

Composite Power System Reliability Evaluation Considering Stochastic Parameters Uncertainties

F. L. Miranda, L. W. Oliveira, *Senior Member*, B. H. Dias, *Senior Member*, L. C. Resende, E. G. Nepomuceno, *Member*, and E. J. Oliveira

Abstract— In electrical power systems, the impact of interruptions due to failures can be reduced through expansion planning studies. While high investments result in very expensive and more reliable decisions, reduced investments can lead to unreliable systems. Therefore, it is evident that economic and reliability constraints are conflicting, which makes decision-making difficult in planning and operation stage. The reliability theory, based on probabilities and stochastic processes, allows modeling the random behavior of equipment to estimate performance indices such as Loss of Load Cost. However, parameters as equipment failure rate and repair time are subject to random variations due to limited or nonexistent operating histories, aging and statistical errors. This paper proposes a technique for considering uncertainties on stochastic equipment data in power systems expansion planning. Based on the Monte Carlo Simulation, the proposed technique uses Interval Arithmetic as a method for calculating uncertainty through the theory of imprecise probabilities (P-Box). The application in a test system and a real transmission system allows observing the behavior of the reliability cost as well as the final cost of alternatives for expansion of these systems with the consideration of uncertainties along the expansion horizon.

Index Terms— Power System Reliability, Uncertainties, Interval Arithmetic, Probability Box.

I. INTRODUÇÃO

Um fornecimento de energia com menor custo e maior confiabilidade é um dos principais objetivos das empresas do setor elétrico. Entretanto, o fornecimento contínuo não é possível em decorrência de falhas aleatórias dos sistemas, que muitas vezes não podem ser evitadas, levando a interrupções de diversos consumidores.

F. L. Miranda, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, Minas Gerais, Brasil, felipe.laure@hotmail.com

L. W. Oliveira, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, Minas Gerais, Brasil, leonardo.willer@ufjf.edu.br

B. H. Dias, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, Minas Gerais, Brasil, bruno.dias@ufjf.edu.br

L. C. Resende, Universidade Federal de São João del Rei, São João del Rei, Minas Gerais, Brasil, leonidas@ufs.edu.br

E. G. Nepomuceno, Universidade Federal de São João del Rei, São João del Rei, Minas Gerais, Brasil, nepomuceno@ufs.edu.br

E. J. Oliveira, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, Minas Gerais, Brasil, edimar.oliveira@ufjf.edu.br

O número e o impacto de interrupções nos sistemas podem ser reduzidos por meio de investimentos definidos nas tarefas de planejamento. Investimentos elevados acarretam em soluções mais confiáveis, com menores custos associados a falhas [1]. Portanto, os critérios econômicos (menor custo) e de confiabilidade são conflitantes, o que dificulta a tomada de decisões gerenciais nas fases de planejamento e operação.

O problema de planejamento da expansão de sistemas de potência (SEP) é sujeito a várias fontes de incerteza, como as inerentes à carga, à geração e às taxas de saída forçada de equipamentos. Um bom plano de expansão deve considerar de maneira eficiente tais incertezas [2], que são tradicionalmente modeladas por métodos baseados na teoria de probabilidades e processos estocásticos, como a análise de confiabilidade.

A avaliação de confiabilidade composta (geração e transmissão) requer três etapas básicas: a) modelagem da rede elétrica; b) modelagem do comportamento probabilístico de componentes; c) estimativa dos índices de desempenho do sistema [3]. Entre os parâmetros mais importantes na análise de confiabilidade composta, incluem-se as taxas de falha e reparo de equipamentos, tipicamente representadas por valores médios. Entretanto, estes parâmetros estão sujeitos a variações aleatórias devido a históricos de operação limitados ou inexistentes, ao processo natural de envelhecimento dos componentes, bem como a erros humanos ao apontar estatísticas de falha. A representação desta característica não é trivial e requer a modelagem das taxas mencionadas como variáveis aleatórias, cujos valores médios são obtidos de dados estatísticos para equipamentos com comportamento estacionário. Desta forma, técnicas de análise de incertezas são necessárias para se obter o impacto em índices de confiabilidade importantes para o planejamento de SEP, como o *Loss of Load Cost* (LOLC), bem como em planos de expansão, devido a imprecisões nas taxas.

