

POLÍTICAS ENERGÉTICAS ROBUSTAS SOB CONDIÇÕES DE MUDANÇA CLIMÁTICA

Ada Arancibia^{1}; Guilherme Fernandes Marques² & Amaury Tilmant³*

Resumo – O planejamento da expansão da capacidade de sistemas elétricos visa garantir o fornecimento futuro de energia elétrica, porém deve ser feito tendo em vista critérios como custos, tecnologias disponíveis, confiabilidade e impactos ambientais. Sendo uma atividade de grande importância para o desenvolvimento dos países, envolve, além das incertezas próprias da atividade, também as incertezas das políticas energéticas. Além disso, uma vez que a geração de energia é baseada em parte em recursos naturais sensíveis às condições climáticas, o processo de planejamento também deve lidar com a incerteza da mudança climática. Neste contexto, este trabalho apresenta uma nova metodologia para identificação das políticas energéticas robustas com boa performance, em termos de custos e emissões de CO₂, para diferentes cenários climáticos. A metodologia usa uma abordagem híbrida de programação dinâmica com otimização linear multi-objetivo, para poder analisar o impacto dos possíveis futuros cenários de mudanças climáticas sobre as mudanças nas políticas energéticas para a expansão da capacidade de geração. Para a definição das políticas robustas, aplicam-se técnicas de medição de desempenho dos algoritmos genéticos multi-objetivo. Assim, se fornece de uma ferramenta para a análises e desenho de políticas energéticas e climáticas.

Palavras-Chave – programação dinâmica, programação linear multi-objetivo, sistemas elétricos.

ROBUST ENERGY POLICIES UNDER CLIMATE CHANGE CONDITIONS

Abstract – The planning of Power systems capacity expansion aims to guarantee the future supply of electrical energy, but should be made considering criteria such as costs, available technologies, reliability and environmental impacts. As an activity of great importance for the development of countries, it involves, in addition to the inherent uncertainties of the activity, energy policies uncertainties. Also, since energy generation relies in many cases on climate-sensitive natural resources, the planning process must also deal with the climate change uncertainty. In this context, this paper presents a novel methodology for identification of robust energy policies with good performance in terms of costs and CO₂ emissions, for different climate scenarios. The methodology uses a hybrid dynamic programming/multi-objective optimization approach, analyzing how possible future scenarios of climate change could affect the energy policies changes for the generation capacity expansion. For definition of robust policies uses techniques for measuring multi-objective performance from the genetic algorithms. This methodology is a useful tool for designing and analyzing energy and climatic policies.

Keywords – Dynamic programming, multi-objective linear programming, power systems.

¹ Instituto de Pesquisas Hidráulicas – UFRGS, Departamento Acadêmico de Hidráulica e Hidrologia – UNI, aarancibias@uni.edu.pe

² Instituto de Pesquisas Hidráulicas – UFRGS, guilherme.marques@ufrgs.br

³ Université Laval, amaury.tilmant@gci.ulaval.ca

INTRODUÇÃO

O planejamento dos sistemas elétricos, como definido por Seifi e Sepasian (2011), é um processo no qual o objetivo é decidir sobre novos elementos dos componentes existentes do sistema, ou sobre sua atualização, para satisfazer adequadamente às demandas de energia elétrica no futuro. Isso resulta na definição de um cronograma de investimento para a construção das plantas geradoras e das linhas de transmissão, considerando um fornecimento econômico e confiável (Gorenstin *et al.*, 1993). De entre eles, o planejamento das plantas geradoras é a primeira etapa decisiva em questões de planejamento de longo prazo. Os sistemas de geração usam recursos não renováveis como o carvão e recursos renováveis, dentre eles, o mais usado, ainda é a água (TSP, 2017). O uso de recursos renováveis é, atualmente, uma preocupação global, devido aos impactos ambientais e às alterações climáticas, fazendo com que os governos adotem políticas para a implantação de tecnologias com baixas emissões de carbono (Iyer *et al.*, 2015). Tais políticas são as chamadas políticas climáticas. A incorporação de políticas climáticas no planejamento adiciona complexidade e incerteza ao processo, assim, os planejadores devem levar em conta a incerteza adicionada à complexidade, se comparado com as condições do passado, uma vez que os fatores-chave, como a configuração econômica e política, mudam rapidamente e têm um grande impacto em todo o mundo (Schwenker e Wulf, 2013). A respeito das mudanças climáticas, um aspecto importante a se salientar é que ainda existem grandes incertezas sobre a severidade das alterações climáticas quanto ao impacto na geração e o custo das tecnologias necessárias para mitigar este problema (Fuss *et al.*, 2009).

