

AGREGAÇÃO DE MÉTRICAS DE RISCO COM O OPERADOR OWA APLICADA A COMERCIALIZAÇÃO DE ENERGIA

RAFAEL BAMBIRRA PEREIRA* SAMUEL PEREIRA DA ROCHA* THIAGO MELO MACHADO-COELHO†
BERNARDO AUGUSTO GODINHO DE OLIVEIRA* PETR IAKOVLEVITCH EKEL*† GUSTAVO LUÍS
SOARES*

*Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
Av. Itaú 525, 30535-012, Belo Horizonte, MG, Brasil

†Universidade Federal de Minas Gerais
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica
Av. Antônio Carlos 6627, 31270-901, Belo Horizonte, MG, Brasil

Email: raphael.bambirra@sga.pucminas.br, sprocha@sga.pucminas.br, thmmcoelho@ufmg.br,
bernardo.godinho@sga.pucminas.br, ekel@pucminas.br, gsoares@pucminas.br.

Abstract— In order to deal with uncertainties in energy prices, coming from market and natural conditions, electricity companies started to use risk metrics applied by the financial market to quantify the risk to which they are exposed on energy trading. Different risk metrics have respective areas of applicability and generates different results for the same portfolio. This paper highlights some risk metrics used for risk management in electric energy trading. It evaluates each metric individually and proposes an aggregation of metrics using the ordered weighted averaging (OWA) operator for the construction of an aggregated risk measure, which assists in elaborating decisions related to the choice of portfolios for electricity sector companies in conditions of uncertainty.

Keywords— Energy Trading, Multiobjective Optimization, Risk Management

Resumo— Para lidar com as incertezas no preço da energia, advindas do mercado e das condições naturais, empresas do setor elétrico passaram a adotar métricas de risco utilizadas pelo mercado financeiro para quantificar o risco a qual estavam expostos na comercialização de energia. Diferentes métricas possuem suas respectivas áreas de aplicabilidade e geram diferentes resultados para o mesmo portfólio. Este estudo apresenta algumas métricas utilizadas para gerenciamento de risco na comercialização de energia elétrica. O artigo analisa individualmente cada métrica e propõe uma agregação de métricas utilizando o operador OWA para a construção de uma medida unificada de risco, que auxilia na elaboração de decisões relacionadas à escolha de portfólios para empresas do setor elétrico em condições de incerteza.

Palavras-chave— Comercialização de Energia, Otimização Multi-objetivo, Gerenciamento de Risco

Nomenclatura

Este trabalho utiliza símbolos e acrônimos comuns para mercados de energia que são amplamente usados na literatura. Em particular, a Tabela 1 apresenta a nomenclatura utilizada neste artigo.

Nome	Descrição
ΔC	Variação de contratação
τ	Nível de referência
Aux	Contratação auxiliar do agente
CT_m	Compra total do mês m
$CVaR$	Receita condicional em risco
Exp	Exposição do agente
GSF	Fator de escalabilidade de geração
LPM	Momento Parcial Inferior
p	Ordem do momento parcial inferior
R_i	Receita no nível de confiança i
R_m	Receita do mês m
RC_m	Receita das compras do mês m
$RContraAux_m$	Receita da contratação auxiliar do mês m
$REsp$	Receita esperada
RV_m	Receita das vendas do mês m
sc	Índice do cenário
VaR	Receita em risco
VT_m	Venda Total do mês m
w_j	Coefficiente de peso da função objetivo j

1 Introdução

Energia elétrica é uma *commodity* que possui alta volatilidade e incerteza em seu preço (Weron,

2000; Sadeghi e Shavvalpour, 2006; Rockafellar et al., 1999). Devido a fatores como dificuldades de armazenamento em larga escala e a necessidade de equilíbrio entre geração e consumo, a energia elétrica precisa de mercados estruturados para que sejam estabelecidas todas as suas relações comerciais. Com o aumento do número de transações nos mercados de energia, as companhias começaram a se preocupar em quantificar o risco as quais estavam expostas (Denton et al., 2003; Dahlgren et al., 2003).

