



**XXIV SNPTEE
SEMINÁRIO NACIONAL DE PRODUÇÃO E
TRANSMISSÃO DE ENERGIA ELÉTRICA**

22 a 25 de outubro de 2017
Curitiba - PR

CB/GCR/16

GRUPO VI

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

**OTIMIZAÇÃO ESTOCÁSTICA DE PORTFÓLIOS DE PARQUES EÓLICOS E
CONTRATOS NO BRASIL**

**Leonardo Lima Gomes (*)
PUC-Rio**

**Leonardo Freire
QGE**

**Cristina Pimenta de Mello Spinetti Luz
PUC-Rio**

*Os autores agradecem à Queiroz Galvão Energia e à Aneel pelo patrocínio dessa pesquisa via programa de P&D

RESUMO

Anualmente cresce a participação da energia eólica na matriz energética global e brasileira. Este estudo é um dos poucos sobre otimização da comercialização desta energia em contratos a termo com base mensal e horizontes anuais, que refletem a realidade do ACL – Ambiente de Contratação Livre, no Brasil. O estudo propõe uma modelagem para simulação de longíssimo prazo de geração eólica, considerando a ocorrência de fenômenos climáticos. Os resultados da otimização de um parque eólico para diferentes perfis de risco demonstram a importância da representação dos fenômenos climáticos e da aversão ao risco na redução incerteza, com ganho para otimização.

PALAVRAS-CHAVE

Geração eólica, Otimização estocástica, Aversão ao risco, Contratação de energia, Fenômenos climáticos

1.0 - INTRODUÇÃO

Dentre as fontes renováveis, a energia eólica tem apresentado expressivo crescimento da capacidade instalada global, alcançando 432GW em 2015 (variação de 218% em relação a 2010) (1). No Brasil, a fonte foi introduzida na matriz energética em 2006, com rápida expansão a partir de 2011 (2), alcançando o país a décima posição global em capacidade eólica instalada em dezembro de 2015 (1). Em 2016, a capacidade e a geração eólica do país cresceram, respectivamente, 23% e 52%, com 6% da demanda de energia do país atendida por essa fonte (3).

Em função da expressiva e crescente participação, a otimização da comercialização de energia eólica é tema recorrente de estudos, visando, sobretudo, a negociação em mercado diários e intradiários (4), (5), (6), (7). No Brasil, a maior parte da capacidade eólica está comprometida com o ACR – Ambiente de Contratação Regulado, contudo, cerca de 10% a 20% dessa capacidade está disponível para o ACL, segundo relatórios da ABEEólica – Associação Brasileira de Energia Eólica. De modo diverso do que ocorre na maioria dos países, a contratação no ACL ocorre em base mensal, seja para contratos a vista ou a termo (8), gerando a necessidade de ferramentas que atendam essa característica do mercado para auxiliar a gestão e otimização de portfólios de parques eólicos e contratos.

O presente estudo apresenta alguns aprimoramentos em relação à LUZ (9) e busca verificar tanto o impacto de diferentes perfis de risco dos gestores na otimização de portfólios de parques eólicos e contratos, quanto da consideração de fenômenos climáticos.

(*) Rua Marques de São Vicente, 225, IAG – Gávea – CEP 22.451-900 – Rio de Janeiro, RJ – Brasil
Tel: (+55 21) 2138-9301 – Fax: (+55 21) 2138-9272 – Email: leonardolima@iag.puc-rio.br

1.1 Contratação de energia no ACL

No ACL, costuma-se negociar contratos a termo para um ou vários meses futuros. Esses contratos, a geração e o consumo de energia são liquidados mensalmente pela CCEE – Camara de Comercialização de Energia Elétrica, valorados ao PLD – Preço de Liquidação das Diferenças do respectivo submercado (região): SE/CO – Sudeste/Centro-Oeste, S – Sul, NE – Nordeste e N – Norte. O cálculo do PLD é baseado no CMO – Custo Marginal de Operação, obtido pela otimização do despacho hidrotérmico do sistema.

Os preços de contratos a vista (mês corrente) costumam ser definidos como o PLD mensal acrescido de um *spread*, que depende do tipo de energia (convencional ou com desconto nas tarifas de transmissão e distribuição), além de outros fatores (8). Em geral, geradores eólicos tem direito à comercializar energia com 50% de desconto (2). Em contratos a termo (mensais, trimestrais, semestrais, anuais e até mais longos), os preços costumam ser fixos com ou algum reajuste, se o período de suprimento for superior a um ano. Também é comum a especificação dos volumes contratados em MWmed (MW médio), que nada mais é do que a média de MWh/h no horizonte contratual.

2.0 - TRATAMENTO DE INCERTEZAS: GERAÇÃO EÓLICA NO LONGO PRAZO E PREÇOS

Na otimização de portfólios de parques eólicos e contratos no ACL, as principais incertezas são o preço e a geração mês a mês. Enquanto o preço é uma incerteza comum a todos os agentes que comercializam energia, a incerteza de geração é específica de cada agente ou portfólio de geração. Neste estudo, as incertezas (preço e geração) são tratadas de modo independente, através da simulação de cenários para cada uma ao longo o horizonte de otimização. Posteriormente, os cenários de preço e geração são combinados para otimização da contratação de energia.