Porém, no planejamento da expansão da capacidade de geração de sistemas elétricos, é necessário aprofundar o entendimento a respeito do impacto das mudanças deste tipo de políticas no decorrer do tempo, na busca por objetivos de redução de emissões de CO₂ e nos custos no planejamento da expansão da capacidade de geração, considerando os possíveis efeitos das mudanças climáticas.

Metodologias para inclusão das políticas energéticas consideram inclusão de fontes renováveis através de restrições (Li *et al.*, 2014), também como cumprimento das quotas de emissões (Rebennack, 2014) ou uma função objetivo adicional de minimização de emissões de CO₂ (Aghaei *et al.*, 2013; Tekiner *et al.*, 2010). Já inclusão das incertezas das políticas energéticas é apresentada por Arancibia *et al.* (2016a), na que a política energética conduz o planejamento da expansão da capacidade pela preferência de seleção de tecnologias segundo suas emissões de CO₂ ou seus custos embutidos. A metodologia gera vários diferentes cenários de mudanças das políticas energéticas e seus *trade-offs*, pelo acoplamento de otimização por programação dinâmica e programação linear multi-objetivo. A respeito da consideração do impacto das mudanças climáticas no planejamento, a metodologia apresentada por Li *et al.* (2016), considera a otimização com programação linear determinística, incluindo parâmetros como fator de capacidade, capacidade de transmissão e demanda, afetados por mudanças nos parâmetros climáticos, a precipitação e a frequência crescente de eventos extremos. A incerteza das mudanças climáticas é analisada por cenários discretos. Onde cada cenário é estabelecido pela definição de valores para cada um dos parâmetros climáticos considerados. As limitações são bem da complexidade das capacidades de expansão dos sistemas de energia e da incerteza das condições climáticas, ampliada pelo número de parâmetros climáticos considerados.

No entanto, na literatura especializada, apesar dos inúmeros trabalhos e avanços desenvolvidos neste tema, não há evidências de trabalhos que considerem tanto as incertezas das políticas

energéticas como os impactos e incertezas das mudanças climáticas no planejamento da expansão da capacidade de geração. Assim se apresenta este trabalho com o objetivo de preencher esta lacuna.

O trabalho baseia-se no trabalho realizado por Arancibia *et al.* (2016a), apresentando uma metodologia melhorada para identificar políticas energéticas robustas para o planejamento de expansão de geração sob mudanças climáticas. Os impactos das mudanças climáticas estão limitados à energia térmica e hidráulica. Adotamos o termo "fator de utilização da capacidade", que depende das condições climáticas e representa as condições operacionais de um sistema de energia hidrotermal (Arancibia *et al.*, 2016b). A incerteza política é representada pelos diferentes possíveis cenários de mudança de política energética. Onde, a política de energia denota a preferência pela seleção de fonte de geração determinada e os cenários de mudança as mudanças na seleção de preferências por etapa através do tempo de planejamento. A incerteza das mudanças climáticas é representada por diferentes cenários e resultados de diferentes modelos climáticos (terrestres e globais) para o mesmo local. As incertezas tanto da política energética quanto as incertezas da mudança climática são abordadas usando análises de cenários. As análises usando cenários é preferida, em vez de uma abordagem estocástica, uma vez que a primeira representa uma ampla gama de condições alternativas possíveis e, a segunda, apenas uma variedade limitada de cenários (Vithayasrichareon e Riesz, 2015; Beh *et al.*, 2015). A abordagem gera para cada cenário climático um diagrama de Pareto com vários possíveis cenários de mudança de política. As soluções robustas são então identificadas por uma seleção considerando a distância média mínima para a frente de Pareto em diferentes cenários climáticos.

