terá o déficit esperado como o indicador de risco principal, como é amplamente utilizado no mercado de energia brasileiro. Extensões para VaR e CVaR são simples de aplicação [12].

Por exemplo, um baixo custo de déficit ou um cenário de baixa probabilidade poderia levar ao risco de déficits relacionados à solução ideal que poderia ser ótima do ponto de vista matemático, mas indesejável para, um agente conservador avesso ao risco [7].

Em relação à proposta de [7], a abordagem de Gestão de Risco usa variáveis booleanas (0-1), o que representa o subsídio ou não da existência de um déficit no cenário s , instante t :

$$Idef_{s,t} = \begin{cases} 0, \text{ não há déficit permitido em } s, t \\ 1, \text{ déficit permitido em } s, t \end{cases} \quad (4)$$

As restrições de risco coincidem com a especificação de níveis máximos admissíveis de risco para cada instante de tempo

$$\sum_s p_s Idef_{s,t} \leq \overline{\varepsilon def}_t \quad \forall s, t \quad (5)$$

onde

$\overline{\varepsilon def}_t$ é o valor máximo aceito de risco de déficit no instante t e p_s é a probabilidade conjunta do cenário s .

3.0 - MODELAGEM APLICADA

Este artigo centra-se no mercado brasileiro de energia cujas regras de mercado são impostas pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) e Ministério de Minas Energia (MME). Assim, o modelo será aplicado em uma distribuidora cuja exposição ao déficit, ou seja, maior carga de energia contratada, pode ser traduzido em uma oportunidade para reduzir a demanda.

De acordo com as regras da ANEEL, as distribuidoras têm que adquirir contratos de geradores por meio de um processo de leilão público. Em teoria, há um mecanismo de “pass-through” da tarifa ao consumidor, contanto que:

- Todas as cargas devem ser atendidas cujos déficits estão sujeitos a penalidades rigorosas e quaisquer custos derivados, como energia comprada no mercado à vista não podem ser transferidos para as tarifas;
- A quantidade máxima de custos permitida para “pass-through” é limitado a compras que somam 105% da carga total.

Os leilões públicos promovidos pela ANEEL oferecem contratos de 15 a 30 anos negociados três e cinco anos antes da construção e operação de usinas de energia a partir de geradores (A-3 e A-5). Além disso, há contratos de energia existente, que compreende período 5 a 15 anos negociados um ano antes da entrega de energia (A-1) [13].

Estas regras foram concebidas para favorecer compromissos de longo prazo, a fim de alcançar o pleno “pass-through” da tarifa. Assim, a distribuidora deve atender alguns requisitos como:

- Repasse integral dos custos de compra de energia dos contratos celebrados no leilão A-5;
- Repasse integral dos custos de compra de energia correspondente até 2% dos volumes de longo prazo (A-5);
- Contratos de curto prazo (A-1) estão limitados a 1% da carga total da distribuidora.

Além disso, há os contratos de leilões de fonte alternativa, Itaipu e nucleares cujo repasse do custo da energia é integral para o consumidor; os contratos de leilões de ajuste cujo montante deverá ser até 5% da carga total contratada da distribuidora; e os contratos de energia das usinas submetidas à legislação [14, 15].

Por um lado, a mitigação de risco opera na base “wait-and-see”, e pode ser decidida quando os cenários são mais bem definidos. Assim, as consequências podem ser mais bem avaliadas. Por outro lado, as compras de energia

são feitas na base “here-and-now”, ou seja, vários anos antes do início do prazo de entrega. Então, de acordo com as regras da ANEEL, as principais unidades para mitigação de riscos são:

- Os intercâmbios de energia entre as empresas acontecem tanto para as posições contratuais longas ou curtas, sempre que há uma necessidade de equilíbrio entre eles;
- Reduções de energia podem ocorrer como uma compensação de desvios de mercado das projeções estimadas por causa de (i) para compensar a saída do potencial cliente livre do mercado regulado e (ii) a redução de até 4% ao ano do montante anual contratado de energia a critério das distribuidoras.

De acordo com as regras estabelecidas, as distribuidoras no Brasil não podem estimular a redução de carga dos clientes quando eles enfrentam abastecimento deficitário em seus contratos a fim de evitar sanções. Então, a proposição deste artigo é tentar trazer para o segmento de distribuição uma forma de gestão de risco em termos de relacionamento com seus clientes e um novo modelo de carteira em que tem raiz na proposição de [7].