Entre as referidas técnicas, a Aritmética Intervalar (AI), proposta por Ramon E. Moore [4] e desenvolvida na década de 60 como uma ferramenta para delimitação de erros computacionais, tem sido amplamente utilizada como metodologia para tratamento de incertezas. Em [5], são propostos desenvolvimentos no fluxo de potência intervalar baseado em injeção de correntes, expressas em coordenadas retangulares das tensões. A análise de incertezas em sistemas de distribuição é realizada através de fluxo de potência

intervalar em [6].

No contexto de consideração de incertezas na análise de confiabilidade, a referência [7] quantifica incertezas aleatórias e epistêmicas devido a imprecisão de dados. Em [8], é apresentada uma metodologia para a obtenção de índices de confiabilidade intervalares para sistemas reparáveis de Markov. Em SEP, a análise de incertezas por meio de intervalos tem sido investigada nos níveis de geração [9], geração e transmissão [10] e distribuição [11]. Em [12], é apresentado um estudo de defeitos trifásicos considerando incertezas associadas a parâmetros sistêmicos por meio de AI.

Em [13], a análise de confiabilidade com incertezas é feita de maneira inversa, ou seja, a partir de índices do sistema, determina-se dados desconhecidos dos componentes na forma de intervalos. Os autores utilizam equações não lineares e o algoritmo de Krawczyk para formulação do modelo [14].

Incertezas associadas a parâmetros de entrada em simulações têm recebido atenção nos últimos anos, conforme descrito em [15], que apresenta um mecanismo de simulação com base em probabilidades imprecisas, em que parâmetros de distribuição estatística são dados por intervalos. Em [16] e [17], são apresentadas metodologias para a modelagem de incertezas sobre dados de falha em estudos de confiabilidade, devido a envelhecimento de ativos incluindo equipamentos, linhas de transmissão e transformadores. Em [18], incertezas quanto ao índice *Loss of Load Expectation* (LOLE) são modeladas com base na teoria de conjuntos fuzzy, considerando imprecisões de dados de entrada de SEP reais.

Em métodos probabilísticos como a Simulação Monte Carlo (SMC), é possível combinar teoria de probabilidade e AI para produzir uma *Probability Box* (P-BOX) [19], visando representar imprecisões nas distribuições de probabilidade e definir limites para variáveis estatísticas. Inicialmente apresentada em [19], a Simulação Monte Carlo Intervalar (SMCI) é definida pela utilização de intervalos na representação de funções densidade de probabilidade. A vantagem fundamental da abordagem intervalar é a garantia de obtenção de limites para a Função Densidade de Probabilidade (PDF) e a Função Densidade Acumulada (CDF), associados a um universo de discurso predefinido para as variáveis aleatórias de entrada do modelo.

Incertezas em dados estocásticos, como taxas de falha e de reparo de equipamentos, podem gerar impactos significativos em estudos de planejamento de SEP devido aos altos custos envolvidos. Em outras palavras, a representação destas incertezas pode resultar em avaliações mais assertivas quanto aos custos de reforços. Entretanto, verifica-se a inexistência de trabalhos na literatura que consideram tais incertezas para a avaliação de planos de expansão da transmissão.

Neste contexto, o presente artigo propõe uma técnica para avaliação de planos de expansão de sistemas de transmissão com a consideração de incertezas em parâmetros estocásticos. Para tanto, uma metodologia baseada em matemática intervalar associada à modelagem de probabilidades imprecisas é aplicada para a representação de incertezas em dados de falha e reparo de linhas de transmissão e transformadores. Daí, um algoritmo de simulação de Monte

Carlo intervalar é proposto para a obtenção de limites para o índice LOLC na avaliação de planos de expansão, com auxílio de uma técnica de comparação de variáveis intervalares aplicada ao índice probabilístico LOLC. Portanto, este trabalho apresenta como contribuições:

- Modelagem do problema de avaliação de confiabilidade de planos de expansão da transmissão considerando incertezas em parâmetros estocásticos, como dados de falha e reparo;
- Auxílio ao planejador no processo de tomada de decisão quanto à escolha de um plano de expansão da transmissão, dentre um conjunto de opções, com foco no critério de confiabilidade;
- Adequação da técnica de comparação de intervalos [21] para a avaliação comparativa de planos de expansão da transmissão.

