

XIV SYMPOSIUM OF SPECIALISTS IN ELECTRIC OPERATIONAL AND EXPANSION PLANNING

SEPTEMBER 30TH THRU OCTOBER 3RD OF 2018 / RECIFE / PE / BRASIL

**Otimização de Portfólio de Energias Renováveis  
Utilizando Algoritmos Genéticos e Otimização Robusta**

**A. C. PEREIRA, R. A. LEITE, E. A. SODRÉ, A. C. NETO**

**Chesf**

**Brasil**

**SUMMARY**

This technical paper has the aim to apply Genetic Algorithms as a stochastic optimization tool for indicating the maximum limit of price for buying energy from a portfolio of renewable energy plants under the context of an actual contract of supplying electricity within the mode of Availability-PPA (a especial kind of PPA under the Brazilian Electricity Market). In this scenario it has been considered an energy trader (COMERC), which buys energy from two electric generation plants: a wind power plant (EOL) and a small hydroelectric power plant (PCH). The COMERC trader supplies a free consumer with the energy which comes from this contract. The stochastic optimization intends to maximize the sales price for the EOL and PCH plants, or the purchase price for the COMERC, which is economically possible for this trader, under the condition of a VaR95% metric risk. The rules for accounting the energy supplied to the free consumer, with their respective penalties, are in accordance to the Brazil Electricity Market Operator (CCEE) and were considered in the algorithm.

**KEYWORDS**

Stochastic Optimization, Risk Analysis, Value at Risk, Portfolio of Renewables Generation.

## 1. Introdução

A correta análise e precificação dos riscos é de extrema importância na avaliação de novos investimentos em geração e na comercialização de energia elétrica. Neste sentido, este trabalho propõe realizar um estudo de análise de risco para uma carteira de projetos de geração de energia elétrica com duas fontes complementares, eólica e hidroelétrica de pequeno porte, com o intuito de explorar algumas possíveis soluções de viabilidade no caso do portfólio de energias renováveis [1].

As principais variáveis de interesse para a modelagem estocástica tratadas neste trabalho são: a geração renovável em base mensal (eólica e hidráulica) e o preço da energia no mercado spot. Após a modelagem destas variáveis, são sorteados valores baseados nas suas distribuições de probabilidades. Este conjunto de valores amostrados constitui um cenário aleatório, para o qual será realizada uma análise financeira, obtendo-se alguns indicadores financeiros condicionados a este cenário. A partir da análise desses cenários é possível calcular o histograma de indicadores financeiros, tais como, a Taxa Interna de Retorno (TIR), Valor Presente Líquido (VPL), etc.

A simulação de Monte Carlo realizada para este trabalho utilizou-se da Linguagem de Programação R [2], com a modelagem da geração renovável em base mensal como uma variável estocástica. Com a simulação de Monte Carlo pode-se quantificar a métrica de risco denominada Value-at-Risk (VaR) para avaliação do retorno do portfólio.

Através da Simulação de Monte Carlo e de uma Técnica Metaheurística de Otimização, conseguiu-se determinar um conjunto de soluções possíveis que atendem ao critério da métrica VaR estipulado. A definição do VaR tem como objetivo principal emular o retorno mínimo esperado pelo investidor, no caso a COMERC, com um nível de confiança de 95%.

As técnicas metaheurísticas já são conhecidas há bastante tempo entre a comunidade que trabalha com a solução de problemas reais de otimização, utilizando softwares, tais como: Crystal Ball, @RISK e ModelRisk [3]. Contudo, apenas recentemente ela tem sido utilizada em problemas de otimização e análise de risco para comercialização de energia elétrica no Brasil [4][5].

Com a utilização das técnicas metaheurísticas, não há necessidade de contorcionismos esdrúxulos para transformar a função objetivo e as restrições do problema em funções lineares e garantir a convexidade/concavidade.

Outra grande vantagem das técnicas metaheurísticas é a facilidade de implementação computacional. Sendo assim, não há necessidade também da utilização de programas comerciais para solução dos problemas de otimização linear, tal como, o FICO Xpress Optimization Suite.

## 2. Otimização Metaheurística

Algoritmos Genéticos formam um subconjunto das técnicas metaheurísticas, e são baseados nos processos de organismos biológicos. Eles usam operações encontradas na genética natural no sentido de “pesquisar” a solução através de espaços de busca. Através da adaptação deste processo natural para resolver problemas científicos, os Algoritmos Genéticos são capazes de desenvolver soluções para problemas de otimização.

Essa técnica permite que uma população composta de muitos indivíduos possa “evoluir” através do uso de regras de seleção especificadas, para um estado que maximiza ou minimiza a função objetivo. Este método foi desenvolvido por John Holland em 1975, e tornou-se popular por um de seus estudantes, David Goldberg [6]. Atualmente as técnicas de Algoritmos Genéticos têm sido empregadas largamente para otimização de sistemas de equações que representam problemas práticos.