Portanto, o modelo de portfolio ideal para uma distribuidora deve minimizar os custos totais de compra, alcançando uma menor tarifa menor para o cliente, mais o valor esperado de déficits e compras em excesso à luz da regra proposta.

$$\text{Min } c_{A_i} A_i + \sum_s p_s (c_{def_{s,t}} Def_{s,t} + c_{exc_{s,t}} Exc_{s,t}) \quad (6)$$

onde

c_{A_i} são custos relacionados aos contratos A_i (A-1, A-3, A-5, leilão de ajuste, etc.)

p_s é a probabilidade relacionada por cenário s

$c_{def_{s,t}}$ são custos de déficit relacionado por cenário s no instante t

$Def_{s,t}$ é o déficit relacionado por cenário s no instante t

$c_{exc_{s,t}}$ é o custo para a distribuidora por cenário s no instante t da sobra de energia acima de 105% requerida o qual não consegue repassar via “pass-through”

$Exc_{s,t}$ é o excesso de energia acima de 105% requerida relacionada por cenário s no instante t

O conjunto de restrições é listado abaixo:

1. Balanço de Energia: esta restrição inclui eventuais déficits, excessos ou reduções de energia para cada cenário s no instante t .

$$\sum_i A_i - Red_{s,t} + Def_{s,t} - Excp_{s,t} - Exc_{s,t} = Load_{s,t} \quad \forall s, t \quad (7)$$

onde

$Red_{s,t}$ é a redução do contrato relacionada ao cenário s no instante t

$Excp_{s,t}$ é o excesso de carga acima de 100% relacionado ao cenário s no instante t cujos custos podem ser repassados para a tarifa (“pass-through”)

$Exc_{s,t}$ is é o excesso de carga acima de 105% relacionado ao cenário s no instante t cujos custos não podem ser repassados para a tarifa (“pass-through”)

$Red_{s,t}$ é a redução da demanda do cliente relacionada ao cenário s no instante t quando a distribuidora enfrenta um aumento da demanda, resultando em uma exposição ao déficit

2. Limites dos contratos: os contratos serão decididos de antemão, sendo os contratos obrigatórios como Angra 1 e 2, Itaipu os limites inferiores da restrição instante t .

$$\underline{A_{i,t}} \leq A_{i,t} \leq \overline{A_{i,t}} \quad \forall i, t \quad (8)$$

3. Limite da redução contratual: o limite superior da restrição é o percentual previsto na legislação [11] do contrato i no instante t , dependendo do cenário s no instante t . Esta redução será decidida na ocorrência do cenário, isto é, variável sujeita à base “wait-and-see”.

$$0 \leq Red_{s,t} \leq 0,04 * \overline{A_{i,t}} \quad \forall i, s, t \quad (9)$$

4. Limite de energia contratada no intervalo de 100% a 105% da demanda planejada: os contratos poderão ultrapassar a demanda planejada tendo o benefício do “pass-through” tarifário até o limite de 5%.

$$0 \leq Excp_{s,t} \leq 0,05 * Load_{s,t} \quad \forall i, s, t \quad (9)$$

5. Limite de ocorrência do déficit: esta restrição está relacionada a quantidade de cenários de déficit previstos pela distribuidora.

$$Idef_{s,t} = \begin{cases} 0, \text{não há déficit em } s, t \\ 1, \text{déficit em } s, t \end{cases} \quad (10)$$

$$def_{s,t} \leq Load_{s,t} * Idef_{s,t} \quad \forall s, t \quad (11)$$

$$\sum_t Idef_{s,t} \leq \overline{\varepsilon def_t} \quad \forall s, t \quad (12)$$

$\overline{\varepsilon def_t}$ é o valor máximo aceitável da ocorrência de déficit no instante t

6. Limite de profundidade do déficit: esta restrição está relacionado a probabilidade do déficit em um dado cenário limitado ao valor do volume (MWh ou MW médio).

$$\sum_s p_{s,t} def_{s,t} \leq \overline{\varepsilon prodef_t} \quad \forall s, t \quad (13)$$

7. Limite superior do déficit: esta restrição está relacionado ao valor máximo (MWh ou MW médio) aceito pela distribuidora.

$$\sum_s def_{s,t} \leq \overline{\varepsilon maxdef_t} \quad \forall s, t \quad (14)$$

4.0 - ESTUDO DE CASO

O estudo de caso representa uma análise de uma dada distribuidora brasileira para um horizonte de 5 anos de planejamento de sua demanda. As incertezas são modeladas em 5 cenários cujas premissas partem de projeções baixas e altas para taxas de crescimento da demanda em relação ao cenário base (Cenário 1) (Figura 1). Ademais, os cenários são considerados equiprováveis, i.e., nesta caso há uma chance de 20% para cada.