O restante do artigo é organizado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta a fundamentação teórica sobre planejamento de SEP com incertezas e AI. Na Seção III, apresenta-se a aplicação proposta como contribuição na análise de confiabilidade de planos de expansão com inclusão de incertezas. Os resultados obtidos são mostrados na Seção IV, demonstrando o impacto da representação de incertezas sobre parâmetros estocásticos na análise de planos de expansão. As conclusões do trabalho são apresentadas na Seção V.

II. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A. Planejamento da Expansão da Transmissão

O Planejamento da Expansão da Transmissão (PET) é um problema essencialmente dinâmico e de natureza não-determinística. Devido à importância do sistema de transmissão e aos altos custos de investimento envolvidos, ferramentas e modelos têm sido desenvolvidos para auxílio ao PET considerando incertezas.

Incerteza, definida como uma condição em que é impossível descrever com exatidão o estado atual do sistema, pode ser aleatória ou epistêmica [22]. A aleatória deve-se à ocorrência de eventos incertos no SEP, ou seja, cuja previsão não é totalmente precisa, como a ocorrência de falhas e reparos de equipamentos. A epistêmica, por sua vez, é associada com a existência de registros históricos parciais, ou seja, com a falta de conhecimento total sobre o histórico de operação de equipamentos, que resulta em incerteza quanto aos parâmetros estocásticos de falha e reparo dos mesmos. De acordo com [23], problemas de planejamento envolvem decisões em um ambiente complexo com presença de incertezas.

O problema de planejamento visa minimizar os custos relacionados a investimentos em reforços, perdas e cortes de carga esperados [24], [25], conforme (1).

$$\text{Min}_k \left\{ V_P^k = \sum_{i=1}^{N_y} \frac{S_i^k + \text{Perdas}_i^k + \text{LOLC}_i^k}{(1+tx)^i} \right\} \quad (1)$$

Em que V_P^k é o valor presente de custo dos investimentos realizados no plano de expansão k ; N_y é o número de anos do horizonte de planejamento; tx é a taxa de interesse

considerada; S_i^k , $Perdas_i^k$ e $LOLC_i^k$ representam, respectivamente, os custos de investimento, perdas e cortes de carga esperados no ano i , considerando o plano k . A variável $LOLC_i^k$ (\$) é formulada a seguir:

$$LOLC_i^k = EENS_i^k \times C_{int} \quad (2)$$

$$EENS_i^k = EPNS_i^k \times 8760 \quad (3)$$

Em que $EENS_i^k$ e $EPNS_i^k$ são a energia e a potência, respectivamente, esperadas não supridas no ano i para o plano k (MWh), e C_{int} é o custo unitário de interrupção (\$/MWh). Estimativas para $LOLC_i^k$ podem ser obtidas através de algoritmos baseados em duas representações: espaço de estados e cronológica. Em geral, os algoritmos por espaço de estados incluem três passos:

- (i) Seleção de um estado do sistema;
- (ii) Análise de desempenho do estado selecionado;
- (iii) Estimativa de índices via técnicas probabilísticas.

A enumeração de estados e a SMC são métodos baseados na representação por espaço de estados que utilizam modelos de Markov, baseados em dois estados, operação e falha, estatisticamente independentes entre si, para representar transições de estado de equipamentos e cargas. Dessa forma, os estados selecionados não têm conexão cronológica entre si. O presente trabalho utiliza SMC combinada com AI, resultando na SMCI, para a obtenção de $LOLC_i^k$.

B. Aritmética Intervalar

A matemática intervalar foi proposta por R. E. Moore como uma ferramenta para limitar erros de arredondamento e truncamento em computação [4]. Desde então, tem sido utilizada como metodologia de tratamento de incertezas em diversos problemas e algoritmos. Constitui-se uma poderosa ferramenta numérica para calcular limites em funções matemáticas. Algumas definições sobre AI são dadas a seguir.