Apesar de alguns estudos tratarem de modo conjunto a representação dessas incertezas (10), (11), os valores de geração eólica considerados nos modelos de cálculo do PLD são fixos e independem da geração real. No sentido contrário, a geração eólica depende tão somente do vento e da disponibilidade do parque. Como este estudo tomou um parque eólico específico para simulação da média mensal de geração eólica, pode-se assumir a independência das incertezas. O parque adotado como exemplo localiza-se no Ceará (submercado NE) e possui 75,6 MW de capacidade instalada e 28 (vinte e oito) aerogeradores, sendo o mesmo utilizado em LUZ (9).

O modelo apresentado na seção 3.0 otimiza as decisões de alocação de volumes em diferentes horizontes (contratos), sendo a incerteza de preço: (i) o PLD mensal do NE para liquidação da geração na CCEE e (ii) o preço a vista da energia com 50% de desconto, que é composto pelo PLD mensal do submercado do contrato (adotou-se o SE/CO em função de sua maior liquidez) e o *spread* de energia com 50% de desconto, assumido como fixo.

2.1 Simulação de médias mensais de geração eólica

Para simulação de médias mensais de geração eólica partiu-se da ideia apresentada por LUZ (9) e introduziu-se ajustes para melhor capturar a sazonalidade mensal da geração. Em LUZ (9) é mostrada a influência de fenômenos climáticos sobre a geração eólica, a partir da construção de uma série histórica teórica de geração com dados de reanálise de velocidade dos ventos e o ajuste de modelos autorregressivos com *dummies* indicativas do mês e da ocorrência dos fenômenos climáticos (ARX). É apresentada, ainda, variabilidade da volatilidade mensal e realizado o ajuste de modelo PAR. Os modelos ajustados são, então, utilizados para simulações, determinado-se limites de viabilidade da geração eólica (mínimo e máximo) para restrição das simulações.

O acesso aos dados de velocidade dos ventos e geração do parque eólico deu-se no âmbito do Projeto de P&D da Aneel nº PD-0622-0213/2013. Realizou-se a revisão da série histórica teórica de geração utilizada em LUZ (9), a partir da minimização dos erros entre a geração verificada no período de outubro/2014 a agosto/2016 e a geração teórica a partir dos dados de reanálise do MERRA2. Em LUZ (9) a base da geração teórica foi a velocidade dos ventos do MERRA e medida no parque, porém, essas bases não permitiam a revisão, pois: (i) no início de 2016 o MERRA foi descontinuado e suscedido pelo MERRA2; (ii) com a entrada em operação do parque, os dados de velocidade dos ventos medidos no local passaram a sofrer grande influência da geração. Assim, os dados históricos utilizados para simulação neste estudo são compostos: (i) pela geração teórica a partir da velocidade dos ventos do MERRA2 (janeiro/1980 a setembro/2014) e (ii) pela geração verificada, considerando-se 100% de disponibilidade do parque (outubro/2014 a dezembro/2016).

Uma vez revista a série histórica, revisou-se, também, o ajuste dos diferentes modelos autorregressivos, obtendo-se o menor percentual de erros fora da amostra para o modelo ARX(2) com *dummies* de fenômenos climáticos (**nino**, **nina2**, **dipP**, **dipN**), cuja equação geral é dada por:

$$\text{ARX}(2) + (\text{nino}, \text{nina2}, \text{dipP}, \text{dipN})$$

$$\begin{aligned}
wp_j = & \text{intercepto} + \beta_1 \times (wp_{j-1} - \alpha_{m-1} - \alpha c_{m-1}) + \beta_2 \times (wp_{j-2} - \alpha_{m-2} - \alpha c_{m-2}) + \alpha_{jan}Jan + \alpha_{fev}Fev + \alpha_{mar}Mar \\
& + \alpha_{abr}Abr + \alpha_{mai}Mai + \alpha_{jun}Jun + \alpha_{jul}Jul + \alpha_{ago}Ago + \alpha_{set}Set + \alpha_{out}Out + \alpha_{nov}Nov \\
& + [\alpha c_{nino} \quad \alpha c_{nina2} \quad \alpha c_{dipP} \quad \alpha c_{dipN}] \begin{bmatrix} nino_j \\ nina2_j \\ dipP_j \\ dipN_j \end{bmatrix} + \varepsilon_j; \varepsilon_j \sim N(0; \sigma)
\end{aligned}$$

