



GRUPO - IX

GRUPO DE ESTUDO DE OPERAÇÃO DE SISTEMAS ELÉTRICOS - GOP

Cootimização de Energia e Serviços Ancilares no Planejamento da Operação de Sistemas Hidrotérmicos

Arthur Brigatto
PUC-Rio

Alexandre Street(*)
PUC-Rio

Davi M. Valladão
PUC-Rio

RESUMO

A Programação Dinâmica Dual Estocástica pode ser utilizada para planejar o despacho de sistemas hidrotérmicos. No entanto, em termos de tratabilidade computacional, esse método ainda requer simplificações de modelagem para atingir uma performance aceitável. Simplificações como desconsiderar o critério de segurança e as restrições de transmissão na etapa de planejamento são comuns, mas induzem a uma política de operação inconsistente no tempo. Os efeitos adversos dessa inconsistência são esvaziamento de reservatórios, baixos níveis de reserva e alta volatilidade do preço de curto prazo da energia e do despacho termelétrico. Este trabalho discute uma metodologia quantitativa para avaliar as consequências da inconsistência temporal no planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos decorrente de simplificações no critério de segurança e na rede de transmissão. Além disso, apresentamos um novo modelo de operação que cootimiza a programação do despacho energético e dos serviços *ancilares* (reservas). Desta forma, o modelo produz como saída uma política de alocação de reservas, individual por geradores, que garante um critério de segurança n - K de maneira endógena e cootimizada com o despacho energético do sistema.

PALAVRAS-CHAVE

Critério de Segurança $n - k$, Cootimização de Energia e Serviços Ancilares, Inconsistência Temporal, Planejamento de Sistemas Hidrotérmicos, Programação Dinâmica Dual Estocástica.

1.0 - INTRODUÇÃO

No sistema hidrotérmico brasileiro, os estudos de planejamento de médio/longo prazo da operação são conduzidos utilizando a metodologia de Programação Dinâmica Dual Estocástica (**PDDE**)[1]. O procedimento operativo decompõe o problema em duas etapas: longo e curto prazo. Na etapa de longo prazo, o planejamento da operação é realizado através de um modelo operativo com múltiplos estágios (multiestágio). O objetivo desse modelo é determinar a política operativa ótima através do cálculo da função de custo futuro (**FCF**). A FCF atribui, para cada possível valor de volume armazenado ao final do primeiro período, o custo total agregado de operação do período seguinte até o final do horizonte. A derivada dessa função é conhecida como custo de oportunidade futuro do uso da água, ou, valor da água. Já na etapa de curto prazo, a implementação das ações operativas é conduzida através de um modelo de otimização que leva em conta as especificidades da operação de curto prazo. A função objetivo do modelo de curto prazo considera, portanto, o custo imediato de operação somado ao valor presente da FCF, acoplando assim as decisões de curto e longo prazo.

Resultados como energia armazenada, despacho térmico e custos marginais de operação são informações importantes obtidas desta cadeia de modelos [2]. Assim sendo, não só as ações operativas são determinadas com base na visão de futuro considerada nos modelos de longo prazo, mas também importantes variáveis de mercado, como o Preço de Liquidação das Diferenças (PLD) – oriundo do truncamento do custo marginal de operação entre um piso e um teto –, são fortemente dependentes dessas visões (curto e longo prazo).

(*) Rua Marquês de São Vicente, n° 225 – sala L401 – Edifício Cardeal Leme, PUC-Rio, Gávea – CEP 22451-900 Rio de Janeiro, RJ – Brasil.

Em virtude da complexidade inerente à etapa de planejamento de longo prazo dentro do framework da PDDE, torna-se necessário recorrer a diversas simplificações (ver abordagens alternativas em [16][17]). Detalhes presentes na operação de curto prazo, como o uso de critérios de segurança (do tipo $n-K$) e restrições elétricas de transmissão, são geralmente simplificados em modelos de planejamento. Em última instância, a modelagem do sistema utilizada no problema de planejamento deveria levar em conta todos os detalhes considerados nos modelos que dão suporte à operação de curto prazo, como, por exemplo, restrições de linhas de transmissão, curvas de produtividade não-lineares das hidrelétricas, restrições de segurança, geração intermitente de fontes renováveis, incerteza na demanda, restrições operacionais de curto prazo, representação individualizada de reservatórios etc. No entanto, a incorporação de tal nível de detalhamento na determinação da política operativa determinada pela PDDE resultaria em problemas de otimização intratáveis segundo a abordagem atual. Neste contexto, as decisões de curto prazo, que usam informações da FCF levantadas pela PDDE na etapa de planejamento, são implementadas com informações potencialmente inconsistentes em relação às decisões que serão de fato implementadas no futuro.

De acordo com [3], um processo de decisão, ou política decisória, é temporalmente (ou dinamicamente) inconsistente quando as decisões planejadas para estados futuros, seguindo determinada política, são diferentes das decisões que serão implementadas de fato por essa mesma política quando esses estados se realizarem. Segundo [3], a inconsistência temporal pode induzir a uma sub-otimalidade no processo de decisão, que pode ser quantificada através do gap de inconsistência. As fontes de inconsistência mais comumente analisadas na literatura de otimização estocástica e pesquisa operacional são induzidas por não-linearidades nas medidas de risco. Embora tais fontes sejam de grande relevância, simplificações em modelos de planejamento também podem induzir à inconsistência temporal, pois podem levar a uma FCF diferente daquela que seria obtida se todos os detalhes fossem considerados nos modelos de planejamento. Em geral, uma consequência da inconsistência temporal devido a uma simplificação é uma visão otimista do futuro. Isso porque as simplificações são normalmente relaxações do problema original, mais restrito e complexo. Nesse caso, a operação do sistema torna-se míope em relação à presença de estados operativos potencialmente perigosos no futuro.

É difícil quantificar o efeito colateral cumulativo da inconsistência induzida por simplificações de modelo. Isso porque o estado do sistema é periodicamente atualizado e os erros em cada intervalo de tempo são controlados e, portanto, enganosamente aceitáveis se analisados apenas passo a passo. Além disso, não é fácil rastrear a inconsistência, pois dificilmente serão realizados estudos para contrastar o que foi feito contra o que foi planejado dentro de uma política estocástica de planejamento realizada há 2 anos, por exemplo. No entanto, uma visão otimista do futuro pode gradualmente deteriorar o sistema e o expor a adversidades para as quais ele deveria ser projetado para suportar. Não obstante de toda esta discussão, é importante ressaltar que praticamente toda política que se utilize de uma etapa de planejamento é temporalmente inconsistente, já que é impossível modelar a realidade através de problemas matemáticos. Entretanto, algumas fontes de inconsistência podem ser mais perigosas do que outras. Por exemplo, políticas que expõe sistematicamente o sistema ao risco de déficit, não contabilizando a necessidade de armazenamento prévio, são muito mais perigosas, em termos de custo, do que políticas que adotam uma visão mais pessimista do futuro, expondo o sistema a vertimentos desnecessários. Essa inclusive é, na visão dos autores, uma importante área de pesquisa.