Definição 2.1 (Número intervalar): Um número intervalar é um conjunto compacto

$$[x] = [\underline{x}, \bar{x}] := \{x \in \mathcal{R} \mid \underline{x} \leq x \leq \bar{x}\} \quad (4)$$

A amplitude $\omega([x])$ de um intervalo $[x]$ é a diferença entre as extremidades, ou seja:

$$\omega([x]) = \bar{x} - \underline{x} \quad (5)$$

Um intervalo em que $\underline{x} = \bar{x}$ é denominado intervalo degenerado, que representa um número real sem incerteza.

Definição 2.2 (Extensão intervalar): Seja $f: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$ um vetor de funções reais contínuas. Uma extensão intervalar de f é uma função intervalar $F(X)$, tal que cada variável real x é substituída por uma variável intervalar X em $F(X)$ e cada operação real ($+, -, \div, \times$) é substituída pela respectiva operação intervalar. Para um intervalo degenerado X , $f = F$.

Teorema 2.1 (Teorema Fundamental da Aritmética Intervalar): Se F é uma extensão intervalar isotônica de inclusão de f [4], então:

$$f(X_1, \dots, X_n) \subseteq F(X_1, \dots, X_n) \quad (6)$$

Neste caso, o valor de f está contido no intervalo $F(X_1, \dots, X_n)$ para todo (x_1, \dots, x_n) em (X_1, \dots, X_n) .

C. P-BOX

Seja $F(x)$ uma função de distribuição acumulada para uma variável aleatória X . Quando uma distribuição de probabilidades é imprecisa, para qualquer valor de x , um intervalo $[\underline{F}(x); \bar{F}(x)]$ pode ser encontrado para limitar os possíveis valores de $F(x)$, conforme (7) e Fig. 1.

$$\underline{F}(x) \leq F(x) \leq \bar{F}(x) \quad (7)$$

O intervalo $[\underline{F}(x); \bar{F}(x)]$ deve incluir todas as probabilidades possíveis da varável x , e cada par $(\underline{F}(x); \bar{F}(x))$ é denominado como “Probability Bound” ou “Probability Box”. Daí, a interseção de cada número aleatório u_i com as curvas referentes aos limites inferior e superior das CDF's resultam no intervalo $[\underline{x}_i; \bar{x}_i]$, formulados em (8). Ou seja, cada u_i amostra um intervalo para a variável aleatória X , ao invés de um valor único como ocorre quando a CDF $F(x)$ é considerada precisa.

$$\underline{x}_i = \bar{F}^{-1}(u_i), \quad \bar{x}_i = \underline{F}^{-1}(u_i) \quad (8)$$

Em que $\bar{F}^{-1}(u_i)$ e $\underline{F}^{-1}(u_i)$ correspondem às funções inversas de $\bar{F}(u_i)$ e $\underline{F}(u_i)$, respectivamente.

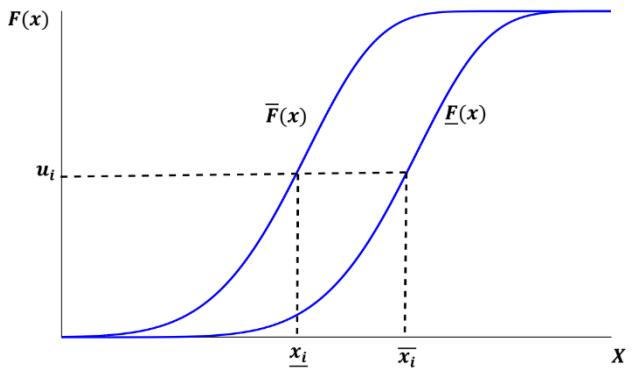


Fig. 1. Probability Box

III. METODOLOGIA PROPOSTA

A. Modelagem dos Parâmetros Estocásticos Incertos

A metodologia proposta no presente trabalho consiste na modelagem da SMCI, considerando parâmetros estocásticos referentes a dados de falha e reparo incertos, visando avaliar planos de expansão da transmissão sob o critério de confiabilidade, avaliada pelo índice $LOLC_i^k$. Em estudos de confiabilidade, os dados estocásticos provenientes de históricos da operação são comumente representados pelos respectivos valores médios. Entretanto, registros históricos e, consequentemente, os dados estocásticos resultantes, são muitas vezes imprecisos. Para tratar tais imprecisões, a taxa de falha e o tempo médio de reparo de linhas de transmissão e transformadores são representados como intervalos [26], cujos limites contêm os respectivos parâmetros, mesmo com as

incertezas associadas. A formulação destes limites é dada por (9) e (10).