Onde:

wp_j = média mensal de geração eólica do parque no mês j ;
intercepto = parâmetro associado à média histórica de geração no mês de dezembro;
Jan ... Nov = 1, para o mês correspondente a j e 0, para os demais (o mês igual a 1 é considerado o mês m);
 β_i = coeficiente associado à geração eólica no mês $j-i$;
 α_n = coeficiente associado ao mês n , onde $n = \text{Jan} \dots \text{Nov}$;
 αc_v = coeficiente associado à variável climática v , onde $v = \text{nino}, \text{nina2}, \text{dipP}$ ou dipN ;
 αc_n = soma do(s) coeficiente(s) αc_v para as variáveis (v) iguais a 1 no mês n (Jan ... Nov);
 $nino_j$ = coeficiente associado à ocorrência de El Niño trimestre j a $j-2$;
 $nina2_j$ = coeficiente associado à ocorrência de La Niña no trimestre $j-2$ a $j-4$;
 $dipP_j$ = coeficiente associado à ocorrência de Dipolo Positivo no mês j ;
 $dipN_j$ = coeficiente associado à ocorrência de Dipolo Negativo no mês j ;
 ε_j = erro do modelo no mês j , com distribuição Normal de média zero e desvio-padrão σ .

Nas simulações de LUZ (9), observa-se a concentração de valores nos limites de viabilidade em certos períodos, causando certa distorção da volatilidade mensal das simulações em relação à volatilidade histórica. Para evitar este fenômeno, os limites de viabilidade foram introduzidos como etapa prévia à simulação final de cada valor de média mensal de geração eólica. Assim, os erros de simulação para cada valor de média mensal de geração eólica simulado são sorteados tantas vezes quanto forem necessárias para que os limites de viabilidade sejam respeitados. Além disso, decidiu-se pela simulação dos erros de cada mês a partir de uma distribuição Normal com parâmetros ajustados considerando-se apenas os erros daquele mês, também, para evitar distorção em relação à volatilidade histórica. De fato, com a simulação dos erros a partir da mesma distribuição Normal para todos os meses deixava-se de observar a redução da dispersão dos valores nos meses de setembro a novembro, claramente observada no histórico. O último ajuste introduzido foi a consideração de limites de viabilidade mensais ao invés de únicos, visando, mais uma vez, manter a adequação do perfil da distribuição sazonal das simulações com o histórico.

Apesar do melhor ajuste do modelo ARX(2) com as *dummies* de fenômenos climáticos, caso não se tenha confiança nas previsões dos fenômenos, as simulações devem ser feitas a partir do ajuste do modelo ARX(2) sem elas.

2.1.1 *Dummies* de fenômenos climáticos

Encontra-se na literatura influências da ocorrência de *El Niño* e *La Niña* sobre a geração eólica no Ceará, bem como do posicionamento da ZCIT – Zona de Convergência Intertropical, associado às ocorrências de Dipolo Positivo e Negativo do Atlântico (9), (12), (13), (14), (15). Com a revisão da série histórica, reviu-se, também, a influência desses fenômenos, observando-se ganho de significância da ocorrência de *La Niña* quando defasada de dois períodos, sendo esta a única diferença em relação às *dummies* climáticas utilizadas por LUZ (9). A ocorrência de *El Niño* e Dipolo Positivo do Atlântico associam-se ao aumento da geração eólica, enquanto *La Niña* e Dipolo Negativo associam-se à redução.

2.2 Simulação do PLD mensal do SE/CO e NE

Ao ser realizada a otimização para cálculo do PLD, são gerados, também, 2.000 (dois mil) cenários de CMO mensal a partir do programa *Newave®*. Em LUZ (8) é abordado como a média desses cenários poderia estar relacionada à expectativa de PLD mensal nos meses seguintes. Contudo, o Mercado Brasileiro de Energia Elétrica evoluiu desde 2012 e, hoje, há maior liquidez e transparência de preços, como corrobora: (i) o aumento de negociações em plataformas como a BBCE – Balcão Brasileiro de Comercialização de Energia; (ii) o crescimento expressivo do número de agentes e do volume de energia transacionada no ACL e (iii) a divulgação de curvas de mercado baseadas em negociações e ofertas em plataformas ou em *pools* de agentes (curvas da BBCE, BRIX (8) e DCIDE (16)). Assim, cresceu, também, a necessidade de previsão de PLD futuros, com os agentes refinando suas metodologias. Exemplos dessas metodologias e previsões são aquelas divulgadas no InfoPLD da CCEE e as comercializadas pela empresa Ampère.

Com essa evolução do mercado e a habitualidade da realização de previsão de PLD pelos agentes, é razoável ver a curva de preços de mercado como uma melhor aproximação da expectativa de PLD para os próximos meses do que a utilização de médias de cenários do *Newave®* como abordado em LUZ (8).