No ano de 2012, o reservatório equivalente do subsistema Sudeste (que abrange a maior parte da capacidade de armazenamento total do país) apresentou um esvaziamento acentuado. As energias armazenadas começaram o ano em um recorde de máxima e terminaram o ano em um recorde de mínima, quando comparadas com a década anterior. Adicionalmente, esse fato foi observado fora de um período de seca severa. Portanto, o sistema não deveria ter exibido tal resultado. Além dos efeitos adversos na operação, o ano de 2012 também colecionou graves dificuldades no âmbito da comercialização. Naquele ano, uma elevada variabilidade (volatilidade) do PLD assustou o mercado, gerando diversos picos de preço que não seriam esperados em condições não adversas. Obviamente, não existe apenas um fator que explique todos esses efeitos. Especialistas levantaram diversas hipóteses, algumas delas inclusive relacionadas à inconsistência induzida pelo erro nas funções de produtividade das hidros (o famigerado fator de fricção das hidros). Entretanto, um fato interessante pode ser levantado: na época, o operador estava implementando a política operativa considerando um critério de segurança $n-2$ e, no caso de tempestades, a segurança era reforçada elevando-se o critério para $n-3$ [4]. Logo, é natural questionar se a implementação de critérios de segurança, que alteram significativamente o ponto de operação normal do sistema, não contabilizados nas políticas de planejamento de longo prazo podem contribuir para esses efeitos. Assim, são necessárias pesquisas adicionais que permitam um entendimento melhor sobre as consequências da inconsistência temporal devido a simplificações no planejamento hidrotérmico.

A primeira parte deste trabalho amplia a discussão dos efeitos da inconsistência temporal induzida por simplificações em modelos de planejamento hidrotérmico, recentemente publicado em [18], para o escopo do sistema elétrico brasileiro. A abordagem proposta consiste em realizar uma PDDE com um modelo simplificado no passo *backward*, que representa a etapa de planejamento onde a segunda lei de Kirchhoff e o critério de segurança $n-1$ são simplificados (desconsiderados), e um modelo detalhado do sistema no passo *forward*, que representa a etapa de implementação (modelo de curto prazo) onde ambas as restrições são levadas em conta. Resultados mostram que a política inconsistente não valora a transferência de energia entre os subsistemas Nordeste (NE) e Sudeste (SE), podendo levar a um esvaziamento dos reservatórios do NE e expor o sistema ao acionamento de

térmicas muito caras no período seco. Como consequência, são observados elevados picos de PLD se comparados com os obtidos na política simplificada de planejamento.

Motivado pelos resultados obtidos na primeira parte e pela necessidade de se expandir o escopo do planejamento para incorporar procedimentos de segurança implementados na prática de curto prazo, a segunda parte deste trabalho discute o desenvolvimento de uma metodologia de cootimização do despacho energético e dos serviços ancilares (reservas) no planejamento da operação que cumpra com um dado critério de segurança. Nesta nova metodologia, recentemente publicada em [19], o modelo de planejamento de longo-prazo da operação do sistema passa não só a determinar uma política de despacho que atenda à demanda sobre incerteza das afluições, mas também a determinar os níveis de reserva que devem ser alocados a cada gerador, por cenário hidrológico e período, que garantam o suprimento da demanda mesmo que K elementos do sistema falhem (critério de segurança $n - K$). Esta nova metodologia produz uma política cootimizada da energia e reserva que, em última análise, permite reduzir o GAP de inconsistência induzidos por simplificações no critério de segurança e seus efeitos adversos nas principais variáveis operativas (despacho térmico, níveis dos reservatórios, intercâmbios, déficit, etc) e de mercado (PLD, principalmente). Dessa forma, este artigo compila e discute de maneira mais ampla, e aplicada ao caso brasileiro, os principais resultados de duas recentes publicações: [18] e [19].

2.0 - INCONSISTÊNCIA TEMPORAL

Antes de discutir a metodologia para avaliar o gap de inconsistência, introduziremos o modelo que será utilizado nesta seção. Empregamos o conceito proposto em [1] e [12], adotado na cadeia de modelos oficiais do setor, em que os autores consideram um esquema *hazard-decision*. Nessa abordagem, decisões operativas no período t envolvendo geração térmica (g_t), vazão turbinada (u_t) e vazão vertida (s_t) são tomadas sob informação perfeita em relação à afluição no período t , a_t , mas sob incerteza no que diz respeito a afluições futuras. Esse esquema também é questionável e faz parte de pesquisas atualmente em andamento, mas não será analisado neste trabalho. Assumimos uma árvore de eventos discreta com conjunto condicional de cenários Ω_t . Afluições aleatórias são denotadas por $a_{t,\omega}$, onde cada cenário $\omega \in \Omega_t$ possui uma probabilidade associada $p_{t,\omega}$. Assim, para um período t , temos:

$$Q_t(v_{t-1}, a_{t,i}) = \min_{y_t, g_t, f_t, v_t} c_t^\top g_t + J \cdot Q_{t+1}(v_t) \quad (1)$$

$$\text{Sujeito a: } Ag_t + By_t + Cf_t = d_t \quad (2)$$

$$v_t + Hy_t = v_{t-1} + a_{t,1} \quad (3)$$

$$(v_t, y_t, g_t, f_t) \in \chi_t \quad (4)$$

O vetor de decisão y_t agrega os vetores de vazão turbinada e vertida em t , cujas entradas são referentes a cada uma das unidades hidroelétricas, e outras possíveis variáveis operativas como o ângulo de fase de cada barra (θ_t). Isto é, $y_t = [u_t^\top s_t^\top \theta_t^\top]^\top$. O vetor de decisão f_t representa o fluxo de potência em cada linha de transmissão e $\pi_{t,i}$, o vetor dual associado à restrição (3). A restrição (2) modela o balanço de potência do sistema, onde d_t é o vetor de demanda nodal de energia. A restrição (3) é referente à equação de balanço hídrico e tem o papel de transição de estados entre dois períodos consecutivos. A restrição (4) contém limites para as variáveis de decisão e outras restrições, como a segunda lei de Kirchhoff. A função de custo futuro é definida como $Q_t(v_{t-1}) = \sum_{\omega \in \Omega_t} p_{t,\omega} Q_t(v_{t-1}, a_{t,\omega})$ para todo $t = 2, \dots, T$. Finalmente, J é um fator de desconto que é usado para computar o valor presente do custo futuro esperado. Para mais informações a respeito da implementação prática que foi utilizada neste trabalho, referenciamos [18] e [19].