$$\lambda = [\underline{\lambda}; \bar{\lambda}] \quad (9)$$

$$r = [\underline{r}; \bar{r}] \quad (10)$$

Em que λ é a taxa de falha (ocorrências por hora) e r é o tempo médio de reparo (MTTR) (horas por ocorrência). Desta forma, a indisponibilidade ou taxa de saída forçada (FOR) passa a ser também formulada por intervalo, $[\underline{FOR}; \bar{FOR}]$, através de (11), em que $[\underline{\mu}; \bar{\mu}]$ é o intervalo para a taxa de reparo μ (ocorrências por hora), dado por (12). Observa-se que (11) e (12) apresentam operações com intervalos para a obtenção de outros intervalos. Estas operações intervalares podem ser encontradas em [4].

$$[\underline{FOR}; \bar{FOR}] = \frac{[\underline{\lambda}; \bar{\lambda}]}{[\underline{\lambda}; \bar{\lambda}] + [\underline{\mu}; \bar{\mu}]} \quad (11)$$

$$[\underline{\mu}; \bar{\mu}] = \frac{1}{[\underline{r}; \bar{r}]} \quad (12)$$

B. Simulação Monte Carlo Intervalar

A SMC é, por essência, um método de tratamento de incertezas bastante utilizado na literatura na estimativa de índices de confiabilidade. Entretanto, em sua essência, trata de incertezas aleatórias, referentes ao comportamento natural e imprevisível dos sistemas.

Com base no conceito de P-BOX, uma extensão da SMC tradicional, denominada SMCI [27], propõe a estimativa de índices de confiabilidade englobando imprecisões sobre dados estocásticos de equipamentos, como taxas de falha e tempos de reparo. Desta forma, a SMCI [19] inclui incertezas tanto aleatórias quanto epistêmicas [22], permitindo uma análise mais realista. O algoritmo da SMCI pode ser descrito através dos passos a seguir, a partir da metodologia de [27], adaptada no presente trabalho para considerar λ e r como variáveis intervalares de entrada e $LOLC_i^k$ como variável intervalar de saída:

i) sorteia-se um valor percentual de incerteza para os parâmetros estocásticos λ e r , entre 0 (zero) e o percentual máximo considerado - ε (%), com base em uma distribuição uniforme.

ii) a partir dos valores médios dos parâmetros λ e r de cada equipamento, obtidos de dados históricos, e do percentual de incerteza sorteado no passo i), obtém-se os pares P-BOX $(\underline{F}_\lambda(x); \bar{F}_\lambda(x))$ e $(\underline{F}_r(x); \bar{F}_r(x))$ para as variáveis aleatórias λ e r , respectivamente;

iii) sorteia-se um número aleatório u_i , eixo das ordenadas da Fig. 1, com distribuição uniforme no intervalo $[0,1]$;

iv) a partir de u_i , obtém-se uma amostra para os limites $\underline{\lambda}$ e $\bar{\lambda}$ como:

$$\underline{\lambda}_i = \bar{F}_\lambda^{-1}(u_i), \quad \bar{\lambda}_i = \underline{F}_\lambda^{-1}(u_i) \quad (13)$$

em que $\underline{\lambda}_i$ e $\bar{\lambda}_i$ são amostras de $\underline{\lambda}$ e $\bar{\lambda}$, respectivamente, ou seja, neste caso, $\underline{\lambda}_i$ e $\bar{\lambda}_i$ correspondem a \underline{x}_i e \bar{x}_i , respectivamente, no eixo das abscissas da Fig. 1;

v) analogamente ao passo iii), a partir de u_i , obtém-se uma amostra para os limites \underline{r} e \bar{r} como:

$$\underline{r}_i = \bar{F}_r^{-1}(u_i), \quad \bar{r}_i = \underline{F}_r^{-1}(u_i) \quad (14)$$

em que \underline{r}_i e \bar{r}_i correspondem, neste caso, a \underline{x}_i e \bar{x}_i , respectivamente, da Fig. 1.