Na seguinte seção, apresentam-se a metodologia, seguido das considerações gerais.

METODOLOGIA

A metodologia formulada tem cinco etapas: (i) formulação do problema de expansão de capacidade a ser resolvido com programação dinâmica discreta; (ii) construção dos cenários climáticos, consequentemente as condições de operação do sistema elétrico são definidas através da sua relação com o "fator de capacidade de utilização" - UCF; (iii) geração dos cenários de política energética (sequência de mudança de política); (iv) solução do problema da expansão da capacidade de geração, para cada um dos cenários de política energética no correspondente cenário climático; e (v) identificação de políticas energéticas robustas para todos os cenários estabelecidos na fase anterior. Um resumo do método geral aparece na figura 1. Onde T é o horizonte de planejamento, Q_I é a série temporal de vazões para o cenário climático I , UCF_I é a série de fatores de capacidade de utilização para o cenário climático I , x_t^c é o possível valor candidato c para tornar a expansão \times no estágio t , PC é o número total de valores candidatos possíveis de expansão. A seguir cada uma das fases são explicadas.

Fase (i). Configuração do problema de expansão da capacidade

O horizonte de planejamento T é dividido em t estágios. A demanda D da capacidade de geração é discretizada segundo os estágios definidos. D_t é a demanda ao início de cada estágio t , a demanda no final do estágio T , e representada por D_{T+1} . A capacidade de geração ao início do estágio t é nomeada como s_t (variável de estado). Definimos, x_t^c , como a capacidade de geração que poderia ser adicionada no estágio t , isso é um possível incremento da capacidade, uma solução candidata de incremento antes do valor ótimo x_t (variável de decisão) ser elegido. Considerando as relações definidas nas equações (1) a (3), PC valores de x_t^c podem ser definidos como possíveis soluções candidatas.

$$x_t = s_{t+1} - s_t; s_{\max} = D_{T+1}; x_{\max,t} = D_{T+1} - s_t; \forall t \quad (1)$$

$$s_t \geq D_t; 0 \leq s_t \leq s_{\max,t}; 0 \leq x_t \leq x_{\max,t}; \forall t \quad (2)$$