Algumas das vantagens do uso de Algoritmos Genéticos estão descritas a seguir:

- Otimizam sistemas matemáticos com o uso de parâmetros discretos ou contínuos;
- Não requerem o uso de derivadas, como nas técnicas convencionais;

XIV SYMPOSIUM OF SPECIALISTS IN ELECTRIC OPERATIONAL AND EXPANSION PLANNING

SEPTEMBER 30TH THRU OCTOBER 3RD OF 2018 / RECIFE / PE / BRASIL

- São adequadas para a computação paralela;
- São facilmente implementáveis.

Os procedimentos básicos que descrevem um Algoritmo Genético estão apresentados a seguir:

*A. Definição dos Parâmetros da Função Objetivo*

Um indivíduo é definido como um vetor de parâmetros que maximiza ou minimiza a função objetivo. Se o indivíduo tem  $N_{par}$  parâmetros dados por  $p1, p2, p3, \dots, pN_{par}$ , então os indivíduos são escritos como um vetor com  $1 \times N_{par}$  elementos. Os parâmetros  $p1, p2, p3, \dots, pN_{par}$  são conhecidos como cromossomos de um dado indivíduo. Cada indivíduo possui uma “aptidão”, a qual é determinado pela avaliação da função objetivo  $F = f(p1, p2, p3, \dots, pN_{par})$ .

*B. População Inicial*

Uma matriz representa a população inicial de  $N_{ipop}$  indivíduos, com cada linha da matriz representando um indivíduo em particular, o qual possui  $N_{par}$  cromossomos. Esta matriz da população inicial com  $N_{ipop} \times N_{par}$  cromossomos é formada aleatoriamente.

Uma maior população inicial de indivíduos permite que o algoritmo avalie melhor a função objetivo. O tamanho da população inicial e o número de gerações que o algoritmo precisa para convergir são dados importantes na condução da técnica de Algoritmos Genéticos.

*C. Seleção*

O objetivo do operador seleção consiste em escolher os indivíduos da referida população que criará novos indivíduos para a próxima geração, e quantos novos indivíduos serão criados. Neste estudo foi empregado o método de seleção da “roleta”.

*D. Reprodução*

O operador reprodução permite a criação de novos indivíduos a partir de pares de indivíduos selecionados no processo explicado anteriormente. A reprodução é o primeiro passo do Algoritmo Genético no sentido de explorar a função objetivo.

Quando do uso de Algoritmos Genéticos de ponto flutuante, o qual é o método computacional empregado neste artigo, muitos procedimentos diferentes têm sido utilizados. Neste trabalho foi empregado o procedimento de cruzamento linear [7].

*E. Mutação*

O objetivo do operador mutação é o de buscar novos pontos no espaço de procura a ser avaliado. Quando algum indivíduo é escolhido para mutação, uma escolha randômica é realizada para alguns dos cromossomos desse indivíduo da população em análise. A técnica de Mutação empregada neste trabalho foi a Mutação Gaussiana [8], cuja principal característica é a procura de cromossomos de forma mais ampla no espaço de soluções baseado numa distribuição normal com valor médio igual ao valor do cromossomo que sofrerá a mutação e desvio padrão igual a 5%.

*F. Elitismo*

O elitismo é uma forma de preservar os melhores indivíduos e garantir que estes sejam propagados nas gerações posteriores, garantindo assim que seus cromossomos possam ser compartilhados em futuros indivíduos.

### 3. Estresse de Cenários Via Otimização Robusta

A Otimização Robusta é um campo da teoria da otimização que lida com problemas nos quais medidas de robustez são procuradas sob cenários de incertezas, os quais podem ser representados por variações determinísticas dos valores dos parâmetros considerados, frente a esses parâmetros ou à solução propriamente dita. Em outras palavras, essa metodologia é equivalente ao problema de otimização no qual todos os parâmetros incertos são fixados nos respectivos valores de pior caso, de forma que as soluções obtidas são, em geral, piores que os valores ótimos do problema de otimização original.

O modelo adotado para geração do conjunto de dados de preço do PLD deste trabalho é baseado em simulações estocásticas via Monte Carlo.

Em geral, cenários de PLD são obtidos utilizando-se de modelos fundamentalistas ou estatísticos baseados em valores passados. Em ambos os casos, não há garantia de minimização de desvios na assunção desses resultados como valores futuros. Nesse contexto, a proposta deste trabalho considera a possibilidade de perturbar subconjuntos de valores do PLD de referência a fim de estressar o técnica metaheurística na busca por um conjunto solução viável, conferindo robustez ao método de solução proposto. Essas perturbações, aqui tratadas como estresse de cenários, consiste em inverter as condições de preço do PLD original, em médias mensais, em função da exposição da geração aos contratos firmados pela COMERC.

A otimização robusta aqui aplicada é parametrizada por processo intuitivo, substituindo-se os valores de referência do PLD original por valores máximos ou mínimos consolidados em base mensal, obtidos da observância dos 2000 cenários de PLD considerados. A lógica da aplicação da otimização robusta sobre o Assim, aplicou-se os seguintes critérios de substituição de valores conforme o fluxograma abaixo:

Observe que o parâmetro  $K$  controla a robustez deste processo, no sentido que em ele representa a quantidade de meses estressados. Adicionalmente, é importante explicitar que a definição dos meses afetados não é aleatória, os  $K$  meses afetados são escolhidos de forma a penalizar o retorno esperado pela COMERC, o que forçará a técnica metaheurística a buscar uma solução factível em atendimento ao escopo de risco considerado.