A regulação iniciada em 2004 no mercado brasileiro estabelece dois ambientes de comercialização de energia: Ambiente de Contratação Regulada (ACR) e o Ambiente de Contratação Livre (ACL). Todos os agentes que estão conectados no sistema interligado nacional (SIN) estão conectados em algum desses dois regimes regulatórios. No ACR, os contratos são estabelecidos por leilões de energia. Enquanto no ACL, os contratos são feitos de forma bilateral costumam ser extensivamente customizáveis.

Ao observar o preço de energia no mercado brasileiro, percebe-se que ele é sensível à quantidade de energia armazenada (água disponível para

geração) nos reservatórios das usinas hidráulicas, e à previsão de energia natural afluyente no SIN. Com o intuito de não assumir uma posição que expõe a empresa ao preço da energia, algumas métricas de risco têm sido utilizadas pelos agentes do mercado, como: valor em risco (VaR - value at risk) (Sadeghi e Shavvalpour, 2006), valor condicional em risco (CVaR - conditional value at risk) (Rockafellar et al., 1999) e momento parcial inferior (LPM - lower partial moments) (Cumova e Nawrocki, 2014).

Trabalhos como os de Street et al. (2009), Denton et al. (2003) e dos Santos (2013) buscaram responder a pergunta de como construir um portfólio de forma a considerar a visão de risco da empresa. Enquanto Bruno et al. (2016) e de Araújo e Montini (2015) se preocuparam com a performance de cada métrica, e estabelecem comparações entre as mesmas.

Cada métrica possui suas próprias peculiaridades, e respondem de forma diferente ao mesmo problema. Em particular, CVaR possui uma sensibilidade maior à cauda da distribuição de preços do que as outras métricas, sendo assim mais influenciada pela consequência dos piores cenários (Rockafellar et al., 1999). A métrica VaR, por sua vez, se preocupa com a perda potencial de um valor presente de um investimento, enquanto o LPM foca sua análise no formato da distribuição de toda parte não desejada de receita (Sadeghi e Shavvalpour, 2006; Dahlgren et al., 2003; Wojt, 2009).

Considerando o exposto, este trabalho propõe a criação de uma nova métrica de risco a partir da agregação de métricas já existentes, com o operador proposto por Yager (1988), de modo a reduzir a discordância entre respostas. Com esta métrica, é possível encontrar uma decisão robusta quanto ao risco e, desta forma, auxiliar as empresas de energia na construção de seu portfólio.

Este trabalho foi estruturado como segue. A Seção 2 é dedicada ao referencial teórico. A Seção 3 apresenta os trabalhos relacionados a presente pesquisa. A Seção 4 é dedicada à metodologia proposta. A Seção 5 reflete o experimento associado com a agregação das métricas e seus resultados. Finalmente, a Seção 6 contém a conclusão do trabalho e possíveis linhas de seu desenvolvimento.

2 Referencial Teórico

Risco pode ser genericamente definido com uma probabilidade de acontecer um resultado inesperado. Do ponto de vista de um gerador hidráulico, é possível classificá-los em risco hidrológico e risco de mercado (Câmara de Comercialização de Energia Elétrica, 2012).

O risco hidrológico está relacionado às condições climáticas da região. Para que uma hidroelétrica tenha condições de geração, ela depende da energia natural afluyente e da energia armazenada,

ou seja, da vazão afluyente à usina, da precipitação prevista na bacia hidrográfica, evaporação do reservatório, entre outros. Caso ocorra uma seca repentina, pode-se vender uma energia sem que a usina tenha capacidade de geração. No mercado de energia brasileiro, existem alguns acordos que reduzem o risco hidrológico, como: o Mecanismo de Realocação de Energia (MRE), que pode ser resumido como uma troca de energia entre os geradores hidráulicos que decidem participar do mecanismo; e cláusulas de redução do fornecimento de energia em caso de racionamento. Os riscos de mercado que geralmente trazem exposição as empresas de energia são geralmente as renovações de contratos que já foram estabelecidos com clientes, e o preço de liquidação das diferenças (PLD).

Uma vez que ambos os riscos (hidrológico e de mercado) estão fortemente conectados, e influenciam diretamente no preço da energia, os agentes participantes do ambiente de contratação livre (por exemplo, empresas de energia) utilizam métricas de risco financeiro para planejar e monitorar suas posições no mercado de liquidação de curto prazo. A partir dessas métricas, é possível quantificar a quantidade de receita que pode ser perdida devido às incertezas no preço da energia.