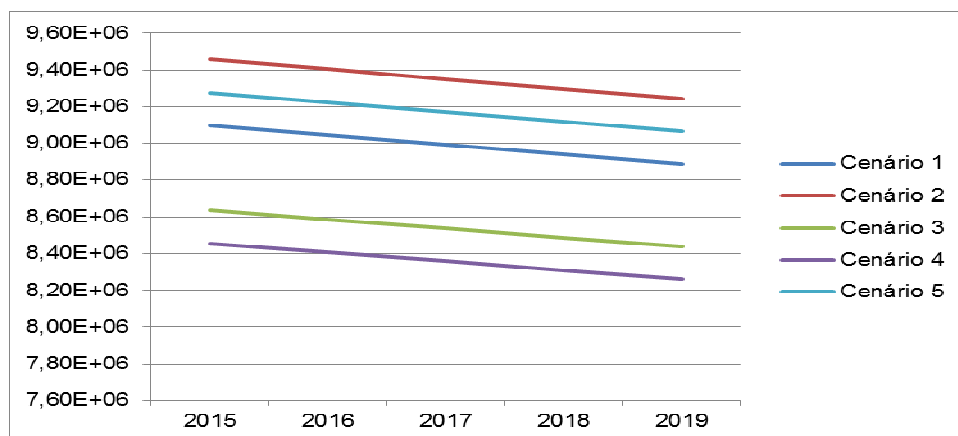


Figura 1 – Cenários de Demanda em MWh entre 2015 a 2019

Os montantes de energia contratuais a serem celebradas pela distribuidora são parâmetros dados do problema para a decisão “here-and-now”. Sobre os limites das restrições de risco de déficit foram feitas sensibilidades para os seguintes cenários:

Tabela 1: Cenários da Modelagem para limites de restrições de déficit

Limites/Cenários	Frequência do Déficit	Profundidade do déficit (MWh)	Déficit Máximo (MWh)
A	5	4,50E+05	9,00E+05
B	3	2,25E+05	4,50E+05
C	1	1,00E+05	1,00E+05

Os valores da função objetivo encontrado para cada cenário de modelagem foram:

Tabela 2: Resultados da Função Objetivo (FO)

Cenários	F.O. (R\$ MM)
A	6.850
B	6.910
C	6.970

Após a rodada das três modelagens, os valores de déficit ocorreram no cenário 2, conforme a Tabela 2 abaixo:

Tabela 3: Cenários de Modelagem x Valores de déficit (MWh)

Cenários/Ano	2015	2016	2017	2018	2019
A	1,82E+05	1,81E+05	1,80E+05	1,79E+05	1,78E+05
B	1,82E+05	1,81E+05	8,73E+04	0	0
C	0	1,00E+05	0	0	0

Conforme a proposição descrita no item 1.3, foi realizada uma sensibilidade de custos via PL dado as variáveis inteiras encontradas no MIP. Deste modo, os valores encontrados no cenário 2 para cada cenário de modelagem foram:

Tabela 4: Cenários de Modelagem x Valores de sensibilidade (R\$/MWh)

Cenários	R\$/MWh
Cenário A	77,60
Cenário B	232,00
Cenário C	232,00

Estes valores da sensibilidade são oriundos das restrições de balanço de energia via PL cuja interpretação pode ser uma proxy para a valoração do incentivo a ser dado ao consumidor quando uma distribuidora enfrenta um cenário de quasi-déficit.

Para aprofundar esta interpretação sobre o incentivo tarifário, foi rodado o PL determinístico para o cenário base, utilizando as restrições de déficit dos cenários de modelagem descritos na Tabela 1. Por conseguinte, o valor do custo marginal encontrado na restrição de balanço de energia para todos os cenários da Tabela 1 foi de R\$ 200/MWh.

Tendo o cenário 1 (base) como ponto de partida, pois é o cenário de custo mais baixo, o estudo de caso mostra que o incentivo tarifário a ser dado pela distribuidora só teria sentido econômico em sua perspectiva quando os Cenários B e C ocorressem, dado que os valores apresentados na modelagem (Tabela 4) são maiores que R\$ 200/MWh.

4.1. Implementação Computacional

O software utilizado na modelagem do MIP foi o XPRESS® versão Student 7.7. O número total de variáveis do problema MIP foram: 25 variáveis inteiras, 170 variáveis reais e 278 restrições para todos cenários de restrições de déficit. No caso da modelagem do PL do cenário 1 (base), o número total de variáveis foram: 145 variáveis e 252 restrições.

5.0 - CONCLUSÃO

Este artigo demonstra que o esforço da otimização de contratação na ótica de uma distribuidora representa muito mais o fato de minimização do seu custo de compra. Com a interpretação econômica da sensibilidade dos valores encontrados oriundos da restrição de balanço de energia, a análise dos resultados apresentados na Tabela 4 vis-à-vis o custo marginal oriundo do cenário base representa um início de uma mudança de atitude da distribuidora, tornando-a um agente ativo no mercado, principalmente em cenários de déficit.

Desta forma, no estudo de caso, a distribuidora gostaria que o Cenário 1 (base) ocorresse, pois não há déficit neste cenário. Contudo, o incentivo do desconto tarifário deverá ser projetado usando como referência o custo adicional que a distribuidora terá caso os cenários de déficit ocorram.