$$0 \leq x_t \leq D_{T+1} - D_t \quad (3)$$

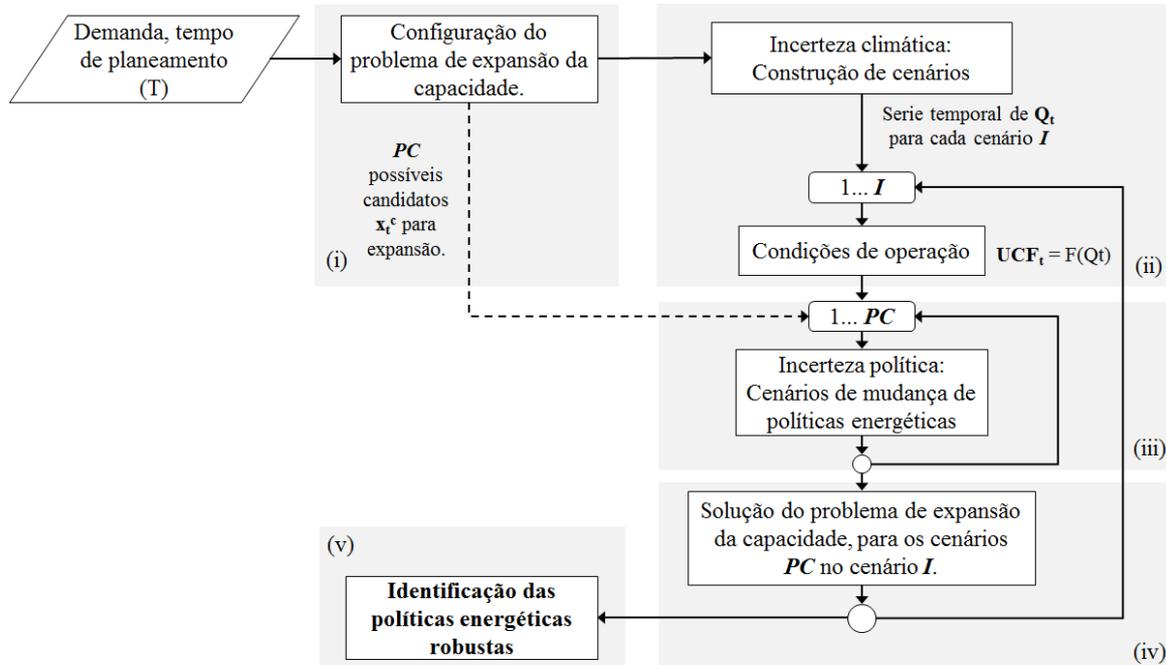


Figura 1 – Método geral

Fase (ii). Construção dos cenários climáticos

Os cenários de condições climáticas futuras (no horizonte de planejamento) são construídos com os resultados de modelos climáticos para futura condições de mudança climática. Estas são representadas com séries temporais de descarga Q_I (valor anual da média mensal das vazões dos rios usados para a geração hidrelétrica no sistema). Para um dos cenários climáticos, usando análise de frequência acumulada das vazões, se estabelecem os valores limites para cinco tipos de condições hidrológicas igualmente prováveis. Usando estes limites, se estabelecem as condições hidrológicas para cada uma das series correspondentes a cada cenário. Para estabelecer as condições de operação do sistema associadas as condições hidrológicas, se utiliza o conceito de fator de capacidade de utilização – FCU e o procedimento explicado em detalhe por Arancibia *et al.* (2016b). Os tipos de relações a obter serão com as indicadas nas equações (4) e (5).

$$FCU_{t,i} = f(Q_t) \quad (4)$$

$$FCU_{t,TOTAL} = f(FCU_{t,i}) \quad (5)$$

Onde $FCU_{t,i}$ é o FCU da tecnologia tipo i , no ano t e $FCU_{t,TOTAL}$ é o FUC total no ano t .

Fase (iii). Construção dos cenários de políticas energéticas

Cada possível valor de incremento da capacidade x_t^c no estágio t pode ter uma combinação de n diferentes tipos de fontes de energia disponíveis r_i , definidas pela equação (6), nomeada como “equação de acoplamento”.

$$x_t^c = r_1 + r_2 + \dots + r_n \quad (6)$$

Cada combinação dos tipos de fonte de energia disponíveis, obedece a uma política energética de seleção aplicada no estágio t . Sendo que as políticas energéticas podem mudar de um estágio para outro. Os cenários de mudança de políticas energéticas são gerados como resultado da solução do problema de programação linear multi-objetivo – MOLP, definidos pelas equações (7) a (13), para m^T diferentes cenários considerando T estágios e m diferente políticas energéticas.

$$FO_1: \text{minimum } \sum (IC_i \times r_i + OC_i \times r_i) \quad ; i = 1 \dots n \quad (7)$$

$$FO_2: \text{minimum } \sum CO_{2i} \times r_i \quad ; i = 1 \dots n \quad (8)$$

Sujeito a:

$$r_1 + r_2 + \dots + r_n \geq x_t^c ; \quad \forall t \quad (9)$$

$$\sum_i (\overline{FCU}_i \cdot r_i) \geq FCU_{TotalSistema} \times (\sum_i r_i) ; i = 1 \dots n \quad (10)$$

Sendo, IC_i : custo de investimento para cada tipo de fonte r_i ; OC_i : custo de operação relacionado ao tipo de fonte r_i , definido pela equação (11); CO_{2i} : emissões de CO_2 provenientes do tipo de fonte r_i , definido pela equação (12); \overline{FCU}_i : fator de capacidade de utilização média no correspondente estágio de DT anos de cada tipo de fonte i ; $FCU_{TotalSistema}$: fator de capacidade de utilização do sistema todo no mesmo estágio. Para mais de três fontes de energia serão requeridos informação adicional.

$$OC_i = \left(\sum_t FCU_{t,i} \times oc_i / (1 + int)^{t-1} \right) \times 8760 \quad ; t = 1 \dots DT \quad (11)$$

$$CO_{2i} = co_{2emiss_i} \times \left(\sum_t FCU_{t,i} \right) \times 8760 \quad ; t = 1 \dots DT \quad (12)$$

Onde, oc_i : custos variáveis da energia gerada pela fonte tipo i ; int : taxa de juros anual; t : é o ano contado desde o início do estágio; DT : número de anos de cada estágio; co_{2emiss_i} : emissões de CO_2 geradas pela fonte tipo i .