2.1 NEWAVE

Para se construir a distribuição de preços, o setor elétrico brasileiro utiliza o programa NEWAVE. Esse programa é utilizado pelo Operador Nacional do Sistema para ditar as diretrizes de operação, minimizando o custo marginal de operação de todo SIN.

NEWAVE consiste em um modelo autorregressivo periódico, onde são considerados vários dados acerca do sistema elétrico, como: limites de transmissão, energia armazenada nos reservatórios, disponibilidade de usinas, previsão de carga e afluências, entre outros.

Dentre as respostas que o NEWAVE retorna, estão 2000 cenários, em um horizonte de até 5 anos, de preço de energia e GSF, que são utilizados para a construção da previsão de receita da empresa.

2.2 Modelagem da Receita

Dentre as incertezas que estão presentes na receita de um gerador hidráulico, estão a quantidade de energia alocada pelo MRE e o PLD. A incerteza hidrológica afeta a quantidade de energia verificada do gerador, ao decrescer ou incrementar a garantia física pelo fator de escalabilidade de geração.

Com o intuito de se modelar a exposição e a receita do agente, se utilizou uma variável auxiliar para aumentar ou reduzir a contratação do portfólio. Assim, a exposição do agente para o mês

correspondente pode ser representada por:

$$Exp_{m,sc}(\Delta C) = CT_m + gFis * GSF_{m,sc} - \Delta C - VT_m \quad (1)$$

a exposição ao preço de mercado (1) deve ser ponderada com a quantidade de compras e vendas, de acordo com a previsão de PLD construída pela empresa, uma vez que o impacto na receita pode se firmar como forma de arrependimento ou custo.

Se a previsão é que o preço de mercado atinja valores abaixo do preço das vendas, é uma boa escolha vender o máximo possível para não ficar exposto, contudo se o preço sobe, a melhor opção para o gerador é aumentar a sua exposição.

$$R_{m,sc}(\Delta C) = 720 * (RContratAux_m + RV_m - RC_m + (Exp_{(m,sc)} * PLD_{(m,sc)})) \quad (2)$$

A receita mensal do cenário *sc* em função da contratação auxiliar é descrita por (2). O coeficiente em 720 nessa equação é resultado da consideração de que todos os meses possuem o mesmo número de horas.

2.3 Valor em Risco

Sadeghi e Shavvalpour (2006) definem que VaR estima o quanto de um conjunto de investimentos pode ser perdido, dada uma probabilidade (α %) considerando condições normais de mercado em um dado período, como dia, mês ou ano.

Esta métrica se refere à expectativa de variação de valor de mercado ao longo do tempo. Matematicamente, o VaR de uma data com o intervalo de confiança $(1 - \alpha)\%$ é definido como:

$$VaR(\Delta C) = REsp(\Delta C) - R_\alpha(\Delta C) \quad (3)$$

VaR teve sua origem no final dos anos 90, e é uma das mais populares medidas de risco. Contudo, apesar de ser uma métrica consolidada, ela possui características matemáticas indesejáveis como falta de subaditividade e convexidade (Rockafellar et al., 1999).

2.4 Valor em Risco Condicional

Esta métrica é definida como o retorno esperado de um portfólio nos α % piores cenários (déficit esperado a um nível α %). Também conhecida como *expected shortfall*, *average value at risk* ou *expected tail loss*, CVaR é uma métrica utilizada para avaliar o risco de mercado ou crédito de um portfólio (Bruno et al., 2016; Rockafellar et al., 1999).

$$CVaR(\Delta C) = REsp(\Delta C) - \frac{1}{\alpha} \sum_{i=1}^{\alpha} R_i(\Delta C) \quad (4)$$

Essa métrica estima o risco de um investimento de uma forma mais conservadora, e foca nas situações menos rentáveis. É uma alternativa às outras métricas, uma vez que é mais sensível ao formato da cauda da distribuição.