Com relação ao critério de parada, nós utilizaremos uma abordagem que consiste em checar a estabilização de ambos os limites, inferior e superior. Para tanto, 1000 iterações da PDDE são executadas. Depois dessas iterações iniciais, um passo de avaliação baseado na simulação do sistema para um número suficientemente grande de cenários é realizado. Assim, obtém-se um custo esperado mediante a aproximação corrente das FCF e, a partir daí, os seguintes passos são executados: 1) 100 iterações adicionais são executadas para aprimorar as FCFs e um novo passo de avaliação é realizado utilizando uma nova amostra de afluições; 2) um teste-t é usado para checar a significância estatística da diferença entre os custos esperados obtidos no passo de avaliação corrente e no anterior; 3) a diferença entre os limites inferiores obtidos dos dois últimos passos de avaliação é computada; 4) finalmente, se o teste de hipótese não rejeitar a hipótese nula e o crescimento do limite inferior for menor que 1%, o algoritmo para; 5) caso contrário, o algoritmo continua e deve-se retornar ao passo 1. É válido mencionar que o critério de parada proposto pode ser estendido para considerar outros momentos da distribuição da função objetivo, bem como momentos de variáveis primais e duais. Esse é um ponto relevante que os autores gostariam de enfatizar. A convergência desse modelo deveria, em princípio, observar também a convergência de variáveis primais (operativas) e duais (preços de curto prazo). A não observância da estabilização dessas variáveis pode acarretar em ambiguidade na definição das políticas operativas e dos preços de curto prazo.

2.1 Medindo a inconsistência temporal em modelos dinâmicos

De acordo com o que foi descrito na seção I deste trabalho a respeito do procedimento operativo brasileiro, podemos afirmar que a política operativa atualmente implementada obedece a uma regra de decisão híbrida:

sucessão ou encadeamento de etapas de planejamento, que estimam as FCFs utilizando descrições ou modelos simplificados do sistema e suas restrições, e etapas de implementação, que sugerem o despacho de curto prazo utilizando modelos mais detalhados do sistema. Assim, para avaliar o que de fato deverá ser implementado dentro dessa lógica, torna-se necessário um esquema de horizonte rolante, no qual esse processo híbrido de duas etapas é simulado para cada série hidrológica. Neste caso, o operador do sistema converge a PDDE rodando quantos passos *forward* e *backward* forem necessários, utilizando o modelo de planejamento simplificado do sistema. No entanto, para obter as decisões de primeiro estágio, que são utilizadas como decisões implementadas, a FCF simplificada é acoplada a um problema que considera um modelo detalhado do sistema. No período seguinte, o mesmo processo é repetido utilizando-se o estado do sistema no final do período anterior como condição inicial. Nesse framework, após algumas iterações, as decisões implementadas desviam-se significativamente daquelas obtidas na primeira etapa de planejamento em períodos passados. Portanto, pode-se verificar que a política obtida, em geral, não é ótima nem para o modelo detalhado nem para o modelo simplificado.

2.2 Esquema de modelagem

Nesta seção, mostramos um esquema para levantar políticas que usam diferentes modelos do sistema, um na etapa de planejamento (para obter a FCF) e outro para obter as decisões que serão implementadas. Para tal, assumiremos que o resultado da etapa de planejamento é uma seqüência de FCFs, ou recurso, representada por $\{Q_t^{plan}\}_{t=1}^T$. Essas funções são aproximadas pela solução da PDDE aplicada ao problema (1)-(4) e é calculada com um certo modelo do sistema que será chamado de modelo de planejamento. O modelo de planejamento é definido por χ_t^{plan} , portanto, $\{Q_t^{plan}\}_{t=1}^T$ é obtida substituindo-se χ_t por χ_t^{plan} em (4). Já as decisões implementadas no período t e cenário ω , utilizando a FCF, Q_t^{plan} , podem ser obtidas pelo seguinte problema de otimização:

$$\min_{y_t, g_t, f_t, v_t} c_t^T g_t + J \cdot Q_{t+1}^{plan}(v_t) \quad (5)$$

$$\text{Sujeito a: } Ag_t + By_t + Cf_t = d_t \quad (6)$$

$$v_t + Hy_t = v_{t-1} + a_{t,1} : (\pi_{t,\omega}) \quad (7)$$

$$(v_t, y_t, g_t, f_t) \in \chi_t^{imp}. \quad (8)$$

Note que em (5)-(8), a solução de primeiro estágio para o período t pertence a χ_t^{imp} , que pode ser diferente de χ_t^{plan} . Nesse esquema, o modelo (5)-(8) assume a existência de um estágio de planejamento prévio, onde Q_{t+1}^{plan} é obtida.

Nessa abordagem, podemos construir um conjunto de M cenários amostrados de decisões implementadas para todo o horizonte de estudo $(1, \dots, T)$ aplicando o modelo (5)-(8) sucessivamente. Esse conjunto pode ser utilizado para derivar uma métrica de avaliação para a regra de decisão criada pelo acoplamento da FCF simplificada e do modelo de implementação detalhado através de um esquema de horizonte-rolante. Para isso, devemos atualizar o estado decorrente das decisões implementadas em t e utilizá-lo como estado inicial em $t+1$ para cada caminho ou série hidrológica. O conjunto de M cenários amostrados das decisões implementadas é armazenado em $\mathcal{P}(\{Q_t^{plan}\}_{t=1}^T, \{\chi_t^{imp}\}_{t=1}^T, \{a_{t,i}\}_{t,\omega=1}^{T,M})$. É importante notar que χ_t^{imp} pode ser tanto χ_t^S , que é o modelo simplificado do sistema, ou χ_t^D , que é o modelo detalhado do sistema. Similarmente, Q_{t+1}^{plan} pode ser tanto Q_t^S quanto Q_t^D , dependendo do modelo (χ_t^S ou χ_t^D) utilizado na etapa de planejamento. Note que toda vez que $\chi_t^{imp} = \chi_t^{plan}$, teremos uma política consistente.

O processo mencionado, que constrói $\mathcal{P}(\{Q_t^{plan}\}_{t=1}^T, \{\chi_t^{imp}\}_{t=1}^T, \{a_{t,i}\}_{t,i=1}^{T,M})$ com decisões implementadas $(v_{t,\omega}^*, y_{t,\omega}^*, g_{t,\omega}^*, f_{t,\omega}^*)$, emula o processo de decisão real para um número grande de cenários. No entanto, é altamente dependente do esforço computacional da PDDE. Assim, um algoritmo rápido para construir $\mathcal{P}(\{Q_t^{plan}\}_{t=1}^T, \{\chi_t^{imp}\}_{t=1}^T, \{a_{t,\omega}\}_{t,\omega=1}^{T,M})$ foi desenvolvido. A ideia básica por trás da forma rápida do algoritmo de simulação da política híbrida inconsistente é levantar a FCF, Q_t^{plan} , apenas nos estados necessários que serão utilizados na etapa de implementação. Assim, implementa-se uma PDDE modificada onde, no passo *forward*, o modelo (5)-(8) é utilizado para encontrar novos pontos de estado para se estimar Q_t^{plan} e, no passo *backward*, a aproximação dada pela PDDE para Q_t^{plan} é calculada utilizando-se o modelo (1)-(4) com $\chi_t = \chi_t^{plan}$. Após terminada a PDDE modificada, uma etapa de avaliação final é executada para o conjunto de cenários amostrados, $\{a_{t,\omega}\}_{t,\omega=1}^{T,M}$, e as soluções obtidas, $\{v_{t,\omega}^*, y_{t,\omega}^*, g_{t,\omega}^*, f_{t,\omega}^*\}_{t,\omega=1}^{T,M}$, são armazenadas em $\mathcal{P}(\{Q_t^{plan}\}_{t=1}^T, \{\chi_t^{imp}\}_{t=1}^T, \{a_{t,\omega}\}_{t,\omega=1}^{T,M})$. Assim, somente uma PDDE é necessária para se emular o processo híbrido de horizonte rolante descrito. Nota-se que, nessa abordagem, a convergência tradicional da PDDE fica comprometida, já que os limites superior e inferior não irão se encontrar em função dos diferentes modelos utilizados nos passos *backward* e *forward*. Contudo, de acordo com o critério de parada proposto neste trabalho

(ver seção 2.0), as convergências dos limites superior e inferior são comparadas isoladamente. Assim, a PDDE é terminada quando os limites superior e inferior estabilizarem.