Por fim, com base neste estudo, é possível vislumbrar algumas opções as quais são documentadas como sugestões de trabalho futuro, tais como aprofundar o estudo realizado, estendendo a avaliação dos impactos para os agentes envolvidos (consumidores, ANEEL) e na receita da distribuidora. Ademais, é interessante notar que este modelo pode ser estendido, também, para a aplicação às chamadas redes inteligentes ("smart grids"), como sinalizador de necessidades e recursos, balizando as transações de curto prazo entre os diversos agentes.

6.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] PINTO, L.; FERNANDEZ, M.; MACÊDO L.H.; SZCZUPAK J., Building the Optimal Contract Portfolio under Non-Probabilistic Uncertainties, Powertech Conference IEEE, Lausanne, 2007.
- [2] MORI, H.; OHMI, M., Probabilistic short-term load forecasting with Gaussian process, Intelligent Systems Application to Power Systems, 2005. Proceedings of the 13th International Conference on Intelligent Systems Application to Power Systems, 2005.
- [3] SZCZUPAK, J. E PINTO, L., Energy Demand Prediction, presented at PMAPS 2004.
- [4] PINTO, L.; SZCZUPAK, J.; ALMEIDA, C.; MACÊDO, L.H.; INOUE, M.; MASSARO, R.; SEMOLINI, R.; PASCON, J.; ALBARELLI, E., Load Forecast under Uncertainty: Accounting for the Economics Crisis Impact, Powertech Conference IEEE, Bucharest, 2009.
- [5] CONEJO, A., CARRIÓN, M., MORALES, J.M., Decision Making Under Uncertainty in Electricity Markets, International Series in Operations Research & Management Science 153, Springer Science & Business Media, New York, 2010.
- [6] PINTO L.; DIAS B.; SZCZUPAK J.; MAIA R.; TSUNECHIRO L., A Novel Risk Management Model Based on the Real Options Concept, Powertech Conference IEEE, Lausanne, 2007.
- [7] PINTO L.; MAIA R.; TSUNECHIRO L., Risk Management – beyond Risk Analysis, in International Symposium on Circuits and Systems – ISCAS, Maio 2007.
- [8] CONFORTI, M.; CORNUÉJOLS, G. & ZAMBELLI, G., Integer Programming, Springer, 2014.
- [9] GEOFFRION, A.M. E NAUSS, R. Parametric and Postoptimality Analysis in Integer Linear Programming, Management Science, vol 23, nº 5, pp 457-466, January 1977.
- [10] ZHU, J., Optimization of Power System Operation, IEEE, 2009.
- [11] SZCZUPAK, J.; PINTO, L.; MACÊDO, L.; PASCON, J.; SEMOLINI, R.; INOUE, M.; ALMEIDA, C.; ALMEIDA, F., Load Modeling and Forecast based in a Hilbert Space Decomposition in IEEE PES General Meeting, 2007.
- [12] JORION, P., Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk, McGraw-Hill; 3rd edition, October, 2006.
- [13] DECRETO Nº 5163, Brasília, 30 de julho de 2004.
- [14] LEI Nº 12.783, Brasília, 11 de janeiro de 2013.
- [15] DECRETO Nº 7945, Brasília, 07 de março de 2013.

7.0 - DADOS BIOGRÁFICOS

Joel Arthur Guimarães Jr

Local e Ano de Nascimento: Rio de Janeiro/1974

Local e Ano de Pós-Graduação: Rio de Janeiro/2003

Experiência profissional: é doutorando em Engenharia de Sistemas e Computação pela COPPE/UFRJ e tem duas décadas de experiência profissional em empresas dos setores de Energia Elétrica e Óleo & Gás.

Leontina Pinto

Local e Ano de Nascimento: Portugal/1958

Local e Ano de Pós-Graduação: Rio de Janeiro/1990

Experiência profissional: é sócia e diretora da Engenho Pesquisa, Desenvolvimento e Consultoria e tem décadas de experiência na área de Engenharia Elétrica, com ênfase em Sistemas Elétricos de Potência, atuando principalmente nos seguintes temas: operação, planejamento, confiabilidade, segurança (incluindo fenômenos geomagnéticos), mercados de energia, tarifação, negócios, previsão de cenários, hidrologia e climatologia.

Nelson Maculan

Local e Ano de Nascimento: Londrina/1943

Local e Ano de Pós-Graduação: Paris/1988

Experiência profissional: é professor Titular e Emérito da UFRJ e tem experiência na área de Ciência da Computação, com ênfase em Matemática da Computação, atuando principalmente nos seguintes temas: otimização combinatória, programação inteira, programação linear, geração de colunas e otimização global.