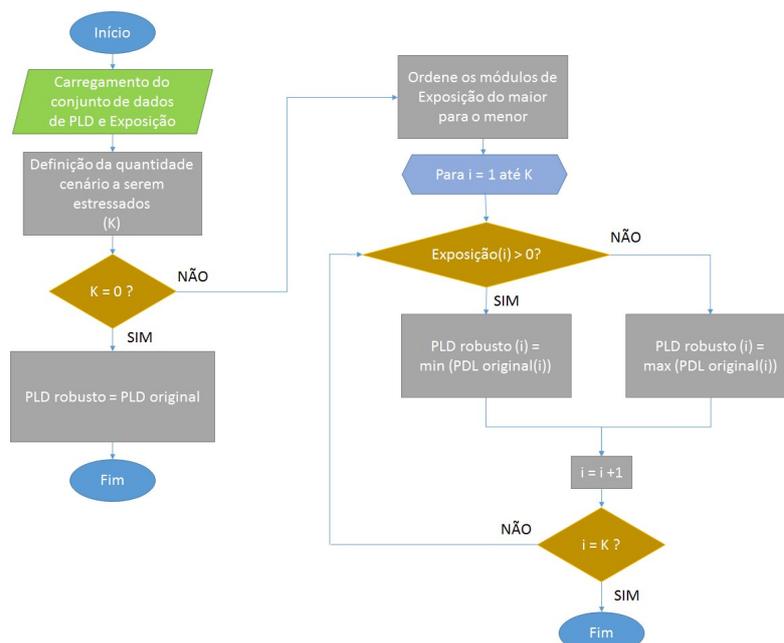


Figura 1. Fluxograma condensado do processo de otimização robusta aplicado sobre o conjunto de valores de PLD originais.

#### 4. Análise de Risco do Portfólio de Contratação

Sabe-se que contratos de fornecimento de energia, ou seu processo de comercialização, são inerentemente constituídos sob cenários de incertezas. Em se tratando de investimentos em energias renováveis, o caráter estocástico da disponibilidade das fontes apresenta uma componente adicional a ser considerado na tomada de decisão.

Os estudos executados nas empresas visando à possibilidade de comercializar energia eólica e hidráulica através de um portfólio, exigem a necessidade de se conduzir corretamente as análises de risco. Nesse contexto, é crucial para a viabilidade do negócio, compreender os recursos eólico e hidráulico numa escala em base mensal de longo prazo. O conhecimento da quantidade, do tempo e da variabilidade desse recurso, tem influência direta sobre os cálculos da energia elétrica produzida e, portanto, sobre o fluxo de receita do negócio. Considera-se que o comportamento das fontes são eventos estocásticos de ocorrência simultânea e fortemente correlacionadas.

Visto que, em geral, o objetivo do investidor é maximizar um determinado lucro averso ao risco, as técnicas adotadas para a análise de portfólio devem, fundamentalmente, incluir métricas de risco, como por exemplo, o VaR, a fim de considerar o risco associado, e ponderá-lo relativamente ao resultado obtido ou esperado.

O VaR é uma métrica baseada em quantis (percentis), o que significa que ela é caracterizada pela análise da área (ou observações, no caso discreto) da cauda esquerda da distribuição dos retornos, também conhecida como “*left tail measures*”. O quantil escolhido revela o nível de confiança (1%, 5%, 10%, etc.).

#### 5. Estudo de caso

O problema consiste em definir o preço ótimo de compra das energias eólica e hidroelétrica, de tal forma que, mesmo com as oscilações mensais de geração e do preço do MCP (Mercado de Curto Prazo) possa ser obtido como retorno mínimo o valor de R\$ 5,0 MM com um nível de confiança de 95%. A função objetivo deste problema é a minimização do retorno financeiro com um nível de confiança específico e as variáveis de decisão são os preços de compra das energias eólica e hidráulica. Fica claro então que este é um problema de minimização estocástica.

Vale ressaltar que as variações mensais foram simuladas por meio de 2000 cenários para cada mês do ano durante 1 ano, através da simulação de Monte Carlo.

Considere uma Comercializadora de Energia (COMERC) a qual pretende firmar um contrato de compra de energia na modalidade por Disponibilidade com duas geradoras durante um período de 12 meses.

As geradoras possuem fontes primárias distintas, uma Geradora Eólica (EOL) e uma Hidráulica de pequeno porte (PCH). À essas geradoras será pago um preço fixo mensal, independente da energia gerada.

Nesse mesmo cenário, considere que a COMERC decide celebrar um contrato de fornecimento de energia com um Consumidor Livre. Nos termos desse instrumento, a COMERC se compromete em fornecer uma energia fixa cujo comportamento é uniforme ao longo da sua vigência de 12 meses.