vi) com o intervalo amostrado $[\underline{\lambda}_i; \bar{\lambda}_i]$ para a variável aleatória de entrada λ , bem como $[\underline{r}_i; \bar{r}_i]$ para a variável aleatória de entrada r , obtém-se, via operações intervalares, uma estimativa para os limites da variável aleatória de saída $LOLC_i^k$, ou seja, \underline{LOLC}_i^k (limite inferior) e \bar{LOLC}_i^k (limite superior).

vii) Calcula-se o coeficiente de variação estatístico β , dado por:

$$\beta = \max_{i,k} \left(\sqrt{V[\tilde{E}(EPNS_i^k)]/\tilde{E}(EPNS_i^k)} \right) \quad (15)$$

Em que $V[x]$ e $\tilde{E}(x)$ são a variância e o valor esperado da variável aleatória x . Destaca-se que a variável de saída de interesse, $LOLC_i^k$ (\$), é obtida a partir de $EPNS_i^k$ através de (2) e (3).

viii) Verifica-se o critério de convergência da SMCI, dado pelo número máximo de amostras, ns_{max} , ou pelo valor do coeficiente de variação estatístico β , que deve ser inferior à tolerância β_{min} para a convergência; se a convergência é alcançada, encerra-se o algoritmo da SMCI, caso contrário, retorna-se ao passo i).

Como os parâmetros λ e r são tratados como variáveis aleatórias [26], a técnica proposta permite considerar incertezas devidas a imprecisão de dados estocásticos de equipamentos, o que não é possível via SMC convencional.

C. Técnica de Comparação de Intervalos

A abordagem para comparação de intervalos apresentada em [21] é aplicada para comparar os intervalos da LOLC do Sistema e usa uma função de medida de intervalos ζ , definida a partir do ponto médio (m_X) e raio (Ω_X) de um intervalo $X = [x_1, x_2] = \{\tilde{x} \in \mathbb{R} / x_1 \leq \tilde{x} \leq x_2\}$. O ponto médio e o raio de X são dados por (16) e (17):

$$m_x = (x_1 + x_2)/2 \quad (16)$$

$$\Omega_x = (x_2 - x_1)/2 \quad (17)$$

De (16) e (17), o intervalo X pode ser alternativamente definido como $X = m_X, \Omega_X$ [21]. A função de medida de intervalos $\zeta: X \times Y \rightarrow \mathbb{R}$ é formulada em (18) e (19), em que X e Y são intervalos fechados e limitados em uma reta real $\mathbb{R}: X = m_X, \Omega_X$ e $Y = m_Y, \Omega_Y$.

$$\zeta(X, Y) = \begin{cases} m_Y - m_X + 2sgn(m_Y - m_X), \\ \quad \text{se } \Omega_X + \Omega_Y = 0; \\ \frac{m_Y - m_X}{\Omega_Y + \Omega_X} + sgn(m_Y - m_X), \\ \quad \text{se } m_X \neq m_Y \text{ e } \Omega_Y + \Omega_X \neq 0; \\ \frac{\Omega_Y - \Omega_X}{\max\{\Omega_Y; \Omega_X\}}, \\ \quad \text{se } m_X = m_Y \text{ e } \Omega_Y + \Omega_X \neq 0. \end{cases} \quad (18)$$

$$sgn(x) = \begin{cases} -1 & \text{se } x < 0 \\ 0 & \text{se } x = 0 \\ 1 & \text{se } x > 0 \end{cases} \quad (19)$$

Assim, a relação de ordem ($<_\zeta$) sobre os intervalos X e Y dada por: $X <_\zeta Y$, se, e somente se, $\zeta(X, Y) > 0$.

Neste artigo, a notação em [11] é adotada para cada solução candidata, cujo resultado é escrito para cada par $(m_X; \Omega_X)$, onde m_X e Ω_X são o ponto médio e raio do intervalo, respectivamente, para o índice LOLC relacionado à respectiva solução.

IV. RESULTADOS

Esta seção apresenta os resultados encontrados através da proposta de aplicação da técnica SMCI ao problema de análise de planos de expansão da transmissão, com a inclusão de incertezas em parâmetros estocásticos na avaliação do critério de confiabilidade. Para tanto, utiliza-se o sistema-teste e planos de expansão de [24], bem como planos para uma rede de subtransmissão da CEMIG (Companhia de Energia de Minas Gerais).