2.3 Medida do gap devido à inconsistência temporal

O gap de inconsistência temporal de uma política híbrida inconsistente, decorrente do uso de um modelo simplificado, X_t^S , na etapa de planejamento e um modelo detalhado, X_t^D , na etapa de implementação, pode ser obtido pela diferença entre o custo de duas políticas: a implementada $\mathcal{P}(\{Q_t^S\}_{t=1}^T, \{X_t^D\}_{t=1}^T, \{a_{t,\omega}\}_{t,\omega=1}^{T,M})$, que será chamada de agora em diante de **política inconsistente**, e a política planejada, representada por $\mathcal{P}(\{Q_t^S\}_{t=1}^T, \{X_t^S\}_{t=1}^T, \{a_{t,\omega}\}_{t,\omega=1}^{T,M})$, que será chamada de **política de planejamento**. Assim, o gap de inconsistência pode ser estimado pela seguinte diferença de custos:

$$GAP = \frac{1}{M} \sum_{t=1}^T \sum_{\omega=1}^M c_t^\top g_{t,\omega}^{imp} - \frac{1}{M} \sum_{t=1}^T \sum_{\omega=1}^M c_t^\top g_{t,\omega}^{plan}, \quad (9)$$

onde $g_{t,\omega}^{imp} \in \mathcal{P}(\{Q_t^S\}_{t=1}^T, \{X_t^D\}_{t=1}^T, \{a_{t,i}\}_{t,\omega=1}^{T,M})$ e $g_{t,i}^{plan} \in \mathcal{P}(\{Q_t^S\}_{t=1}^T, \{X_t^S\}_{t=1}^T, \{a_{t,\omega}\}_{t,\omega=1}^{T,M})$. Como o gap de inconsistência é um estimador, um teste-t pode ser utilizado para verificar se a média do custo da população do modelo detalhado (μ^{imp}) é igual à média do custo da população do modelo simplificado (μ^{plan}).

2.4 Estudo de caso I: Impactos da inconsistência temporal em variáveis relevantes do sistema e mercado elétrico

Nesta seção estudamos os efeitos da inconsistência temporal para o modelo apresentado seguindo a metodologia apresentada em [18], e discutida nesta seção, com $M = 3000$. Para ilustrar os efeitos adversos da inconsistência temporal decorrente da simplificação da segunda lei de Kirchhoff e do critério de segurança $n - 1$ na transmissão (apenas) na etapa de planejamento, computamos adicionalmente uma política consistente com o modelo detalhado. Essa política, que também considera as restrições de transmissão e segurança na etapa de planejamento, será chamada de agora em diante de **política consistente**. Para computar tal política, utilizamos a metodologia proposta em [19], que será discutida na próxima seção deste trabalho.

Neste ponto, deve-se mencionar que no modelo oficial de planejamento da operação não são consideradas nem a segunda lei de Kirchhoff nem restrições de segurança. No entanto, simplificações são acompanhadas por restrições *ad hoc* nas capacidades de linhas de transmissão e geradores com o propósito de mitigar o efeito otimista causado por tais simplificações. É importante ressaltar que essas restrições não reproduzem critérios de segurança para todos os estados do sistema e não garantem que as soluções sejam de mínimo custo. Na modelagem discutida neste trabalho, tais restrições *ad hoc* não são necessárias. Assim, a metodologia discutida neste artigo pode ser posteriormente utilizada para verificar se tais restrições implementadas pelo operador são adequadas.

De acordo com os resultados publicados em [18], o gap de inconsistência obtido para o um estudo de caso que utiliza dados realistas do sistema elétrico brasileiro é estatisticamente significativo e chega a um valor de 111.6% do custo esperado da **política de planejamento**. Ou seja, o custo de operação incorrido ao longo do horizonte estudado é maior que o dobro do custo estimado pela **política de planejamento**, tamanha é a diferença nas decisões operativas decorrentes dos modelos de planejamento e implementação da operação. Contudo, outro resultado merece destaque. O custo esperado na política consistente é apenas 7.9% maior que o custo da política de planejamento. Esses resultados indicam um enorme potencial de redução, 49% em comparação com a política inconsistente (melhor estimativa do real custo), no custo esperado quando passamos a considerar a segunda lei de Kirchhoff e restrições de segurança no modelo de planejamento. Este fato revela a importância de se considerar, na política de longo prazo, as especificidades de curto prazo que alteram e restringem o ponto de operação.

Para analisar mais profundamente os resultados, selecionamos dois anos consecutivos nas políticas resultantes. Neste caso, escolhemos mostrar os anos 3 e 4 no horizonte de planejamento. A Figura 1 mostra a energia armazenada esperada nos maiores reservatórios do sistema brasileiro. Note que a energia armazenada no subsistema SE é inferior na política consistente, enquanto que o contrário acontece com o reservatório do subsistema NE. Isso ocorre porque a política inconsistente não reconhece todo o valor do intercâmbio de energia entre os dois subsistemas, como acontece na política consistente. Como consequência direta da redução da energia armazenada no subsistema NE, a energia térmica despachada cresce, principalmente na estação seca. O PLD esperado também apresenta o mesmo resultado, como mostra a linha tracejada na Figura 2, e é aproximadamente 5 a 6 vezes maior que o PLD esperado sob a **política consistente**. Note também que, na Figura 2, o intervalo de confiança de 95% (área cinza) para o PLD sob a **política planejada** não apresenta o valor esperado dos picos de PLD sob a política inconsistente. Isto revela uma significativa diferença estrutural de decisões entre a **política inconsistente** (implementada) e a **planejada**.