Assume-se também que caso a PCH ou a EOL gerem abaixo da Garantia Física, quem paga a exposição ao MCP é a COMERC. Também, desta feita, caso a PCH ou a EOL gerem acima da Garantia Física, quem recebe o valor devido pela exposição positiva ao MCP é a COMERC. Assim, o risco da exposição ao PLD (Preço de Liquidação das Diferenças) das produções fica à cargo da COMERC.

Observa-se que, sob essas condições contratuais entre a PCH e a EOL com a COMERC, e dessa última com o Consumidor Livre, a COMERC atua no papel de Gerenciadora do Risco das empresas de geração, sendo a “*inteligência*” do negócio de compra e venda de energia.

## XIV SYMPOSIUM OF SPECIALISTS IN ELECTRIC OPERATIONAL AND EXPANSION PLANNING

SEPTEMBER 30TH THRU OCTOBER 3RD OF 2018 / RECIFE / PE /BRASIL

O objetivo é vender essa energia para um Consumidor Livre através de um PPA (com as seguintes características: sazonalização FLAT com o preço fixo para todos os meses do ano de 180 R\$/MWh; e com 44 MWmed de energia. As transações físicas/comerciais estão explicitadas na Fig. 2.



Figura 2. Esquema contratual: linhas verdes para compra/venda de energia (MWmed); linhas azuis para receitas ou pagamentos da COMERC (R\$); e linhas pontilhadas para exposição da COMERC ao MCP (Mercado de Curto Prazo) – adaptado de [1].

Assume-se que a taxa de desconto para o Fluxo de Caixa no período analisado é de 10% ao ano. A PCH possui 30 MWinst, com uma Garantia Física de 17,4 MWmed. Por sua vez, a EOL possui 54.6 MWinst, com uma Garantia Física de 27,12 MWmed. Considera-se que, neste problema, a COMERC opta por comprar toda a garantia física da EOL e da PCH.

Neste cenário, deve-se encontrar uma solução ótima para o seguinte problema: qual o preço “ótimo” que a COMERC pode pagar pelas energias eólica e PCH de modo a garantir uma minimização do valor esperado do VPL (valor presente líquido) entre suas receitas e despesas, atendendo uma restrição de risco de um  $Var_{95\%} = 5$  MMR\$.

Fica claro então que se trata de um problema de minimização estocástica com restrições.

Para cálculo da Receita da Comercializadora devido à venda de energia, para um dado mês do ano, considerar equação (1).

$$RCVE = \frac{(PV \times QVE \times QHM)}{10^6} \quad (1)$$

onde,

RCVE - Receita da comercializadora devido a venda de energia [MMR\$];

PV - 180 R\$/MWh (preço fixo de venda da energia para o consumidor livre);

QVE - 44 MWmed (quantidade de venda de energia para o consumidor livre);

QHM = 30 x 24 = 720 horas (Quantidade de horas no mês, considerando todos os meses com 30 dias).

Observe-se que RCVE é uma receita fixa, pois não depende de valores que oscilam ao longo do tempo. Ou seja, o consumidor sempre consome 44 MWmed todos os meses do ano, logo a receita mensal da comercializadora é fixa. Todos os meses a COMERC tem uma receita de  $\approx 5.7$  milhões de R\$.

**XIV SYMPOSIUM OF SPECIALISTS IN ELECTRIC OPERATIONAL AND EXPANSION PLANNING**
**SEPTEMBER 30TH THRU OCTOBER 3RD OF 2018 / RECIFE / PE /BRASIL**

Para cálculo do Custo da Comercializadora com a compra da energia de cada geradora, para um dado mês do ano, considerar (2):

$$CCEG = \frac{(QECG \times PVEG \times QHM)}{10^6} \quad (2)$$

onde,

CCEG - Custo de compra da energia da geradora [MMR\$];

QECG - Quantidade de energia contratada com a geradora [MWmed];

PVEG - Preço de compra da energia da geradora [R\$/MWh].

Assim, o  $CCEG_T$  (Custo de Compra Total) será igual a (3).

$$CCEG_T = CCEG_{EOL} + CCEG_{PCH} \quad (3)$$

Para o cálculo do  $CCEG_T$ , considerar Quantidade de Energia Contratada com a Geradora (QECG) e o Preço de Venda da Energia da Geradora (PVEG) constantes durante todo o ano, tornando a variável  $CCEG_T$  fixa ao longo do ano.

Para cálculo do PLD temos de considerar dois tipos de custos de exposição: do contrato por disponibilidade das geradoras e do contrato de venda da energia.

Para o cálculo da exposição ao PLD do contrato de disponibilidade com cada geradora, para um dado mês do ano, considerar a equação (4):

$$CEDG = \frac{QECG}{GFG} \times (GFG - GE) \times PLD \times QHM \quad (4)$$

onde,

CEDG - Custo de exposição ao PLD do contrato de disponibilidade com a geradora [MMR\$];

QECG - Quantidade de energia contratada com a geradora [MWmed];

GFG - Garantia física da geradora (valor máximo que ela pode disponibilizar no contrato entre a geradora e a comercializadora) [MWmed];

GE - Geração de energia (variável estocástica mensal) [MWmed];

PLD - Preço do Mercado de Curto Prazo (variável estocástica mensal) [R\$/MWh].