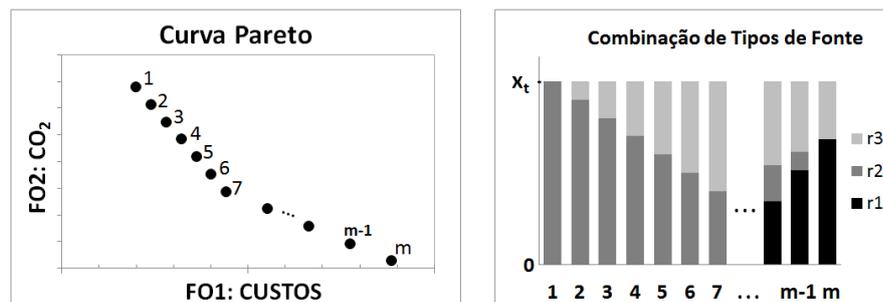


Figura 2 – Exemplo dos resultados do MOLP para o x_t^c (Arancibia *et al.*, 2016a)

O problema de MOLP formulado pelas equações (7) a (12) é resolvido para cada cenário climático usando o algoritmo *augmented e-constraint* – AUGMECON, explicado em detalhe por Mavrotas (2009). Resultado do MOLP se terá uma frente de Pareto, ou Curva de Pareto, com m pares de valores de custos e emissões CO₂ para cada possível combinação de r_i para cada possível valor de x^f . Um exemplo aparece na figura 2, incluindo três fontes de energia (no gráfico à direita) e m pontos definindo uma frente de Pareto (gráfico à esquerda). O ponto de solução "1" mostra apenas expansão na fonte de energia r_2 , com o menor custo e maior emissão de CO₂. A introdução do r_3 no pacote produz um *trade-off*, reduzindo as emissões a uma despesa de custo (pontos 2 a 7). Ao introduzir a fonte de energia r_1 , as emissões de CO₂ podem ser ainda mais reduzidas, substituindo r_3 . Cada combinação de fontes de energia reflete um viés de política, ou preferência, com um viés mais forte para proteção ambiental à direita e para economia de custos para a esquerda.

Fase (iv). Solução do problema da expansão da capacidade de geração

O problema da expansão da capacidade de geração é configurado com as equações (13) a (15), para ser resolvido com um algoritmo de programação dinâmica discreta em direção para atrás, para minimizar custos ("política líder"),

$$F_t(s_t) = \text{minimum} \{C_t(s_t, x_t) + F_{t+1}(s_{t+1})\} \quad (13)$$

Sujeito a:

$$x_t = s_{t+1} - s_t ; \quad \forall t \quad (14)$$

$$s_t \geq D_t ; \quad 0 \leq s_t \leq s_{max,t} ; \quad 0 \leq x_t \leq x_{max,t} ; \quad \forall t \quad (15)$$

Sendo, $F_t(s_t)$: solução ótima para o estágio t mais estágios futuros; $C_t(s_t, x_t)$: valor presente do custo da decisão de expansão x_t no estágio t com a capacidade inicial s_t considerando uma taxa de juros int ; $F_{t+1}(s_{t+1})$ solução ótima para todos os estágios futuros, considerado igual a zero para o último estágio. A equação (13) é conhecida como "equação recursiva" e a equação (14) como equação de estado. As demais variáveis já foram definidas anteriormente. Para cada cenário climático I e para cada um dos m^T cenários de mudança da política energética, o problema da expansão da capacidade de geração é resolvido. Para computar as emissões de CO₂ geradas é utilizada a equação (16).

$$\text{Emissões Totais CO}_2 = \sum_{t=1...T} CO_2(x_t, s_t) \quad (16)$$

Sendo $CO_2(x_t, s_t)$, emissões de CO₂ devido à expansão x_t no estágio t , dado uma capacidade inicial s_t .