Considerando as limitações deste estudo, é importante ressaltar a relevância que os resultados aqui evidenciam. Dentro das limitações impostas pelas hipóteses, modelos e dados utilizados neste estudo de caso, os resultados

encontrados destacam os seguintes riscos decorrentes das duas simplificações analisadas (restrições de linha e critério de segurança): 1) alterações nos níveis ótimos de armazenamento; 2) sobrecusto na operação total do sistema; 3) grande impacto no mercado de curto prazo com o aumento expressivo de picos de PLD não verificados na política consistente; 4) imprevisibilidade dos picos de PLD e despacho termelétrico sob a ótica dos modelos de planejamento que utilizam tais simplificações; e 5) potencial viés otimista em metodologias do setor que utilizam o PLD ou despacho planejado como dados de entrada, dentre elas, cálculo de garantias físicas, COP e CEC em leilões de energia nova. Dessa maneira, por ser um estudo de caso realizado com dados e modelos não oficiais do setor, ainda que realistas e representativos, os autores sugerem que os estudos aqui realizados sejam reproduzidos com modelos e dados oficiais pelas entidades competentes. Além disso, uma recomendação importante é que se crie uma ferramenta de simulação com alto grau de detalhe para que seja possível avaliar as políticas em uma base única e que seja a mais acurada possível.

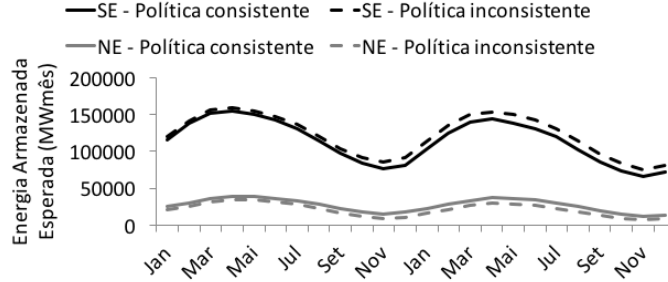


FIGURA 1 – Energia armazenada nos subsistemas SE e NE.

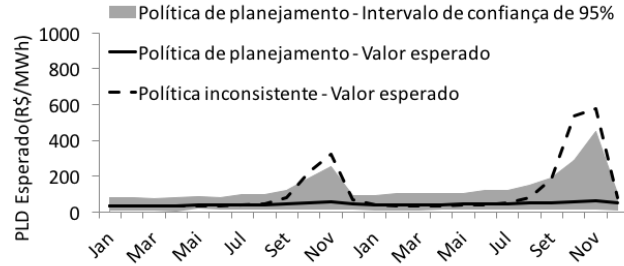


FIGURA 2 – PLDs no subsistema NE.

3.0 - COOTIMIZAÇÃO DE ENERGIA E SERVIÇOS ANCILARES

A falta de um planejamento que garanta a adequabilidade dos serviços *ancilares* ficou evidenciada nos últimos anos (ver [5] e [6]), quando níveis de reserva inferiores a 1% foram observados em diversos dias. Conforme argumentado e evidenciado na seção anterior, a não consideração do critério de segurança implementado na prática da operação de curto prazo traz consequências potencialmente graves para o sistema e mercado de energia elétrica. De fato, modelos que consideram explicitamente as contingências são geralmente intratáveis para $K = 2$, mesmo para sistemas de médio porte. Assim, em [19], foi proposta uma nova metodologia, baseada em um algoritmo de geração de coluna e restrição (**AGCR**), que permitiu a incorporação da cootimização das reservas, com garantia de entrega sob um critério de segurança $n - K$, nos modelos de planejamento da operação. Para tal, utilizamos o AGCR conjuntamente com a PDDE para tornar o problema computacionalmente tratável.

3.1 AGCR para um único cenário ω e período t

O modelo proposto que considera a cootimização da energia e reservas de subida e descida (serviços *ancilares*) é apresentado a seguir em sua forma compacta:

$$Q_t(v_{t-1}, a_{t,i}) = \min_{y_t, g_t, f_t, v_t} c_t^T g_t + c_t^{up,u} \Delta u_t^{up} + c_t^{dn,u} \Delta u_t^{dn} + c_t^{up,g} \Delta g_t^{up} + c_t^{dn,g} \Delta g_t^{dn} + J \cdot Q_{t+1}(v_t) \quad (12)$$

$$\text{Sujeito a: } Ag_t + By_t + Cf_t = d_t \quad (13)$$

$$v_t + Hy_t = v_{t-1} + a_{t,1} : (\pi_{t,i}) \quad (14)$$

$$(v_t, y_t, g_t, f_t) \in \mathcal{X}. \quad (15)$$

$$f_t = R\theta_t \quad (16)$$

$$A_t g_t^c + B_t y_t^c + C_t f_t^c = d_t; \forall c \in \mathcal{C} \quad (17)$$

$$f_t^c = Z_t^c R \theta_t^c; \forall c \in \mathcal{C} \quad (18)$$

$$v_t^c + H_t^c y_t^c = v_{t-1} + a_{t,i}; \forall c \in \mathcal{C} : (\pi_{t,i}^c) \quad (19)$$

$$v_t^c \geq \gamma v_t; \forall c \in \mathcal{C} \quad (20)$$

$$Z_u^c(u_t - \Delta u_t^{dn}) \leq u_t^c \leq Z_u^c(u_t + \Delta u_t^{up}); \forall c \in \mathcal{C} \quad (21)$$

$$Z_g^c(g_t - \Delta g_t^{dn}) \leq g_t^c \leq Z_g^c(g_t + \Delta g_t^{up}); \forall c \in \mathcal{C}. \quad (22)$$

Na formulação anterior, variáveis com índice c correspondem a variáveis operativas de estados pós-contingência compreendidos no critério de segurança e \mathcal{C} representa o conjunto de todos os possíveis estados contemplados por esse critério. Os vetores de decisão Δu_t^{up} e Δu_t^{dn} correspondem, respectivamente, às reservas hídricas de subida e descida enquanto Δg_t^{up} e Δg_t^{dn} correspondem às reservas térmicas de subida e descida. As matrizes diagonais Z_g^c , Z_u^c e Z_l^c representam as disponibilidades para geradores térmicos, hídricos e linhas de transmissão respectivamente, onde cada componente da diagonal principal vale um se o elemento do sistema está disponível e zero caso contrário. A segunda lei de Kirchhoff está modelada em (16), enquanto que o conjunto de restrições (17)-(22) corresponde à modelagem dos estados pós-contingência. As restrições (17)-(19) estabelecem respectivamente balanço de potência, a segunda lei de Kirchhoff e balanço hídrico para cada estágio pós-contingência. Note que, neste caso, o despacho de pré-contingência deve permitir um ponto de operação viável em qualquer estado de pós-contingência em \mathcal{C} . Já as restrições (21) e (22) modelam o limite das rampas de subida e descida para geradores hídricos e térmicos respectivamente. A restrição (20) cria o link de consistência entre os estados pós- e pré-contingência, permitindo ao operador controlar a distância entre a programação nominal (pré-contingência) e os pontos operativos em qualquer estado pós-contingência. Essa restrição também cria o link entre o valor da água e os estados pós-contingência.