Para o cálculo da exposição ao PLD do contrato de venda da energia, para um dado mês do ano, considerar (5) e (6):

$$CEVE = \frac{(CVE - QECG_{TOT}) \times PLD \times QHM}{10^6} \quad (5)$$

$$QECG_{TOT} = QECG_{EOL} + QECG_{PCH} \quad (6)$$

onde,

CEVE - Custo de Exposição ao PLD do Contrato de Venda da Energia [MMR\$];

CVE – Energia vendida [MWmed];

$QECG_{EOL}$  - Quantidade de Energia Contratada com a Geradora Eólica [MWmed];

$QECG_{PCH}$  - Quantidade de Energia Contratada com a Geradora PCH [MWmed];

**XIV SYMPOSIUM OF SPECIALISTS IN ELECTRIC OPERATIONAL AND EXPANSION PLANNING****SEPTEMBER 30TH THRU OCTOBER 3RD OF 2018 / RECIFE / PE / BRASIL**

Para o cálculo do lucro da comercializadora, para um dado mês do ano, usa-se (7).

$$LC = RCVE - CCEG_T - CEDG_{EOL} - CEDG_{PCH} - CEVE \quad (7)$$

onde,

LC = Lucro da Comercializadora [MMR\$].

Dessa forma, o Lucro da Comercializadora é função das seguintes variáveis estocásticas: a geração eólica (MWmed); a geração PCH (MWmed) e o PLD (R\$/MWh).

Foram simulados 4 casos sem considerar a otimização robusta. A Figura 3. apresenta a distribuição dos valores de venda da Eólica e da PCH para estes 4 casos.

Vale ressaltar que o indivíduo do Algoritmo Genético utilizado neste trabalho é um vetor de 2 (dois) elementos. Esses dois elementos são os preços que a COMERC paga para a energia eólica e para PCH. Para todos os casos a taxa de Mutação considerada foi de 20%. A simulação foi realizada num computador Intel® Core™ i7-4700MQ CPU @ 2.4GHz, com 8MB de memória Cache e 8 GB de memória RAM, utilizando a Linguagem de Programação R.

Os casos 1, 2, 3 e 4 constam de uma população de indivíduos de tamanho 200. Neste 1º Caso foram simuladas 15 gerações e a formação da população inicial foi executada através dos limites descritos em (8) e (9):

$$50 \leq PVEG_{EOL} \leq 300 \text{ (R\$/MWh)} \quad (8)$$

$$50 \leq PVEG_{PCH} \leq 300 \text{ (R\$/MWh)} \quad (9)$$

onde,

PVEG<sub>EOL</sub> - Preço de compra da energia eólica [R\$/MWh].PVEG<sub>PCH</sub> - Preço de compra da energia PCH [R\$/MWh].

Constata-se que, independentemente da escolha dos parâmetros de busca do AG, não houve uma diferença significativa no tempo de simulação para o tipo de problema estudado de tomada de decisão em negócios de comercialização de energia.

Relativamente aos valores dos preços de venda, por meio da Fig. 3 observa-se que múltiplos pares ordenados atendem aos critérios da otimização. Ilustrativamente, os pares dos Casos 1, 2, 3 e 4 repousam sobre o nível R\$ 6.8 milhões, valor médio esperado para o VPL que atende o critério  $Var_{95\%}$  (vide Fig. 4), visto que este é um problema de minimização da receita da COMERC com restrição de uma métrica de risco ( $Var_{95\%} = 5$  MMR\$). Adicionalmente, para o caso em questão, observa-se uma correlação linear entre os preços de venda de geração eólica e PCH.

Em relação aos casos de Otimização Robusta foram analisados três casos com a variável  $k$  assumindo os valores  $k = 3; 6$  e  $12$ . Os resultados para estes casos de Otimização Robusta estão apresentados Conforme Tabela 1.

## XIV SYMPOSIUM OF SPECIALISTS IN ELECTRIC OPERATIONAL AND EXPANSION PLANNING

SEPTEMBER 30TH THRU OCTOBER 3RD OF 2018 / RECIFE / PE / BRASIL

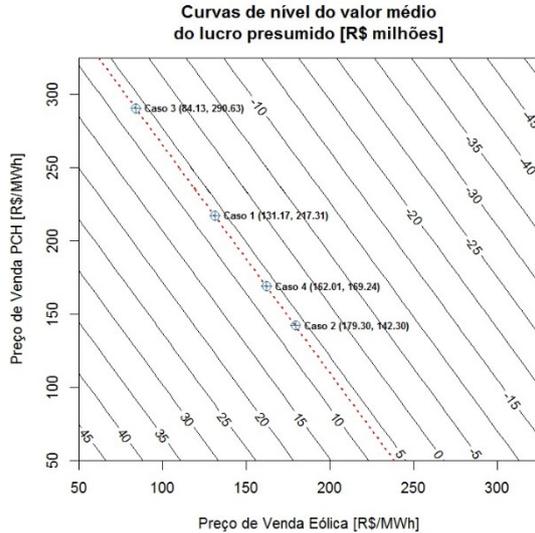


Figura 3. Curvas de nível dos valores médios do VPL do Lucro da Comercializadora.