Portanto, como simulações de PLD para os meses futuros, adotou-se as 2.000 simulações de CMO geradas pelo *Newave®* com correção de nível. Ou seja, ajustou-se a média das simulações pela média da curva de mercado, respeitando-se os limites de PLD máximo e mínimo, garantindo tanto a manutenção da volatilidade das simulações, quanto a prevalência da curva de mercado como expectativa de PLD para os próximos meses. Os valores de PLD simulados do SE/CO e do NE são, então, dados pelas seguintes equações:

$$PLD_{SE/CO_{i,m}} = \min \left(\max \left(CMO_{SE/CO_{i,m}} \times \frac{(curva_m - spread_m)}{CMO_{SE/CO_m}}; PLD_{min} \right); PLD_{max} \right)$$

$$PLD_{NE_{i,m}} = \min \left(\max \left(CMO_{NE_{i,m}} \times \frac{PLD_{SE/CO_{i,m}}}{CMO_{SE/CO_{i,m}}}; PLD_{min} \right); PLD_{max} \right)$$

Onde:

PLD_{SE/CO_{i,m}} = simulação *i* do PLD do SE/CO para o mês *m* com correção de nível;

PLD_{NE_{i,m}} = simulação *i* do PLD do NE para o mês *m* com correção de nível;

CMO_{SE/CO_{i,m}} = simulação *i* do *Newave®* do CMO do SE/CO para o mês *m*;

CMO_{NE_{i,m}} = simulação *i* do *Newave®* do CMO do NE para o mês *m*;

CMO_{SE/CO_m} = média das 2.000 simulações do *Newave®* do CMO do SE/CO para o mês *m*;

curva_m = valor da curva de mercado de energia convencional para o mês *m*, no submercado SE/CO;

spread_m = valor a ser acrescido ao PLD do SE/CO para negociação de energia convencional para o mês *m*;

PLD_{min} = PLD mínimo anual vigente;

PLD_{max} = PLD máximo anual vigente.

2.2.1 Curva de mercado e *spreads*

Como o modelo de otimização busca decisões de volumes a comercializar em um determinado momento, não há incerteza sobre a curva de mercado, sendo ela fixa e tendo-se adotado os valores da curva da DCIDE (16).

A DCIDE disponibiliza tanto a curva de mercado de energia convencional quanto de energia com 50% de desconto, no submercado SE/CO, bem como os *spreads* de energia convencional e com 50% de desconto no mês corrente. A curva disponibilizada é baseada nas informações de um *pool* de agentes e dividida em 10 horizontes: *spread*, M a M+3, resto do ano A (A é o ano em ao qual o mês M+3 pertence), A+1 a A+3 e A+4 em diante.

Para realizar a correção de nível do PLD do SE/CO considerou-se o *spread* do mês corrente para todos os meses do horizonte. O valor do *spread* de energia com 50% de desconto utilizado no modelo de otimização foi calculado pela diferença entre a curva de energia com 50% de desconto e a curva de energia convencional, acrescido o valor do *spread* de energia convencional. Assim como o PLD mensal, o valor do *spread* de energia com 50% de desconto é uma incerteza na composição do preço à vista da energia com 50% de desconto, contudo, foi considerado fixo, uma vez que a volatilidade do PLD mensal é bem maior.

3.0 - MODELO DE OTIMIZAÇÃO

O modelo de otimização proposto busca maximizar o valor esperado da utilidade do gestor, visando a melhor alocação de energia do portfólio (representado por um parque eólico neste estudo) e contratos. No estudo são considerados 4 contratos, alinhados com a curva de preços da Dcide: 3 contratos mensais para os 3 primeiros meses (M+1 a M+3) e 1 contrato de nove meses para o restante do horizonte (M+4 a M+12).

A função utilidade do gestor baseia-se no valor presente (VP) do portfólio de geração eólica e contratos no horizonte de estudo. As principais premissas do modelo são: geração eólica no NE; contratos no SE/CO; balanço de energia zerado mês a mês; limitação de volume máximo para compra e venda por contrato; preços indiferentes para compra ou venda (curva de mercado).

3.1 Função utilidade e objetivo

Adotou-se como função utilidade para este estudo a função utilidade subjacente à ECP_G (ponderação entre valor esperado e diferentes níveis de CVaR), apresentada por LUZ (9). Assim, a função objetivo foi definida como em LUZ (9) sendo a minimização de – ECP_G, com diferentes parametrizações.

Apesar de não ser possível retroagir no tempo com a informação presente para tomada da melhor decisão, procedeu-se um *backtest* da otimização do portfólio e contratos, considerando a geração e PLD mensal verificados (otimização determinística), para fins de sensibilidade quanto ao acerto de sinalização do modelo de otimização e do resultado verificado vis a vis o esperado pela otimização. O período utilizado foi janeiro/2016 a dezembro/2016.