2.5 Momento Parcial Inferior

A métrica LPM, também conhecida como *Downside Risk*, avalia o comportamento dos ativos que caem abaixo de um nível mínimo de retorno aceitável (Gökgöz e Atmaca, 2017).

$$LPM_p(\Delta C, \tau) = \sum_{i=1}^{\tau} (\tau - R_i)^p \quad (5)$$

O caso especial quando o nível de referência τ é igual à média da distribuição é chamado de momento central. O primeiro momento em torno de zero é a média da distribuição e o segundo momento central é a variância. A assimetria é o momento central normalizado da terceira ordem. O quarto momento central é uma medida do peso da cauda da distribuição, comparado à distribuição normal de mesma variância.

2.6 Operador de média ponderada ordenada

Em aplicações no mundo real, existem situações em que não é razoável se assumir que uma boa alternativa é aquela que atende simultaneamente a todos os critérios. O tomador de decisão deve ponderar o quão restritiva cada uma das funções objetivo é relevante.

O operador OWA foi desenvolvido por Yager (1988) de forma a possibilitar soluções intermediárias, que não são completamente restritivas ou aditivas. A natureza do procedimento OWA depende de alguns parâmetros, que podem ser especificados por quantificadores *fuzzy*.

O operador OWA de dimensão n corresponde a uma função de mapeamento $[0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$, que agrega um conjunto de n valores normalizados a_1, a_2, \dots, a_n , de tal forma que:

$$OWA(a_1, a_2, \dots, a_n) = \sum_{j=1}^n w_j b_j \quad (6)$$

sendo b_j é o maior valor entre a_1, a_2, \dots, a_n e o conjunto de pesos w_1, w_2, \dots, w_n satisfaz as condições $w_j \in [0, 1]$ e $\sum_{n=1}^n w_j = 1$ (Yager, 1988; Pedrycz et al., 2011).

Em tomada de decisão multicritério, o operador OWA também possibilita a agregação de opiniões de especialistas acerca de uma alternativa. A opinião do grupo de especialistas pode estar em qualquer formato de preferência, por exemplo, o *fuzzy*.

3 Trabalhos Relacionados

O problema de otimização de portfólio tem sua origem no mercado financeiro (de Araújo e Montini, 2015; Jarrow e Zhao, 2006; Mishra e Rahman, 2002; de Araújo, 2011). Para otimizar a compra e venda de ações, várias metodologias foram desenvolvidas e aplicadas em fundos de investimentos.

Analogamente à compra e venda de ações, a comercialização de energia lida com o mesmo tipo de incerteza na variação de preço. Projeções de preço são construídas, e é feita uma modelagem das incertezas para se construir um modelo de otimização a fim de se encontrar lances ótimos no mercado de energia, como proposto por Peik-Herfeh et al. (2013).

O monitoramento do mercado é essencial, uma vez que a posição de outros agentes é determinante para o preço. Trabalhos como os de Bu et al. (2011), Lee et al. (2015) e Street et al. (2011) utilizaram teoria dos jogos e otimização robusta para tratar esse tipo de incerteza de mercado.

A diversificação da matriz energética com a inserção de fontes renováveis de geração também traz incerteza ao preço da energia. Uma vez que esse tipo de geração é intermitente devido a condições climáticas, é necessária uma nova abordagem para tratar essa volatilidade, exposta nos trabalhos de Bruno et al. (2016) e Street et al. (2009).

Para tratar as incertezas, o setor elétrico adaptou algumas metodologias de risco financeiro ao problema de comercialização de energia. Artigos como os de Weron (2000) e Dahlgren et al. (2003) apresentaram o estado da arte sobre o tratamento de risco no mercado de energia, além de exporem algumas abordagens utilizadas pelas companhias do setor elétrico. Ambos os trabalhos explicam, assim como o trabalho de Sadeghi e Shavvalpour (2006), o motivo pelo qual o preço da energia é uma variável volátil, e justificam abordagens de engenharia financeira para mensurar riscos no mercado de energia.

Os resultados apresentados em Sadeghi e Shavvalpour (2006) também abordaram a modelagem da métrica VaR. Eles explicam como a metodologia deve ser utilizada, apresentando requisitos como previsões de retornos. VaR também é abordado no trabalho de Dahlgren et al. (2003), assim como outras métricas, como CVaR. Nele, foram expostos alguns exemplos e comparações de resultados dos métodos utilizados.