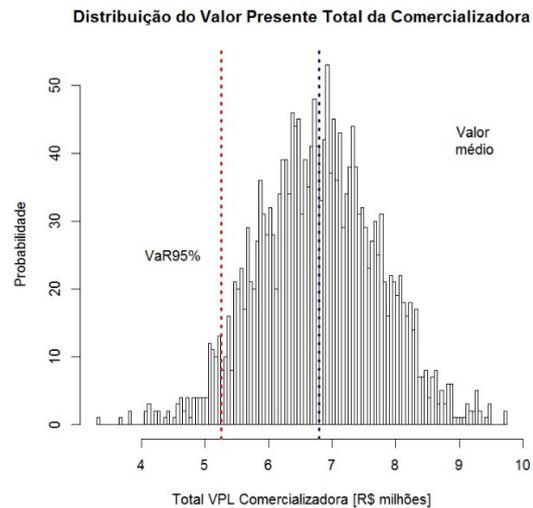
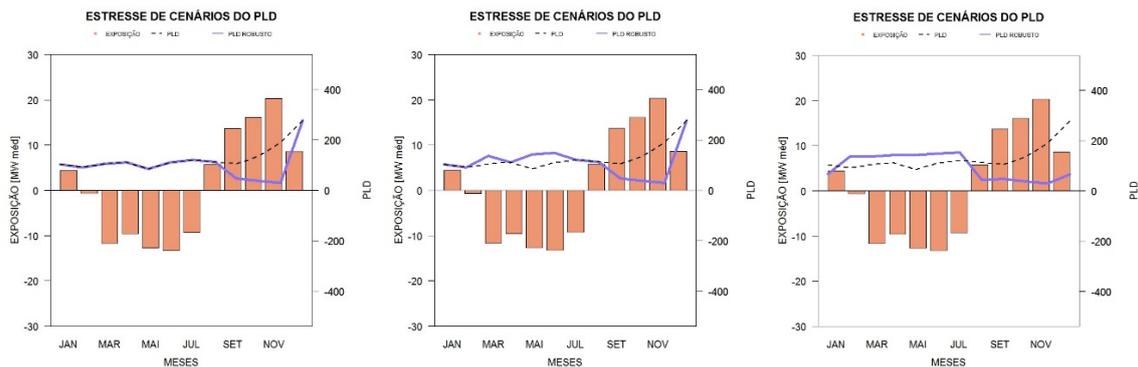


Figura 4. Distribuição de probabilidade do Valor Presente Líquido do Lucro da Comercializadora

Tabela 1. – Resultados da Otimização Robusta.

K	Valor Médio do Lucro (MMR\$)	PVEG <sub>EOL</sub> e PVEG <sub>PCH</sub> (R\$/MWh)
3	6.18	132.39 ; 201.05
6	5.94	81.75 ; 270.34
12	5.85	179.57 ; 109.32



(a) K = 3

(b) K = 6

(c) K = 12

Figura 5. Cenários de PLD Robusto

Na Figura 5. estão apresentados de forma gráfica os cenários robustos de PLD para os casos  $k = 3, 6$  e  $12$ . A linha preta tracejada são os valores de PLD originais (cenário de PLD que não foi modificado pela Otimização Robusta). A linhas azuis são exatamente os novos valores de PLD que são modificados para que a otimização robusta possa “estressar” os cenários de PLD que estão sendo considerados na otimização estocástica. As barras dos gráficos representam a exposição da Comercializadora ao MCP (Mercado de Curto Prazo) devido às regras específicas dos contratos com o Consumidor Livre e as Gerações Eólica e PCH.