3.2 Formulação do modelo de otimização

Definida a função objetivo, tem-se a formulação geral do modelo de otimização:

$$\begin{aligned} obj &= \max_{v_j, j \in [1,12]} ECP_G(VP) = \min_{v_j, j \in [1,12]} -ECP_G(VP) \\ \therefore obj &= \min_{v_j, j \in [1,12]} \left(-\lambda_0 E[VP] - \sum_{i=1}^N \lambda_i CVaR_{\alpha_i}[VP] \right) \\ \text{sujeito a } &\begin{cases} -35 \leq v_j \leq 60, j \in [1, jF] \\ v_j = v_4, j \in [5, 12] \end{cases} \end{aligned}$$

Onde:

jF = nº de meses no horizonte de otimização (igual a 12);

v_j = volume de venda no mês j (MWmed);

$VP_{w,s}$ = valor presente do fluxo de caixa do cenário de preços s e de geração w , dado por:

$$VP_{w,s} = \sum_{j=1}^{jF} FC_{w,s,j}$$

Onde:

$FC_{w,s,j}$ = fluxo de caixa mensal descontado para o mês j , cenário de preços s e de geração w (R\$), dado por:

$$FC_{w,s,j} = v_j \times h_j \times (p_j - PLDSE_{s,j} - s_j) \times \frac{1}{(1+tx)^j} + G_{w,j} \times h_j \times (PLDNE_{s,j} + s_j) \times \frac{1}{(1+tx)^j}$$

Onde:

$G_{w,j}$ = média mensal de geração líquida (média mensal de geração bruta X 0,92625) no mês j para o cenário de geração w (MWmed);

p_j = preço fixo de venda de energia com 50% de desconto no mês j (R\$/MWh);

s_j = *spread* de energia com 50% de desconto no mês j (R\$/MWh);

$PLDNE_{s,j}$ = PLD médio do NE no mês j para o cenário de preços s (R\$/MWh);

$PLDSE_{s,j}$ = PLD médio do SE no mês j para o cenário de preços s (R\$/MWh);

h_j = número de horas do mês j ;

tx = taxa de desconto mensal (custo de capital do gestor).

A formulação é similar a apresentada por LUZ (9). O número de total de cenários (Nn) neste estudo foi de 2.000.000, onde $Nn = Ns \times Nw$, Ns = total de cenários de preços (2.000) e Nw = total de cenários de geração (1.000). Todos as simulações e cálculos de otimização foram processados em R (17).

3.2.1 Variáveis fixas adotadas no estudo

As variáveis fixas adotadas no modelo foram: o preço fixo de venda de energia com 50% de desconto (p); o *spread* de energia com 50% de desconto (s) e convencional; a taxa de desconto mensal. Como taxa de desconto adotou-se a mesma taxa interna ao programa de otimização *Newave®*, fixada em 12,0% a.a. (doze por cento ao ano), enquanto o preço fixo e *spread* foram obtidos a partir das curvas da DCIDE, conforme explicitado na seção 2.2.1, da semana 49/2015. O *spread* de energia convencional foi de -10 R\$/MWh e os demais valores são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 – Preços fixos e *spreads* de energia com 50% de desconto (R\$/MWh)

Horizonte contratual	M+1	M+2	M+3	M+4 a M+12
p	172	170	171	170
s	5	6	5	5

4.0 - RESULTADOS DA OTIMIZAÇÃO

A otimização foi processada para 6 (seis) parametrizações da função objetivo (Tabela 2), para simulações de médias mensais de geração eólica com e sem a consideração das *dummies* de fenômenos climáticos. Processou-se, também, a otimização determinística (maximização do VP) no cenário realizado de geração e PLD para fins de *backtest*, cujo resultado consta na Tabela 3.

Tabela 2 – Parametrização da função objetivo

Parâmetros	Obj1	Obj2	Obj3	Obj4	Obj5	Obj6
λ	0	0,25	(0,10; 0,15)	0,40	(0,15; 0,25)	(0,05; 0,10; 0,25)
α	0	0,95	(0,80; 0,95)	0,50	(0,50; 0,95)	(0,50; 0,80; 0,95)

Tabela 3 – Otimização determinística no cenário realizado (*backtest*)

VP ótimo	Volume ótimo por contrato (MWmed)				
	M+1	M+2	M+3	M+4 a M+12	Média anual
R\$ 62.275.958	30,409	24,828	24,541	60,000	51,648

Nas Tabelas 4 e 5 são apresentados, respectivamente, os volumes otimizados por contrato e estatísticas de VP resultantes da otimização para cada uma das parametrizações da função objetivo e simulações com e sem *dummies* climáticas. As estatísticas apresentadas são: valor esperado (E(VP)), desvio-padrão (DP(VP)), ECP_G otimizado e *conditional value at risk* para os níveis 50%, 80% e 95% (CVaR_{50%}, CVaR_{80%}, CVaR_{95%}). O VP obtido quando dos volumes otimizados no cenário realizado de geração e PLD (VP realizado) é apresentado a título de *backtest*.