Os resultados para cada cenário de mudança da política energética são os custos totais da expansão da capacidade, emissões totais de CO₂ da capacidade incrementada e a sequência de expansão de capacidade com a combinação de fontes para cada estágio. Assim, para cada cenário climático se terá o mesmo conjunto de resultados correspondentes aos m^T cenários de mudança de política energética. Na figura 3, apresentam-se os exemplos dos resultados dos custos e emissões CO₂ para três diferentes cenários climáticos. Em cada caso é possível identificar uma frente de Pareto e diferente distribuição dos m^T resultados.

Fase (v). Identificação das políticas energéticas robustas

Se considera que as melhores soluções em termos de custos e emissões de CO₂, são aquelas na frente de Pareto o perto dela. É possível que os resultados da aplicação da mesma política energética (cenário), localize os resultados em diferentes posições respeito da frente de Pareto (caso pontos A e B na figura 3) para diferentes cenários climáticos. As políticas energéticas robustas serão aquelas que logrem uma boa localização em todos os cenários (caso ponto B na figura 3). Assim para identificar as políticas energéticas robustas, se estabelece uma distância normalizada limite d_R paralela à frente do Pareto (pontos grises obscuros na figura 3) definida por a equação (17).

$$d_R = p \times \left(\max_{I=1..n} d_I + \min_{I=1..n} d_I \right) / 2 \quad (17)$$

Sendo, p : parâmetro de tolerância na precisão do custo, para planejamento é aceitável uma tolerância na precisão de até 30%, neste caso se adotara $p = 15\%$; d_I : distância do ponto mais distante a frente de Pareto no cenário climático I .

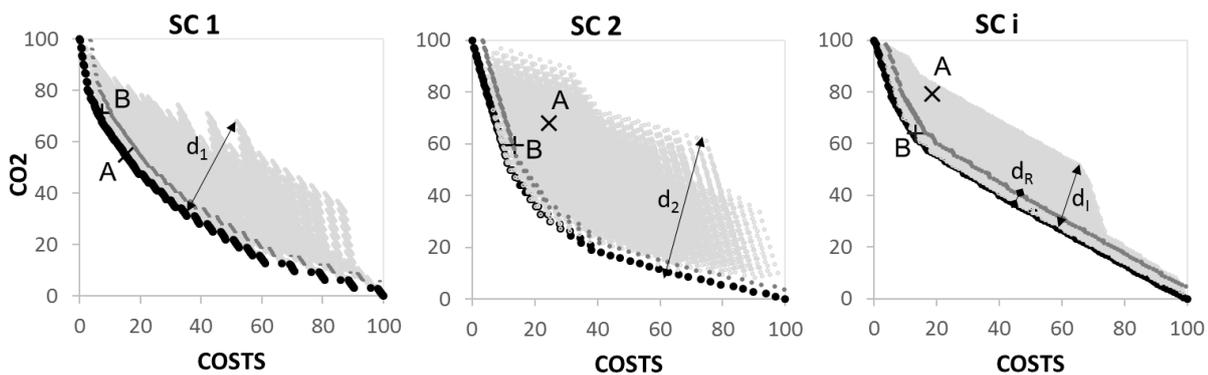


Figura 3 – Definição das soluções robustas

Depois, as políticas energéticas robustas são identificadas como aquelas com distância normalizada a frente de Pareto menor o igual ao d_R em todos os cenários climáticos.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

O trabalho apresenta uma metodologia que si comparado com estudos similares tradicionais, é capaz de: (i) combinar as políticas de energia antagonistas relacionadas com as emissões de CO₂ e os custos, em vez de considerar apenas uma determinada política energética; (ii) avaliar a robustez sob diferentes cenários climáticos, considerando sua proximidade com a frente de Pareto através de uma distância mínima normalizada.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao CNPQ pela bolsa de estudo de doutorado do primeiro autor.