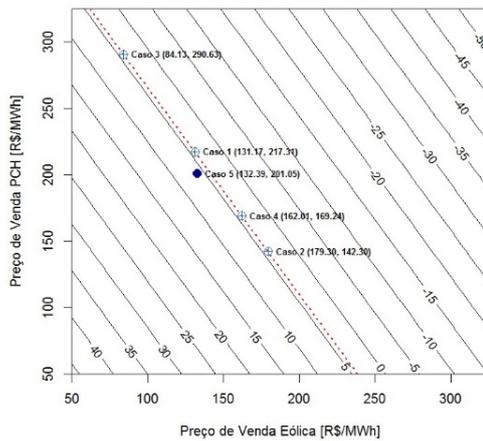
## XIV SYMPOSIUM OF SPECIALISTS IN ELECTRIC OPERATIONAL AND EXPANSION PLANNING

SEPTEMBER 30TH THRU OCTOBER 3RD OF 2018 / RECIFE / PE / BRASIL

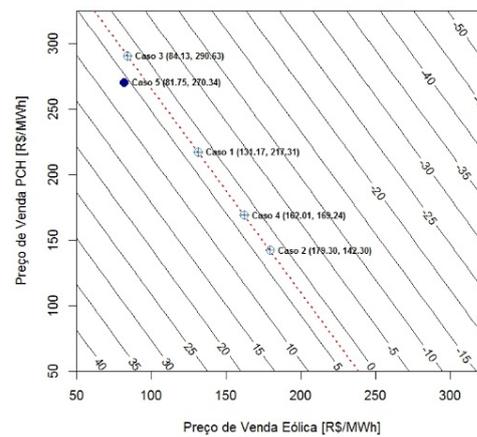
Observa-se então que o algoritmo de otimização robusta que está sendo utilizado neste artigo: diminui o valor do PLD quando a exposição da Comercializadora é positiva (ou seja, a Comercializadora iria ganhar muito dinheiro); e aumenta o valor do PLD quando a exposição da Comercializadora é negativa (ou seja, a Comercializadora iria perder muito dinheiro). A otimização Robusta trabalha exatamente criando cenários “estressados” de PLD que são prejudiciais à Comercializadora em relação aos cenários de PLD originais.

Na Figura 6. estão apresentadas as Curvas de Nível para os casos de otimização robusta  $k = 3, 6$  e  $12$ . Pode-se observar que as soluções da otimização robusta vão afastando-se das soluções originais à medida que os cenários de PLD vão ficando mais e mais estressados. Isso significa que a Comercializadora, em cenários mais estressados de PLD necessita pagar valores menores de R\$/MWh para as gerações eólica e PCH de forma atender o critério de  $VaR_{95\%} = 5$  MMR\$.

Curvas de nível do valor médio do lucro presumido [R\$ milhões]


 (a)  $K = 3$ 

Curvas de nível do valor médio do lucro presumido [R\$ milhões]


 (b)  $K = 6$ 

Curvas de nível do valor médio do lucro presumido [R\$ milhões]

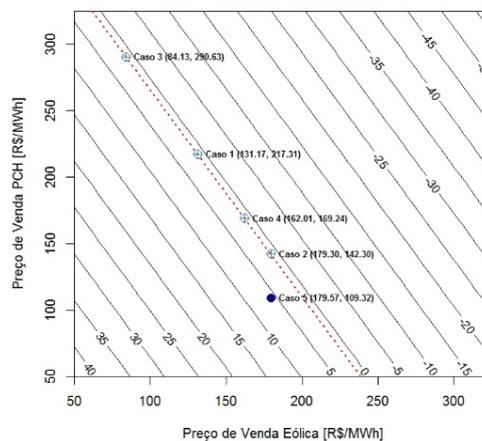

 (c)  $K = 12$ 

Figura 6. Curvas de Nível para Otimização Robusta

## 6. Conclusões

Esse artigo apresenta a aplicação de uma técnica metaheurística adicionada a uma técnica de otimização robusta para a solução de um problema de otimização estocástica, como ferramenta de auxílio à tomada de decisão em portfólio de energias renováveis.

No estudo de caso em questão, a abordagem consiste em suprir um contrato de fornecimento de energia no ambiente livre com característica flat, ou seja, constante ao longo do ano, por meio da compra de energia proveniente de um portfólio de energias eólica e pequena central hidroelétrica, cujos perfis de geração são estocásticos e complementares.

As múltiplas soluções possíveis remetem à correlação das fontes consideradas, cujas receitas atreladas às gerações constitui uma compensação entre si, e quando trazidas para valor presente respeitam a receita mínima definida.

Adicionado a esse fato, incorpora-se o comportamento volátil do preço spot (PLD), o qual pode ocasionar uma exposição positiva ou negativa da receita da COMERC, a depender do cenário de geração considerado.

Nesse sentido, casos de sobregeração com o preço spot baixo frustram a receita prevista tanto quanto os casos de subgeração com preço spot alto. Com o intuito de integrar ao problema o efeito estocástico do PLD, assumiu-se que à essa variável também seriam atribuídos 2000 cenários de simulação de Monte Carlo.

Observou-se que à medida em que aumentamos o critério de robustez, incrementando o valor do parâmetro  $K$ , o algoritmo genético retorna valores cada vez menores de preços de venda combinados, de forma a atender ao critério do VaR95% maior ou igual a R\$ 5 milhões, e mesmo estressando os valores de entrada do PLD ao máximo, ou seja  $K = 12$ , o algoritmo foi capaz de encontrar pares ordenados de preços de venda que atendessem aos critérios de risco definidos.

Finalmente, conclui-se que a aplicação de um algoritmo genético atrelado a uma métrica de avaliação de risco constitui-se numa poderosa ferramenta capaz de prover resultados satisfatórios para a tomada de decisão em portfólios de energias renováveis. Explicita-se que a simplicidade dos conceitos aplicados, evitam a utilização ou a dependência de técnicas complexas, ou que requeiram demasiado esforço esdrúxulo para linearização do problema. A definição do algoritmo, conforme proposto, também suporta a adição de outras métricas de análise de risco e, adicionalmente, pode-se incorporar testes de estresses e validação.