Na aplicação proposta, foi adotado um limite de incerteza de 25% nos parâmetros de taxa de falha (λ) e tempo médio de reparo (r) de equipamentos de geração e transmissão dos sistemas (unidades geradoras, linhas e transformadores). Este percentual é compatível com a realidade de um SEP, conforme [26], e sua consideração impacta nos limites admissíveis para índices de confiabilidade. Destaca-se que, na SMCI, a incerteza incluída em cada amostra aleatória de $[\underline{\lambda}_i; \bar{\lambda}_i]$ e $[\underline{r}_i; \bar{r}_i]$ pode variar aleatoriamente dentro do percentual estabelecido, ou seja, de 0 a ε , cujo limite considerado na aplicação é de 25%.

A. Sistema-Teste

A Fig. 2 ilustra o sistema-teste descrito em [24], composto por seis barras (três barras de geração e três de carga) e 11 circuitos de transmissão. Considerando o ano inicial como referência, a capacidade instalada é de 260 MW e a carga pico é 210 MW. O horizonte de expansão é de oito anos, conforme [28] e, a cada ano, a carga e a capacidade apresentam um aumento de 25% em relação ao primeiro ano. Desta forma, no fim do horizonte considerado, a capacidade instalada e a carga total são 780 MW e 630 MW, respectivamente.

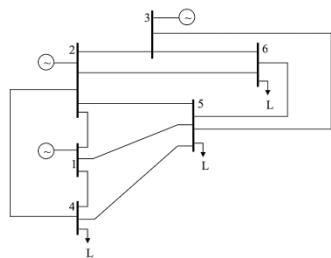


Fig. 2. Sistema Teste - 6 Barras

Os custos relacionados a investimento em reforços e perdas são descritos em [24]. Para obtenção do índice LOLC, adotou-se um custo unitário de interrupção de 1,50 R\$/kWh [24] e a curva horária de carga do IEEE-RTS [29]. Os valores

presentes dos custos de planejamento são obtidos considerando uma taxa de desconto de 10% ao ano, $ns_{max} = 100.000$ e $\beta_{min} = 5\%$. A Tabela I apresenta os valores médios ou esperados de custos, LOLC, ao longo dos oito anos de planejamento, referentes a cinco planos de expansão obtidos de [24], considerando-se os parâmetros estocásticos λ e r constantes.

TABELA I
CUSTOS ESPERADOS (10^6 R\$) SEM INCERTEZAS EM PARÂMETROS ESTOCÁSTICOS, SISTEMA TESTE

Plano	Investimento	Perdas	LOLC	Total (V_P)
1	202,43	27,53	62,212	292,18
2	204,76	27,47	62,668	294,90
3	204,53	27,50	63,907	295,94
4	204,53	27,52	62,926	294,97
5	206,86	27,50	61,423	295,78

Através da aplicação proposta da SMCI, a Tabela II apresenta os intervalos obtidos para o índice LOLC, $[\underline{LOLC}; \bar{LOLC}]$, considerando todo o horizonte de planejamento, para os cinco planos da Tabela I e para diferentes percentuais limites de incerteza (ε variando de 5% a 25%, em intervalos de 5%). Ou seja, para o limite de 5% de incerteza por exemplo, o algoritmo da SMCI é executado variando-se, a cada amostra, a incerteza nos parâmetros estocásticos λ e r de 0 a 5%. Em todos os casos, a convergência da SMCI ocorre pelo critério do coeficiente β ($\beta < \beta_{min}$). A Tabela III apresenta os mesmos intervalos representados em função de sua média e raio. Observa-se na Tabela III o aumento tanto do valor médio quanto do raio à medida que o percentual máximo de incerteza (ε) aumenta, conforme esperado.