De acordo com [10], para qualquer despacho de energia e alocação de reserva, um procedimento de busca, que chamaremos aqui de oráculo, pode ser usado para identificar o estado pós-contingência que leva ao maior (pior caso) desequilíbrio de potência nas barras do sistema. Assim, o AGCR pode ser implementado através de um procedimento iterativo que alterna um problema mestre e um problema escravo. Nesse procedimento, o problema mestre é como uma versão relaxada do problema (12)-(22), onde $\mathcal{C} \leftarrow \mathcal{C}^*$ (inicialmente $\mathcal{C}^* = \emptyset$). O problema escravo atua como um oráculo, que inspeciona dentro de todo o conjunto \mathcal{C} e busca os estados pós-contingência, \mathcal{C}^* , com maior desequilíbrio ou inviabilidade para a solução obtida do mestre. Esse estado é incorporado em \mathcal{C}^* e o problema mestre é resolvido novamente, onde uma solução diferente para o despacho e reservas será encontrada. Esse processo para quando o oráculo não encontra mais nenhum estado pós-contingência com restrições de operação inviáveis.

3.2 Expandindo o AGCR para o framework da PDDE

O procedimento descrito na seção 3.1 a princípio deve ser usado em todos os subproblemas resolvidos, tanto no passo *forward* quanto no passo *backward* da PDDE. Nesse caso, a equivalência entre a solução direta do problema (12)-(22) e o resultado do AGCR aplicado a ele é garantida (ver [19] para maiores detalhes). No entanto, o AGCR ainda consome um tempo considerável para ser usado em aplicações práticas da PDDE, pois ele precisa ser executado em todos os subproblemas resolvidos dentro dessa técnica. Assim, aceleramos o processo ao utilizarmos os conjuntos \mathcal{C}^* decorrentes dos problemas anteriormente solucionados ao longo das iterações da PDDE. Isso porque sabemos que o conjunto guarda-chuva de estados pós-contingência necessários para garantir que todos os demais estados sejam cobertos é bem pequeno, mais especificamente, $|\mathcal{C}| \gg |\mathcal{C}^*|$ (ver [7][15][19]). Assim, criamos uma regra que desliga o AGCR quando nenhum novo estado é identificado após uma iteração *forward* completa. Uma vez desligado, o problema mestre considera apenas os estados já identificados em iterações e cenários anteriores. Após 100 iterações, o AGCR é novamente religado. Vale ressaltar que esse procedimento, ainda assim, garante que o problema mestre fornecerá uma aproximação inferior para a FCF. Em [19], esse aspecto e o cálculo necessário para se obter os cortes são discutidos.

3.3 Estudo de caso II: cootimização de energia e serviços ancilares

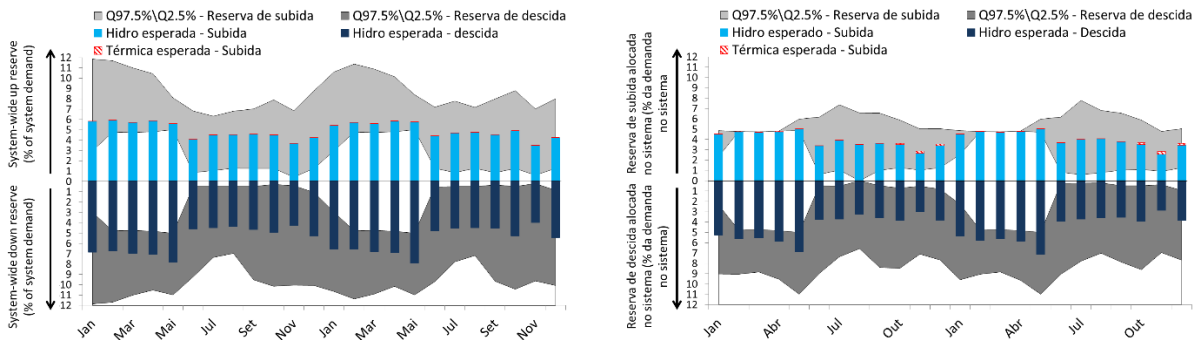
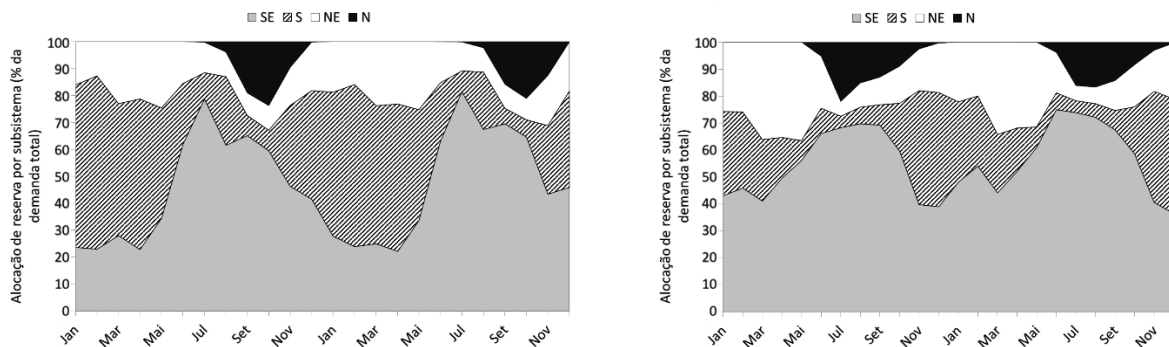
Para este estudo, o valor de energia a ser preservado nos estados pós-contingência, γ , é 0.9. Nós aplicamos a metodologia para os seguintes casos: (i) caso $n = 0$, no qual nenhum critério de segurança é imposto; (ii) caso $n_T = 1$, no qual o critério de segurança $n = 1$ é aplicado às linhas de transmissão; (iii) caso $n_{GT} = 1$, no qual o critério de segurança $n = 1$ considera falhas nas linhas de transmissão e geradores simultaneamente; e (iv) caso $n_{GT} = 2$, no qual o critério de segurança $n = 2$ considera falhas nas linhas e geradores simultaneamente. Para produzir uma comparação abrangente do método, a performance do algoritmo de solução foi avaliada utilizando dois oráculos. O primeiro é baseado na busca por inspeção, que enumera todos os estados e avalia a viabilidade de cada um deles individualmente. O segundo é baseado em [7], que desenvolve um modelo de otimização de programação inteira mista (PLIM) para realizar a busca do pior estado pós-contingência. Nesse caso, cada estado pós-contingência é associado a um vetor binário, onde cada posição corresponde à disponibilidade de um elemento da rede (0 indicando elemento indisponível e 1, disponível), e um modelo de PLIM busca, nos vetores binários n -dimensionais, o vetor com K componentes zeradas que produza a maior inviabilidade no melhor redespacho pós-contingência possível. A performance de ambos os oráculos para resolver o problema (12)-(22) ao longo da PDDE pelo algoritmo de AGCR é comparada com a aplicação direta de um solver de programação linear ao modelo dependente de contingências (**MDC**), (12)-(22). A Tabela 1 mostra a convergência para cada caso e estatísticas das reservas. Para diferenciar entre os dois oráculos, nomeamos o oráculo baseado em inspeção como $AGCR_{INSP}$ e o oráculo baseado em PLIM como $AGCR_{PLIM}$.

TABELA 1 – Estatística de convergência e de reservas por critério de segurança.