A abordagem LPM em comercialização de energia é realizada no trabalho do autor Gökgöz e Atmaca (2017), que apresentou uma metodologia de maximização do retorno enquanto minimiza o risco, aplicando-a no mercado turco de energia. Da mesma forma que Gökgöz e Atmaca (2017), outras pesquisas como as de Bu et al. (2011), Charwand et al. (2017) e Matos (2007) abordaram o problema de tomada de decisão em risco de forma multi-objetiva.

Trabalhos como os de de Araújo e Montini (2015) e de Araújo (2011) focaram em estabelecer comparações entre as métricas de risco, com o objetivo de estabelecer diferenças entre os modelos. Eles apresentaram aplicações feitas no mercado financeiro com portfólios de compra e venda de ações.

Tabela 1: Parâmetros

Parâmetro	Valor
α	5%
τ	Receita esperada do portfólio corrente
p	2
w_{CVaR}	0,33
w_{LPM}	0,33
w_{VaR}	0,33

Para agregar as metodologias de risco, foi utilizada a metodologia apresentada por Yager (1988), que já é consolidada na área de tomada de decisão. Alguns exemplos de aplicações do trabalho de Yager (1988) podem ser observados nos trabalhos de Ramalho (2017), Pedrycz et al. (2011), Júnior et al. (2016) e Ekel et al. (2016), para agregar opiniões de especialistas.

O trabalho apresentado neste artigo também possui uma visão multi-objetivo no problema de construção de portfólio. Contudo, ao invés de estabelecer comparações entre as métricas, como feito nos trabalhos de de Araújo e Montini (2015) e de Araújo (2011), objetiva-se agregar as metodologias assim como abordado nos trabalhos de Ramalho (2017), Pedrycz et al. (2011), Júnior et al. (2016) e Ekel et al. (2016), para que se tenha uma visão robusta quanto ao risco.

4 Metodologia

Para a solução do problema de minimização multi-objetivo de risco de portfólio, se utilizou o operador OWA para construir uma agregação das funções e posteriormente se minimizou a função agregada pelo OWA.

A variação na contratação de energia considerada foi de -gFis à +gFis, utilizando a variável de contratação auxiliar. E para analisar o impacto da variação de contratação de energia na receita se utilizou as métricas de risco: VaR, CVaR e LPM com os parâmetros descritos na Tabela 1. O algoritmo construído para o desenvolvimento do trabalho proposto está representado pela Figura 1. Para normalizar a resposta das funções de risco foi utilizado (7), que também foi empregado por Ekel et al. (2016), (Ramalho, 2017) e Júnior et al. (2016):

$$f_p(x) = \frac{\max F_p(x) - F_p(x)}{\max F_p(x) - \min F_p(x)} \quad (7)$$

sendo a função objetivo $F_p(x)$ é minimizada, e $f_p(x)$ é o valor da função normalizada.

5 Experimento e Resultados

Os experimentos consistiram na utilização dos 2000 cenários de PLD e GFS como dados iniciais para construir a previsão da receita para 48

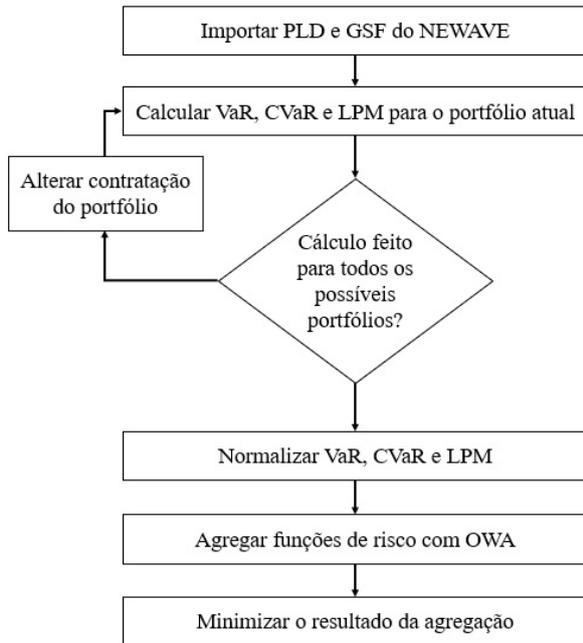


Figura 1: Algoritmo

meses. Com a implementação em MatLab, foi possível avaliar o comportamento da receita ao se variar a contratação de energia do agente gerador. O portfólio utilizado no experimento é composto de:

- gFis: 100 MWm;
- compra: 70 MWm à 70 R\$/MWh;
- venda 1: 70 MWm à 150 R\$/MWh;
- venda 2: 90 MWm à 130 R\$/MWh.

Neste trabalho, utilizou-se da receita média do horizonte de análise de cada cenário para a construção da distribuição das receitas, conforme mostra a Figura 2. O propósito do experimento é avaliar a contratação de energia da empresa para cada métrica de risco. A pergunta que se intende responder é: o que acontece com a receita em risco da empresa, quando se altera a quantidade de energia comprada e vendida?

O perfil de risco para a composição de compras e venda do é representado pela Figura 3, que apresenta a dispersão das receitas médias de cada cenário pelo PLD médio do cenário. Em vermelho, estão destacadas as 5% piores receitas do agente.

O risco intrínseco ao preço de energia do gerador hidráulico para as configurações consideradas de compra e venda está representado na Figura 4. Como mostra essa figura, cada métrica possui sua respectiva receita em risco mínima, e indicam posições na variação de contratação diferentes.

A resposta de todas as figuras é similar, o agente está exposto à valores altos de PLD, o que indica que ele está muito contratado e existe a

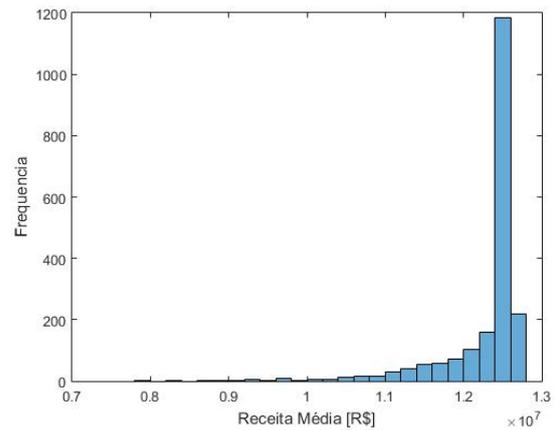


Figura 2: Distribuição das receitas para $\Delta C = 0$

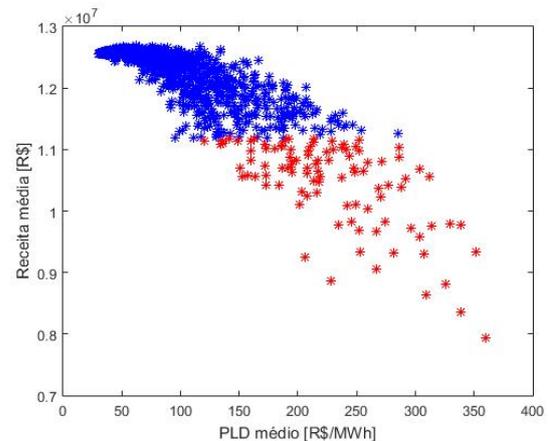


Figura 3: Perfil de Risco

possibilidade de ele vender muito agora e se arrepender. Entretanto individualmente, cada métrica possui uma respectiva redução de contratação de energia a fim de minimizar o risco na receita. A métrica VaR, conforme a Figura 4, nos diz que o mínimo de receita em risco que se pode ter é R\$274 mil, ao reduzir em 14,4 MWm a contratação. CVaR, por sua vez, estima que o risco mínimo é de R\$490 mil, quando a contratação é reduzida em 18,2 MWm. Enquanto LPM nos retorna R\$191 mil de risco mínimo ao se reduzir 14,9 MWm.

A agregação das métricas de risco utilizando o operador OWA, como mostra a Figura 5, retorna uma faixa de opções onde o risco se manteve praticamente constante, nas variações de contratação entre -15,8 MWm e -16,1 MWm o nível de pertinência da função se manteve constante em 0,93.