Tabela 4 – Volumes (MWmed) otimizados por contrato, parametrização da função objetivo e simulação de geração

	Simulação com <i>dummies</i> climáticas					Simulação sem <i>dummies</i> climáticas				
	M+1	M+2	M+3	M+4 a M+12	Média anual	M+1	M+2	M+3	M+4 a M+12	Média anual
Obj1	60,000	-35,000	-35,000	-35,000	-11,120	60,000	-35,000	-35,000	-35,000	-11,120
Obj2	6,584	1,132	-7,183	26,836	6,873	30,089	5,736	-32,125	28,712	8,116
Obj3	2,189	9,678	11,726	27,209	12,716	31,826	-0,336	-22,299	28,935	9,585
Obj4	0,514	6,518	7,356	30,252	11,185	29,803	6,757	-8,992	30,820	14,640
Obj5	2,168	9,877	12,050	27,102	12,816	22,500	8,137	-31,262	29,783	7,285
Obj6	31,203	6,197	-29,830	29,340	9,244	6,214	0,884	-8,277	28,732	6,921

Tabela 5 – Estatísticas e resultados das otimizações (R\$)

	Simulação com <i>dummies</i> climáticas						VP realizado
	E(VP)	DP(VP)	ECP_G	CvaR _{50%}	CvaR _{80%}	CvaR _{95%}	
Obj1	36.076.979	21.079.227	36.076.979	17.735.216	4.118.183	-4.407.102	36.744.534
Obj2	35.947.944	10.107.290	31.308.504	27.158.517	21.111.235	17.390.182	45.533.098
Obj3	35.918.468	7.276.428	33.000.000	29.591.003	25.662.539	23.300.388	48.824.626
Obj4	35.923.717	7.882.521	33.182.869	29.071.598	24.655.117	21.932.285	47.886.326
Obj5	35.918.042	7.233.432	31.842.876	29.628.279	25.732.637	23.391.236	48.882.067
Obj6	35.946.504	9.765.536	29.724.322	27.426.566	21.747.039	18.441.550	47.415.588
	Simulação sem <i>dummies</i> climáticas						VP realizado
	E(VP)	DP(VP)	ECP_G	CvaR _{50%}	CvaR _{80%}	CvaR _{95%}	
Obj1	36.044.764	21.117.591	36.044.764	17.67.0110	4.045.443	-4.485.984	36.744.534
Obj2	35.919.497	10.331.361	31.251.961	26.913.100	20.827.803	17.249.352	46.732.433
Obj3	35.912.246	9.606.234	31.942.292	27.535.523	21.986.356	18.729.813	47.682.099
Obj4	35.886.889	7.221.772	33.371.780	29.599.118	25.826.993	23.751.995	50.559.946
Obj5	35.920.225	10.508.094	29.770.102	26.768.501	20.513.996	16.810.765	46.051.027
Obj6	35.914.605	10.105.609	29.357.379	27.131.731	21.092.020	17.371.311	45.542.375

Ao observar a Tabela 5, deve-se levar em consideração que a parametrização Obj1 é simplesmente a maximização do valor esperado, enquanto entre a Obj2 e Obj3, bem como entre a Obj4, Obj5 e Obj6, é feita a redistribuição da ponderação de CVaR com inclusão de níveis. Na Obj1, os resultados foram bem semelhantes independentemente da simulação de geração eólica (com ou sem *dummies* climáticas), demonstrando que na média os cenários de geração aproximam-se, uma vez que os volumes otimizados foram os mesmos. Nas demais parametrizações, porém, os volumes otimizados foram bem diferentes, apesar do valor esperado do VP ser semelhante. Para as demais estatísticas, observa-se semelhança quando da parametrização com um único nível (Obj2 e Obj4), justamente, as parametrizações para as quais o VP no cenário realizado foi maior quando utilizados os volumes otimizados no caso sem *dummies* climáticas. Com a Obj6 (três níveis), também, houve semelhança

das estatísticas, a qual não se observou mais quando das parametrizações com dois níveis (Obj3 e Obj5), sendo o VP realizado maior no caso com *dummies* climáticas para essas três parametrizações. Observa-se, ainda, que: (i) à exceção da Obj1, os VP realizados foram superiores ao valor esperado do VP; (ii) as diferenças entre os VP realizados por parametrização foram maiores no caso sem *dummies* climáticas. Sem as *dummies*, a maior diferença, desconsiderando a Obj1, foi de R\$ 5.017.571, isto é, 50% maior que no caso com as *dummies* (R\$ 3.348.969). Ainda sobre dispersão de valores, a exceção da Obj4, o desvio-padrão e valores de CVaR foram, respectivamente, menor e maiores no caso com *dummies* climáticas, indicando menor dispersão dos cenários, logo, menor incerteza, e menor concentração em valores mais baixos.

Dadas essas primeiras observações, fica clara a influência da consideração de *dummies* de fenômenos climáticos sobre a volatilidade dos cenários de VP, observando-se redução da incerteza quando presentes. Essa redução de volatilidade e dispersão decorre da própria simulação da geração eólica, que apresenta menor dispersão no caso com *dummies* climáticas (Figura 1). Ademais, nos seis primeiros meses do horizonte de otimização estava presente um *El Niño*, favorecendo a geração eólica e, nos dois últimos, a *dummy* nina2 estava ativa, desfavorecendo.