Caso	Tempo computacional (horas)			$ c^* $	$\frac{ c^* }{ c }$	Reserva média nos períodos e cenários (% da demanda total)	
	MDC	$AGCR_{PLIM}$	$AGCR_{INSP}$			Reserva de subida	Reserva de descida
$n - 0$	6.7	-	-	-	-	-	-
$n_T - 1$	22.9	13.8	12.5	3	30.0%	0.95	0.96
$n_{GT} - 1$	#	19.8	19.8	7	6.67%	1.18	0.97
$n_{GT} - 2$	#	27.0	53.6	12	0.22%	4.00	4.45

A PDDE utilizando o MDC revela sua limitação quando comparada com as abordagens via AGCR. Em contraste, a comparação entre os dois oráculos segue uma linha diferente. Enquanto o oráculo por inspeção mostra um resultado levemente mais rápido no caso $n_T - 1$ e um tempo equivalente no caso $n_{GT} - 1$, o oráculo PLIM mostra um significativo ganho de tempo computacional para o caso $n_{GT} - 2$. Esse resultado sugere que o algoritmo $AGCR_{PLIM}$ pode ser interessante para sistemas hidrotérmicos nos quais o critério $n - 2$ é adotado, como no caso do sistema brasileiro. A Tabela 1 mostra ainda algumas estatísticas das políticas de alocação de reservas para cada critério de segurança. Fica evidente a contribuição de cada critério de segurança para a alocação de reservas no sistema. É interessante notar que quando movemos do critério $n_{GT} - 1$ para o critério $n_{GT} - 2$, a reserva total alocada sobe para perto de 4% da demanda total do sistema.

Note que, de acordo com a expressão (20), ao aumentar o valor de γ , a distância entre a menor quantidade de energia armazenada em um estado pós-contingência e o volume programado para a pré-contingência diminui. Assim, quanto mais alto for o valor de γ , mais alto será o valor indireto de usar água para reagir a contingências, pois o valor da água associado ao armazenamento final pré-contingência passará a ser influenciado pelos volumes finais pós-contingência. Como consequência, o despacho nominal pré-contingência se altera para mitigar o redespacho. Assim, o nível de reservas alocadas cai e a participação térmica aumenta com o valor de γ . A Figura 3 mostra, para o caso $n_{GT} - 2$, a alocação de reservas de subida e descida para os anos três e quatro no horizonte de planejamento, enquanto a Figura 4 mostra a média da política ótima de alocação de reservas por subsistema. Ambas as figuras exibem resultados comparativos para $\gamma = 0.1$ (figura do lado esquerdo) e $\gamma = 0.9$ (figura do lado direito). Um efeito de regularização é observado para valores maiores de γ . Esse efeito pode ser explicado pela redução da flexibilidade operacional das hidros em estados pós-contingência. Mais especificamente, a redução de flexibilidade produz dois padrões relevantes durante a estação chuvosa (janeiro a maio): (i) menor volatilidade das reservas (ver Figura 4) e (ii) crescimento de reserva de subida no subsistema SE (que concentra a maior parte da energia armazenada).

FIGURA 3 – Alocação de reservas no caso $n_{GT} - 2$ com $\gamma = 0.1$ (esquerda) e $\gamma = 0.9$ (direita).FIGURA 4 – Parcela de alocação de reserva no caso $n_{GT} - 2$ para $\gamma = 0.1$ (esquerda) e $\gamma = 0.9$ (direita).

Finalmente, é importante ressaltar a relevância de um modelo capaz de fornecer alocação nodal ótima de reservas. As reservas de subida e descida são alocadas individualmente para cada gerador de cada subsistema para garantir sua entregabilidade. Dessa forma, a política de despacho energético já considera a melhor configuração de reservas no sistema para garantir um dado critério de segurança.

4.0 - CONCLUSÃO

Neste trabalho, discutimos os efeitos de simplificações dos modelos utilizados no planejamento da operação de sistemas hidrotérmicos como uma possível fonte de inconsistência temporal conforme apresentado em [18]. Constatou-se que o gap de inconsistência é uma medida eficaz para identificar e quantificar o impacto das simplificações adotadas na etapa de planejamento. Analisamos o impacto de duas simplificações adotadas no setor elétrico brasileiro, a saber, a desconsideração das restrições da segunda lei de Kirchhoff na transmissão e do critério de segurança $n - 1$. Em um dos casos de estudo, realizado com dados típicos do setor elétrico brasileiro, encontramos evidências de que essas simplificações são capazes de afetar os níveis dos reservatórios e distorcer significativamente o despacho termelétrico e os preços de curto prazo (PLD). Nesse sentido, alertamos para a necessidade de um controle sistemático e estudos de acompanhamento dos gaps de inconsistência induzidos pelas diversas simplificações que são adotadas na etapa de planejamento. Além disso, em virtude da conclusão de que a política inconsistente implementada pode ser significativamente diferente da planejada, com picos de preço e despachos termelétricos muito acima dos que podem ser capturados nesta última, estudos energéticos que utilizam os resultados das políticas de planejamento para subsidiar procedimentos regulatórios, como cálculo de garantias físicas, COP e CEC de leilões de energia nova, etc., podem ser significativamente enviesados de maneira otimista. Além disso, sugerimos que os estudos aqui propostos sejam replicados com as ferramentas e dados oficiais para que se constatem os reais gaps do sistema brasileiro. Nessa linha, é de grande importância que exista uma ferramenta de simulação bastante detalhada para avaliar as políticas operativas.

Para endereçar parcialmente esse problema, discutimos a proposta apresentada em [19] para inserir os critérios de segurança $n - K$ na PDDE. Assim, na segunda parte deste trabalho, discutimos a cootimização de energia e serviços ancilares para incorporar o critério de segurança $n - K$ no problema de planejamento da operação. A metodologia de solução é baseada em um procedimento híbrido que combina a PDDE e o algoritmo de geração de coluna e restrição. Além de reduzir o impacto da inconsistência, sob esse novo modelo, a alocação de reservas passa a ser parte da política energética e, portanto, determinada de maneira cootimizada com o despacho energético. A alocação ótima dos serviços *ancilares* pode ser feita em escala individual ou zonal, permitindo considerar os custos ou ofertas de preço dos geradores para esses serviços.