6 Conclusões

O artigo propôs uma visão unificada de risco, considerando métricas já consolidadas pelos agentes de energia e financeiros para se mensurar risco. Apesar das respostas de todas as métricas indica-

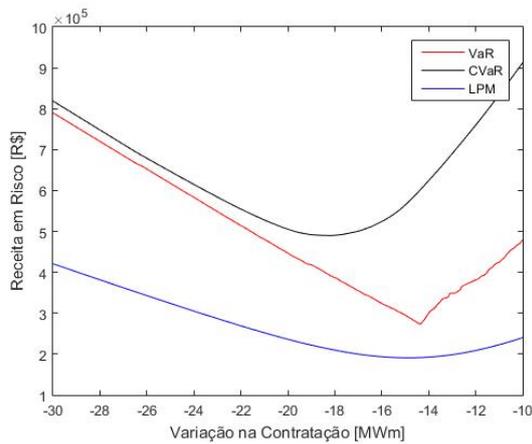


Figura 4: Risco Intrínseco

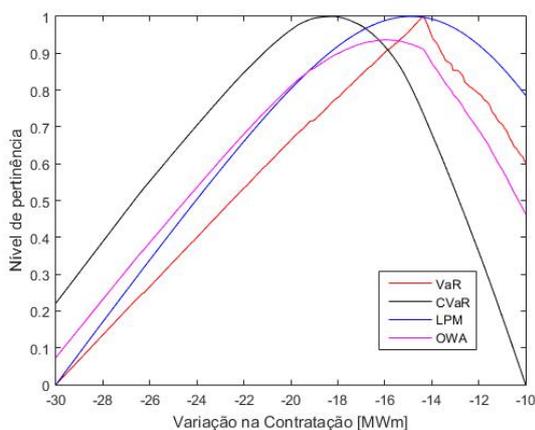


Figura 5: Comparação das Métricas

rem que o gerador hidráulico deve reduzir a sua contratação, individualmente cada uma indica que ele deve reduzir uma respectiva quantidade a fim de alcançar o risco mínimo. A diferença entre as métricas apresentada pelas Figuras 4 e 5 resulta em posicionamentos diferentes se o agente optasse por uma métrica individual.

A agregação das métricas de risco pelo OWA elimina essa discordância de posições, ao permitir uma análise que considera todas as visões de risco, validando assim a proposta inicial. Essa visão integrada, oferecida pela agregação das métricas com o OWA, nos retorna não só uma posição que não é tão conservadora como CVaR, mas também elimina as limitações do VaR e não é pouco sensível como o LPM.

Uma grande vantagem do trabalho proposto é, com a possibilidade de integração de métricas de risco, poder contornar incertezas nos dados iniciais do problema ao realizar análises com mais de uma função de risco. No entanto, com o aumento do número de métricas, a agregação pode resultar em diversas possibilidades de posições ótimas.

Uma proposta de trabalhos futuros é a utilização de novas métricas para a agregação, possi-

ibilitando novas posições de contratação de energia. Outra proposta é a utilização da metodologia proposta para geradores de fontes renováveis como usinas eólicas, para isso, é necessário a criação de cenários de geração a partir das distribuições de velocidade dos ventos para se alterar a modelagem da receita. Também é possível utilizar o trabalho para análise de portfólio de consumidores livres.

Agradecimentos

Os autores deste trabalho agradecem à CAPES, CNPq e FAPEMIG pela contribuição financeira com relação a esta pesquisa.