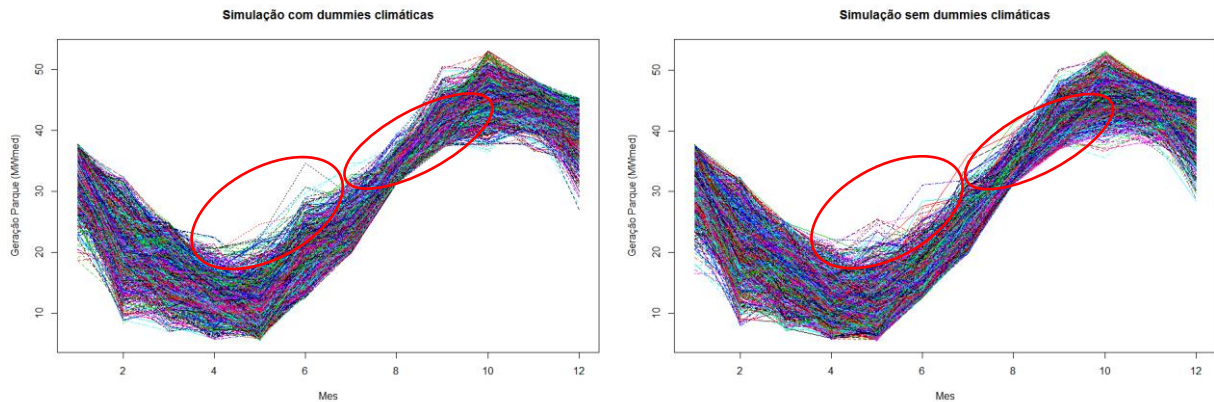


Figura 1 – Simulação mensal de geração eólica com (esquerda) e sem (direita) *dummies* climáticas (MWmed)

O fato dos volumes otimizados (Tabela 4) terem divergido bem do obtido no caso determinístico (Tabela 3) é natural dado que, a época da otimização, a geração e PLD realizados eram desconhecidos. Contudo, é interessante observar que para simulação com *dummies* climáticas os resultados para Obj3 e Obj5 foram os que mais se aproximaram e, para simulação sem *dummies* climáticas, os resultados para Obj4. Neste ponto, parece haver uma melhor representação da distribuição do VP como um todo com as *dummies* climáticas, enquanto sem, a distribuição parece mais assertiva na proximidade do percentil 50%. Na Figura 2 apresentam-se as distribuições dos cenários de VP.

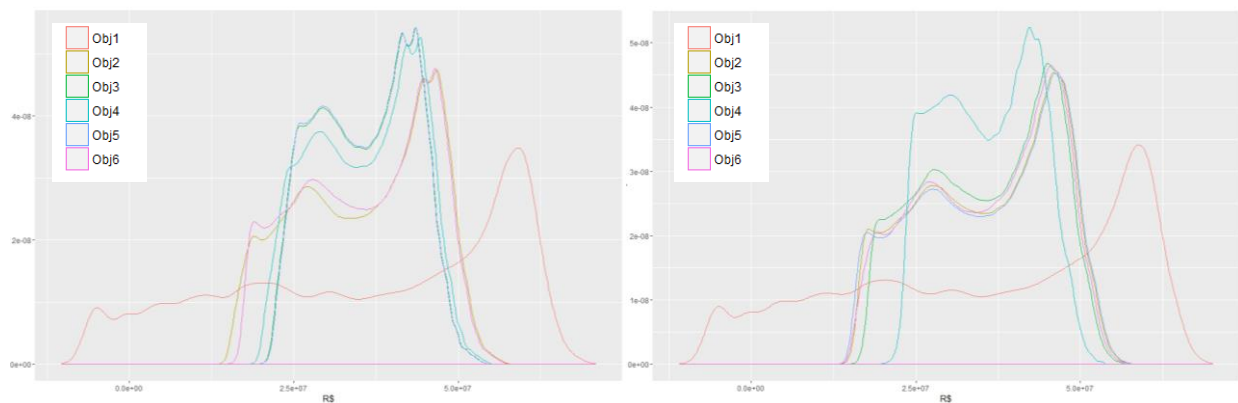


Figura 2 – Densidade de probabilidade dos cenários de VP por parametrização e simulação de geração eólica com (esquerda) e sem (direita) *dummies* climáticas

5.0 - CONCLUSÃO

A partir dos resultados da otimização, observou-se a importância da utilização de *dummies* de fenômenos climáticos na simulação de médias mensais de geração eólica, com redução da incerteza nos cenários otimizados. Conforme esperado (4), (5), (6), (9), a representação de aversão ao risco também conduziu à redução da incerteza (risco), observado pela redução do desvio-padrão e aumento do CVaR, porém, com redução do valor

esperado. Pelo *backtest*, todas as decisões obtidas com representação de aversão ao risco na otimização foram superiores a decisão obtida no caso neutro ao risco, reforçando a assertividade da representação em otimizações de contratação no setor elétrico.