5.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] PEREIRA, Mario VF; PINTO, Leontina MVG. Multi-stage stochastic optimization applied to energy planning. **Mathematical programming**, v. 52, n. 1-3, p. 359-375, 1991.
- [2] MACEIRA, Maria Elvira Pineiro et al. Ten years of application of stochastic dual dynamic programming in official and agent studies in brazil-description of the newave program. 16th PSCC, Glasgow, Scotland, p. 14-18, 2008.
- [3] RUDLOFF, Birgit; STREET, Alexandre; VALLADÃO, Davi M. Time consistency and risk averse dynamic decision models: Definition, interpretation and practical consequences. **European Journal of Operational Research**, v. 234, n. 3, p. 743-750, 2014.
- [4] Ata da 81a Reunião Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico, 26 de abril de 2010.
- [5] G. Teles, Documento Revela que a Instabilidade Começou 3 Horas Antes do *Blackout*, **O Globo**, Jan, 2015.
- [6] A. Salomão, Sistema Elétrico Atua com Níveis de Reserva Abaixo do Recomendado, **O Globo**, Fev, 2014.
- [7] STREET, Alexandre; OLIVEIRA, Fabrício; ARROYO, José M. Contingency-constrained unit commitment with $n - K$ security criterion: A robust optimization approach. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 26, n. 3, p. 1581-1590, 2011.
- [8] GALIANA, Francisco D. et al. Scheduling and pricing of coupled energy and primary, secondary, and tertiary reserves. **Proceedings of the IEEE**, v. 93, n. 11, p. 1970-1983, 2005.
- [9] BERTSIMAS, Dimitris; SIM, Melvyn. The price of robustness. **Operations research**, v. 52, n. 1, p. 35-53, 2004.
- [10] STREET, Alexandre; MOREIRA, Alexandre; ARROYO, Jose M. Energy and reserve scheduling under a joint generation and transmission security criterion: An adjustable robust optimization approach. **IEEE transactions on Power Systems**, v. 29, n. 1, p. 3-14, 2014.
- [11] ZENG, Bo; ZHAO, Long. Solving two-stage robust optimization problems using a column-and-constraint generation method. **Operations Research Letters**, v. 41, n. 5, p. 457-461, 2013.
- [12] PEREIRA, M. V. F.; PINTO, L. M. V. G. Stochastic optimization of a multireservoir hydroelectric system: a decomposition approach. **Water resources research**, v. 21, n. 6, p. 779-792, 1985.
- [13] GRANVILLE, S. et al. Stochastic optimization of transmission constrained and large scale hydrothermal systems in a competitive framework. In: **Power Engineering Society General Meeting, 2003, IEEE**. IEEE, 2003. p. 1101-1106.
- [14] A. Liu, B. Hobbs, J. Ho, J. D. McCalley, V. Krishnan, M. Shahidehpour and Q. P. Zheng, "Whitepaper: Co-optimization of transmission and other supply resources," **National Association of Regulatory Utility Commissioners**, Report, 2013.

- [15] BOUFFARD, François; GALIANA, Francisco D.; ARROYO, José M. Umbrella contingencies in security-constrained optimal power flow. In: **15th Power systems computation conference, PSCC**. 2005.
- [16] L. Martins, A. Azevedo, and S. Soares, "Nonlinear medium-term hydro- 697 thermal scheduling with transmission constraints," **IEEE Transactions on Power Systems**., vol. 29, no. 4, pp. 1623–1633, Jul. 2014.
- [17] M. S. Zambelli, L. S. A. Martins, and S. Soares, "Model predictive control 712 applied to the long-term hydrothermal scheduling of the Brazilian power 713 system," in **Proc. IEEE Grenoble PowerTech**, Jun. 2013, pp. 1–6.
- [18] A. Brigatto; A. Street; D. M. Valladao, "Assessing the Cost of Time-Inconsistent Operation Policies in Hydrothermal Power Systems," in **IEEE Transactions on Power Systems**, vol.PP, no.99, pp.1-1
doi: 10.1109/TPWRS.2017.2672204
- [19] A. Street; A. Brigatto; D. M. Valladao, "Co-optimization of Energy and Ancillary Services for Hydrothermal Operation Planning Under a General Security Criterion," in **IEEE Transactions on Power Systems**, vol.PP, no.99, pp.1-1. doi: 10.1109/TPWRS.2017.2672555

6.0 - DADOS BIOGRÁFICOS



Arthur Brigatto, nascido em 26 de outubro de 1988, é natural de Juiz de Fora, Minas Gerais. Graduado em Engenharia elétrica pela Universidade Federal de Juiz de Fora em 2013, em 2016 obteve o grau de mestre (M.Sc.) em engenharia elétrica pela Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-Rio). Atualmente cursa o doutorado na mesma instituição e é pesquisador do *Laboratory of Applied Mathematical Programming and Statistics* (LAMPS) na PUC-Rio. Seus principais interesses de pesquisa são: econômica da energia elétrica e modelos de otimização sob incerteza aplicados a operação e expansão do sistema elétrico.



Alexandre Street, nascido em 02 de agosto de 1979 no Rio de Janeiro, é formado em Engenharia elétrica com ênfase em Telecomunicações e Métodos de Apoio à Decisão (Pesquisa Operacional) pela Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-Rio). Obteve seu título de mestrado (M.Sc.) em novembro de 2004 e doutorado (D.Sc.) em fevereiro de 2008 em Engenharia Elétrica, na área de Métodos de Apoio à Decisão, pela mesma universidade. Durante o período 2006/2007 atuou como pesquisador visitante na universidade UCLM (Espanha) onde desenvolveu trabalhos relacionados à atuação em mercados energéticos competitivos. De 2003 a 2008 colaborou com o grupo de pesquisa da PSR Consultoria e participou de diversos projetos e estudos relacionados aos leilões de energia que ocorrem no Brasil desde 2004. Em março de 2008 ingressou na PUC-Rio como professor do quadro permanente do Departamento de Engenharia Elétrica, onde leciona economia da energia para a pós-graduação e estatística e otimização tanto na graduação quanto na pós-graduação. Atualmente ocupa o cargo de Professor Associado do Departamento de Engenharia Elétrica da PUC-Rio e é *Senior Member da IEEE Power and Energy Society (PES)*. Coordena o grupo de energia no *Laboratory of Applied Mathematical Programming and Statistics* (LAMPS), onde os seguintes temas de pesquisa se destacam: modelos de otimização robusta e estocástica para a operação e expansão ótima de sistemas elétricos de potência, modelos de decisão estratégica para a comercialização e investimento em energia renovável, análise de impactos de medidas regulatórias em mercados energéticos, estudos de integração gás-eletricidade e modelos de decisão sob incerteza.



Davi Valladão, nascido em 11 de outubro de 1983 no Rio de Janeiro, tem doutorado em Sistemas de Apoio à Decisão (2011) no Departamento de Engenharia Elétrica da PUC-Rio. Como parte de seu programa de doutorado, ele foi pesquisador visitante do departamento Operations Research and Financial Engineering (ORFE) da Universidade de Princeton. Além disso, Davi tem mestrado em Ciências Atuariais e Finanças (2008) e bacharelado em Engenharia Elétrica e Industrial (2006), também pela PUC-Rio. Atualmente é professor do Departamento de Engenharia Industrial da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-Rio). Coordena o grupo de finanças no *Laboratory of Applied Mathematical Programming and Statistics* (LAMPS). Seus interesses de pesquisa são: otimização sob incerteza e análise de risco para aplicações financeiras, em particular, Gestão de Ativos e Passivos Asset and Liability Management (ALM), Finanças Corporativas e seleção de portfólio. Antes de ingressar na PUC-Rio como professor, Davi foi membro do grupo Natural Resources Optimization da IBM Research - Brasil.