REFERÊNCIAS

AGHAEI, J.; AKBARI, M. A.; ROOSTA, A.; BAHARVANDI, A. (2013). Multiobjective generation expansion planning considering power system adequacy. *Electric Power Systems Research* (102), pp 8 – 19.

- ARANCIBIA, A.L.; MARQUES, G.F.; MENDES, C.A.B. (2016a). Systems Capacity expansion planning: Novel approach for environmental and energy policy change analysis. *Environmental Modelling & Software* (85) pp 70 – 79.
- ARANCIBIA, A.L.; PEREIRA, A.G.C.H.; MARQUES G.F.; (2016b). Fator de capacidade de utilização como indicador da operação do sistema elétrico para o planejamento de expansão de geração. Estudo de caso subsistema sul do Brasil. In: *Anais X Congresso Brasileiro de Planejamento Energético*. Gramado, Rio Grande Do Sul: 2016, pp 1–13.
- BEH, E.H.Y.; MAIER, H.R.; DANSY, G.C. (2015). Scenario driven optimal sequencing under deep uncertainty. *Environmental Modelling & Software* (68), pp 181 – 95.
- FUSS, S.; JOHANSSON, D. J.; SZOLGAYOVA, J.; OBERSTEINER, M. (2009). Impact of climate policy uncertainty on the adoption of electricity generating technologies. *Energy Policy* (37), pp 733 – 743.
- GORENSTIN, B.G.; CAMPODONICO, N.M.; COSTA, J.P.; PEREIRA, M.V. (1993). Power system expansion planning under uncertainty. *IEEE Transactions on Power Systems*, 8(1), pp 129-136.
- IYER, G.; HULTMAN, N.; EOM, J.; MCKEON, H.; PATEL, P.; CLARKE, L. (2015). Diffusion of low-carbon technologies and the feasibility of long-term climate targets. *Technological Forecasting & Social Change* (90), pp 103 – 118.
- LI, S.; COIT D.W.; FELDER F. (2016). Stochastic optimization for electric power generation expansion planning with discrete climate change scenarios. *Electric Power System Research* (140), pp 401 – 412.
- LI, S., COIT, D. W.; SELCUKLU, S.; FELDER, F. (2014). Electric Power Generation Expansion Planning: Robust Optimization Considering Climate Change. In: *Proceedings of the 2014 Industrial and Systems Engineering Research Conference*, Montreal, Canada, Jun. 2014 pp 1049 – 1058.
- MAVROTAS, G. (2009). Effective implementation of the e-constraint method in Multi-objective mathematical programming problems. *Applied Mathematics and Computation* (213), pp 455 – 465.
- REBENNACK, S. (2014). Generation expansion planning under uncertainty with emissions quotas. *Electric power systems research* (114), pp 78 – 85.
- SCHWENKER, B.; WULF, T. (2013). An uncertain World. In: B. Schwenker, T. Wulf, B. Schwenker, e T. Wulf (Edits.) *Scenario-based strategic planning. Developing strategies in an uncertain world*, (1a ed.). Springer Gabler, pp 12 – 14.
- SEIFE, H.; SEPASIAN, M. (2011). Electric Power System Planning. *Issues, Algorithms and Solutions*. Springer – BERLIN, 374p.
- TEKINER, H.; COIT, D. W.; E FELDER, F. A. (2010). Multi-period multi-objective electricity generation expansion planning problem with Monte-Carlo simulation. *Electric Power Systems Research* (80), pp 1394 – 1405.
- TSP. (2017). *The Shift Project Data Portal*. Electricity Generation Statistics. Breakdown of Electricity Generation by Energy Source. Disponível em: <http://www.tsp-data-portal.org/Breakdown-of-Electricity-Generation-by-Energy-Source#tspQvChart>. Acesso em: 12 de fev. 2017.
- VITHAYASRICHAREON, P.; RIESZ, J.; MACGILL, I. (2015). Using renewables to hedge against future electricity industry uncertainties – An Australian case study. *Energy Policy* (76), pp 43 – 56.