## 7. BIBLIOGRAFIA

- [1] Fanzeres, B., Street, A., and Barroso, L. A., “Contracting Strategies for Renewable Generators: A Hybrid Stochastic and Robust Optimization Approach”, IEEE Transactions on Power Systems, vol. 30, no. 4, pp. 1825–1837, 2015.
- [2] R Core Team. “R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing”, Vienna, Austria. Disponível em: <<https://www.r-project.org>>, 2016.
- [3] Amaran, S., Sahinidis, N. V., Sharda, B., and Bury, S. J., “Simulation optimization: a review of algorithms and applications”, Annals of Operations Research, vol. 240, no. 1, pp. 351–380, 2015.
- [4] Fampa, M. and Pimentel, W., An application of genetic algorithm to a bidding problem in electricity markets, International Transactions in Operational Research, vol. 22, no. 1, pp. 97–111, 2014.
- [5] Sodré, E., Perrelli, A., e Codeceira Neto, A., "Tomada de Decisão em Projetos Eólicos: Algoritmos Metaheurísticos como Ferramenta para Alocação Ótima da Quantidade de Energia

**XIV SYMPOSIUM OF SPECIALISTS IN ELECTRIC OPERATIONAL AND EXPANSION PLANNING****SEPTEMBER 30TH THRU OCTOBER 3RD OF 2018 / RECIFE / PE /BRASIL**

Vendida", XXIV SNPTEE - Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica, 2017, Curitiba, PR.

[6] Goldberg, D. E., Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Reading, Massachusetts, Addison Wesley, 1989.

[7] Michalewicz, Z., Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs - Third, Revised and Extended Edition, 1996.

[8] Scrucca, L., "GA: A Package for Genetic Algorithms in R. Journal of Statistical Software", Disponível em: <<http://www.jstatsoft.org/v53/i04>>, 2013.

## **8. DADOS BIOGRÁFICOS**

Alex Coutinho Pereira (nascido em 22/08/1981 em João Pessoa - PB) - Possui Graduação em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Campina Grande - UFCG (2008). Possui especialização em Geoprocessamento pela Faculdade IDEZ (2012). Trabalhou na Acumuladores Moura S.A. como Supervisor de Manutenção Industrial. Foi professor substituto do Instituto Federal de Pernambuco, campus Pesqueira. Atualmente é engenheiro da Chesf (Companhia Hidro Elétrica do São Francisco), onde trabalha desde 2011, tendo atuado nas áreas de eficiência energética e projetos de energias renováveis. Está cursando o Mestrado de Tecnologia da Energia na POLI-UPE.

Ricardo Alves Leite (nascido em 16/12/1980 em Recife - PE) – É formado pela Escola Politécnica de Pernambuco - UPE em Engenharia Eletrotécnica (2006). Trabalhou como Coordenador de Serviços (comissionamento e assistência técnica) na Areva por quase três anos, participando do comissionamento de projetos de Geração e Co-geração de energia em usinas térmicas e Pequenas Centrais Hidrelétricas. Desde 2009 é engenheiro eletricista na Cia Hidrelétrica do São Francisco (Chesf), tendo experiência na elaboração de projetos de MPCSS, Análise de Ocorrências de Falhas, e atualmente trabalha como Engenheiro de Proteção, onde é responsável pela elaboração de estudos de graduação e seletividade dos relés de proteção de equipamentos pertencentes ao SIN.

Eduardo de Aguiar Sodré (nascido em 12/09/1970 em São José dos Campos - SP) - Possui Doutorado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Campina Grande (2006) e Mestrado em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Santa Catarina (1996). Tem experiência na área de Transmissão e Distribuição de Energia Elétrica. Trabalhou na Distribuidora de Energia Elétrica do Estado de Pernambuco (CELPE), nas áreas de meio-ambiente, Gestão de P&D e Planejamento da Expansão. Trabalha atualmente na CHESF (Companhia Hidroelétrica do São Francisco) na área de energias eólica e solar, tendo também realizado vários trabalhos nas áreas de planejamento da expansão da transmissão e expansão da geração. Está concluindo o MBA da FGV em Gestão de Negócios para o Setor Elétrico. E leciona no Curso de Graduação de Eng. Elétrica e no Mestrado de Tecnologia da Energia da POLI-UPE.

Alcides Codeceira Neto (nascido em 23/06/1961 em Recife - PE) - Possui Graduação em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal de Pernambuco - UFPE (1983), Especialização em Análise de Sistemas Elétricos de Potência pela Escola Federal de Engenharia de Itajubá - UNIFEI (1986), Mestrado (MSc) em Engenharia Mecânica - Ciências Térmicas pela Cranfield University - Inglaterra (1995) e Doutorado (PhD) em Engenharia Mecânica - Ciências Térmicas também pela Cranfield University - Inglaterra (2000). É professor da Escola Politécnica da Universidade de Pernambuco - UPE desde 1989, onde leciona para os cursos de Graduação em Engenharia Eletrotécnica, Mecânica, e Automação e Controle, Pós-Graduação em Energias Solar e Eólica - CEESE, e Mestrado Profissional em Tecnologia da Energia. É engenheiro da Chesf (Companhia Hidro Elétrica do São Francisco) desde 1984, tendo atuado nas áreas de planejamento da expansão da geração e transmissão, comercialização de energia e projetos de energias renováveis.