Como sugestões de trabalhos futuros deve-se replicar o estudo para outros períodos e parques eólicos, visando avaliar a abrangência dos resultados. Nesse sentido, apesar de não apresentados os resultados, a replicação do estudo para o período de janeiro/2015 a dezembro/2016, considerando a mesma divisão de 4 (quatro) contratos para o primeiro ano e um contrato anual para o segundo, obteve resultados na mesma linha dos descritos na seção 4.0 em relação à consideração ou não de *dummies* climáticas, reforçando as conclusões.

Outras linhas de estudo futuro são: (i) a comparação dos resultados da otimização em relação a outras medidas de desempenho como função obtivo; (ii) a inclusão da possibilidade de venda a descoberto, respeitando-se a manutenção da média móvel de 12 (doze) meses do balanço energético não nula.

6.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) GWEC – GLOBAL WIND ENERGY COUNCIL. Global Wind Report: Annual Market Update 2015. Disponível em: <http://www.gwec.net/wp-content/uploads/vip/GWEC-Global-Wind-2015-Report_April-2016_22_04.pdf> Acesso em: 18 mar. 2016.
- (2) DALBEM, M. C.; BRANDÃO, L. E. T.; GOMES, L. L. Can the regulated market help foster a free market for wind energy in Brazil? **Energy Policy**, v. 66, p. 303-311, 2014.
- (3) ABEEÓLICA – ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE ENERGIA EÓLICA. Boletim de Dados: Dez. 2016. Disponível em: <<http://www.abeeolica.org.br/wp-content/uploads/2017/02/Dados-Mensais-ABEEolica-02.2017.pdf>> Acesso em: 15 mar. 2017.
- (4) MORENO, M. A.; BUENO, M.; USAOLA, J. Evaluating risk-constrained bidding strategies in adjustment spot markets for wind power producers. **Electrical Power and Energy Systems**, v. 43, p. 703-711, 2012.
- (5) POURSINHO, H. M. I.; MENDES, V. M. F.; CATALÃO, J. P. S. A risk-averse optimization model for trading wind energy in a market environment under uncertainty. **Energy**, v. 36, n. 8 p. 4935-4942, 2011.
- (6) POURSINHO, H. M. I.; MENDES, V. M. F.; CATALÃO, J. P. S. A stochastic programming approach for the development of offering strategies for a wind power producer. **Electric Power Systems Research**, v. 89, p. 45-53, 2012.
- (7) ZUGNO, M.; JÓNSSON, T.; PINSON, P. Trading wind energy on the basis of probabilistic forecasts both of wind generation and of market quantities. **Wind Energy**, v. 6, n. 6, p. 909-926, 2013.
- (8) LUZ, C. P. M. S.; GOMES, L. L.; BRANDÃO, L. E. T. Análise da dinâmica do Mercado a termo de energia elétrica no Brasil. **Revista Brasileira de Gestão de Negócios**, v. 14, n. 44, p. 314-334, 2012.
- (9) LUZ, C. P. M. S. **Otimização comercial de um parque eólico no Brasil utilizando simulação de Monte Carlo com variáveis climáticas exógenas e uma nova função de preferência**. Rio de Janeiro, 2016, 170p. Tese (Doutorado em Administração de Empresas) - Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.
- (10) AMARAL, B. M. **Modelos VARX para Geração de Cenários de Vento e Vazão Aplicados à Comercialização de Energia**. Rio de Janeiro, 2011. 155 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.
- (11) FÂNZERES, B.; STREET, A.; LIMA, D.; VEIGA, A.; FREIRE, L.; AMARAL, B. Comercialização de Energia Eólica no Ambiente Livre: Desafios e Soluções Inovadoras. In SIMPÓSIO DE ESPECIALISTAS EM PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO E EXPANSÃO ELÉTRICA, XII SEPOPE, Rio de Janeiro, 2012.
- (12) ARAGÃO, J. O. R. O impacto do ENSO e do Dipolo do Atlântico no Nordeste do Brasil. **Bull. Inst. Fr. Études andines**, v. 27, n. 3, p. 839-844, 1998.
- (13) ARAUJO JUNIOR, L. M. et al. Avaliação dos recursos eólicos simulado no Estado do Ceará: um estudo de caso para o El Niño 97/98 e para La Niña 98/99. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 29, n. 1, p. 139-152, 2014.
- (14) ENFIELD, D. B. Relationships of inter-American rainfall to tropical Atlantic and Pacific SST variability. **Geophysical Research Letters**, v. 23, n. 23, p. 3305-3308, 1996.

(15) OLIVEIRA, J. L.; COSTA, A. A. Estudo de variabilidade do vento em escala sazonal sobre o nordeste brasileiro utilizando o RAMS: os casos de 1973-1974 e 1982-1983. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 26, n. 1, p. 53-66, 2011.

(16) DCIDE. Curva Forward. Disponível em: <<http://www.dcide.com.br/>>. Acesso em: 30 jan. 2016.

(17) R CORE TEAM. **R**: A language and environment for statistical computing. Vienna: R Foundation for Statistical Computing, 2016. Disponível em: <<https://www.R-project.org/>>. Acesso em: 10 nov. 2016.