Referências

- Bruno, S., Ahmed, S., Shapiro, A. e Street, A. (2016). Risk neutral and risk averse approaches to multistage renewable investment planning under uncertainty, *European Journal of Operational Research*.
- Bu, S., Yu, F. R. e Liu, P. X. (2011). A game-theoretical decision-making scheme for electricity retailers in the smart grid with demand-side management, *2011 IEEE International Conference on Smart Grid Communications, SmartGridComm 2011*.
- Charwand, M., Gitizadeh, M. e Siano, P. (2017). A new active portfolio risk management for an electricity retailer based on a drawdown risk preference, *Energy*.
- Cumova, D. e Nawrocki, D. (2014). Portfolio optimization in an upside potential and downside risk framework, *Journal of Economics and Business* **71**: 68–89.
- Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (2012). Agentes de Geração Hidráulica, www.ccee.org.br/ccee/documentos/CCEE_035731. Acessado em: 13/04/2018.
- Dahlgren, R., Chen-Ching Liu e Lawarree, J. (2003). Risk assessment in energy trading, *IEEE Transactions on Power Systems* **18**(2): 503–511.
- de Araújo, A. C. e Montini, A. d. Á. (2015). Análise de métricas de risco na otimização de portfólios de ações, *Revista de Administração* **50**(2): 208–228.
- de Araújo, A. C. (2011). *Comparação entre métricas de risco para otimizar carteiras de investimentos em ações*, Master's thesis, Universidade de São Paulo.
- Denton, M., Palmer, A., Masiello, R. e Skantze, P. (2003). Managing market risk in energy, *IEEE Transactions on Power Systems*.

- dos Santos, F. F. G. (2013). *Gerenciamento de riscos otimização multiobjetivo e análise de portfólio de compra e venda de energia*, Master's thesis, Universidade Federal de Minas Gerais.
- Ekel, P., Kokshenev, I., Parreiras, R., Pedrycz, W. e Pereira, J. (2016). Multiobjective and multiattribute decision making in a fuzzy environment and their power engineering applications, *Information Sciences* .
- Gökgöz, F. e Atmaca, M. E. (2017). Portfolio optimization under lower partial moments in emerging electricity markets: Evidence from Turkey, *Renewable and Sustainable Energy Reviews* **67**: 437–449.
- Jarrow, R. e Zhao, F. (2006). Downside Loss Aversion and Portfolio Management, *Management Science* **52**(4): 558–566.
- Júnior, J. G. P., Ekel, P. I., Moreno, E. V. S., Silva, I. S., da Silva, C. M. C. e Mascarenhas, F. H. L. (2016). Decision Making in a Fuzzy Environment as Applied to Analyzing and Prioritizing Industrial Districts, *Anais do XLVIII SBPO Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, pp. 292 – 302.
- Lee, J., Guo, J., Choi, J. K. e Zukerman, M. (2015). Distributed energy trading in micro-grids: A game-theoretic model and its equilibrium analysis, *IEEE Transactions on Industrial Electronics* .
- Matos, M. A. (2007). Decision under risk as a multicriteria problem, *European Journal of Operational Research* .
- Mishra, B. e Rahman, M. (2002). Measuring mutual fund performance using lower partial moment, *Global Business Trends, Contemporary Readings* (December).
- Pedrycz, W., Ekel, P. e Parreiras, R. (2011). *Fuzzy multicriteria decision-making: models, methods and applications*, John Wiley & Sons.
- Peik-Herfeh, M., Seifi, H. e Sheikh-El-Eslami, M. K. (2013). Decision making of a virtual power plant under uncertainties for bidding in a day-ahead market using point estimate method, *International Journal of Electrical Power and Energy Systems* .
- Ramalho, F. D. (2017). *Utilização da Informação qualitativa no processo de tomada de decisão*, Master's thesis, Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais.
- Rockafellar, R. T., Uryasev, S. et al. (1999). Optimization of conditional value-at-risk, *Journal of risk* **2**: 21–42.
- Sadeghi, M. e Shavvalpour, S. (2006). Energy risk management and value at risk modeling, *Energy Policy* .
- Street, A., Barroso, L. A., Flach, B., Pereira, M. V. e Granville, S. (2009). Risk constrained portfolio selection of renewable sources in hydrothermal electricity markets, *IEEE Transactions on Power Systems* .
- Street, A., Oliveira, F., Arroyo, J. M. e Sets, D. (2011). Contingency-Constrained Unit Commitment With n K Security Criterion: A Robust Optimization Approach, *IEEE Transactions on Power Systems* **26**(3).
- Weron, R. (2000). Energy price risk management, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* **285**(1-2): 127–134.
- Wojt, A. (2009). Portfolio Selection and Lower Partial Moments, *Stockholm: Royal Institute of Technology Working Paper* .
- Yager, R. R. (1988). On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking, *IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics* **18**(1): 183–190.