TABELA II
INTERVALOS PARA LOLC (10^6 R\$), SISTEMA TESTE

ε	Plano 1	Plano 2	Plano 3	Plano 4	Plano 5
5%	[59,63; 66,06]	[60,14; 66,61]	[61,11; 67,51]	[60,17; 66,55]	[58,82; 64,83]
10%	[56,75; 69,14]	[57,11; 69,72]	[58,05; 70,88]	[57,34; 69,64]	[55,98; 68,03]
15%	[53,87; 72,66]	[54,32; 73,18]	[55,48; 74,19]	[54,61; 72,97]	[53,29; 70,86]
20%	[51,25; 75,41]	[51,61; 75,98]	[52,66; 76,77]	[51,73; 75,62]	[50,68; 73,47]
25%	[48,57; 79,50]	[49,00; 80,18]	[49,65; 80,77]	[48,95; 79,62]	[48,19; 77,45]

TABELA III
INTERVALOS PARA LOLC $\langle m_X; \Omega_X \rangle$ (10^6 R\$), SISTEMA TESTE

ε	Plano 1	Plano 2	Plano 3	Plano 4	Plano 5
5%	(62,84 ; 3,21)	(63,37 ; 3,23)	(64,31 ; 3,20)	(63,36 ; 3,19)	(61,82 ; 3,00)
10%	(62,94 ; 6,19)	(63,41 ; 6,30)	(64,46 ; 6,41)	(63,49 ; 6,15)	(62,00 ; 6,02)
15%	(63,26 ; 9,39)	(63,75 ; 9,43)	(64,83 ; 9,35)	(63,79 ; 9,18)	(62,07 ; 8,78)
20%	(63,33 ; 12,08)	(63,79 ; 12,18)	(64,71 ; 12,05)	(63,67 ; 11,94)	(62,07 ; 11,39)
25%	(64,03 ; 15,46)	(64,59 ; 15,59)	(65,21 ; 15,56)	(64,28 ; 15,33)	(62,82 ; 14,63)

Destaca-se que a SMCI é aplicada apenas ao índice LOLC a fim de avaliação de intervalos, e não para as demais parcelas da função objetivo de (1), custo de investimento e perdas, pois estas parcelas não sofrem variações com a modelagem proposta de incertezas sobre parâmetros estocásticos de falha.

Portanto, como apenas o índice LOLC sofre o impacto destas incertezas, apenas esta parcela é utilizada para análise dos planos da Tabela I.

As Fig. 3 e 4 apresentam o processo de convergência da variável de saída de interesse, LOLC, para o primeiro ano de planejamento, por meio da SMC convencional e SMCI. Observa-se, principalmente através da Fig. 4, que a SMC convencional também apresenta uma faixa para o índice LOLC atualizada a cada amostra, pois a SMC convencional também considera as incertezas aleatórias, devido à ocorrência de eventos incertos no SEP (falha e reparo). A SMCI, por sua vez, considera, além das incertezas aleatórias, também as epistêmicas devido aos parâmetros estocásticos de falha e reparo, conforme descrito anteriormente, resultando, portanto, em um intervalo significativamente maior em relação à SMC convencional. Esta variação intervalar pode sugerir mudanças no processo de decisão quanto ao plano final de expansão e, portanto, justifica a aplicação da aritmética intervalar aos parâmetros estocásticos. Adicionalmente, o fato do intervalo da SMC convencional estar incluído no intervalo da SMCI demonstra o princípio fundamental da AI formulado em (6).

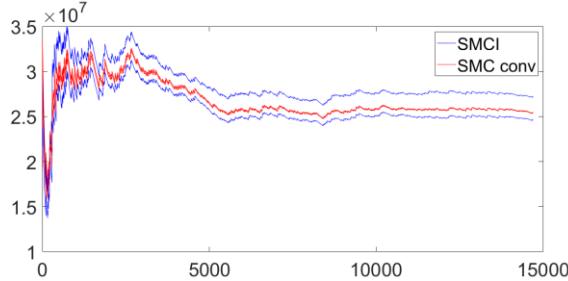


Fig. 3. Convergência da LOLC para SMC e SMCI

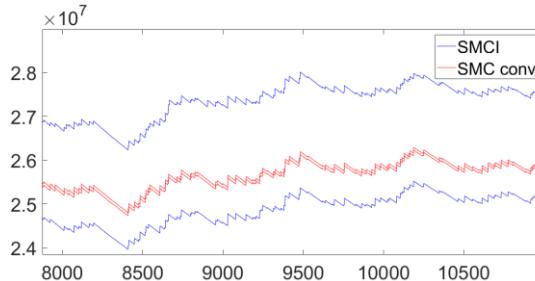


Fig. 4. Destaque da convergência da LOLC

A comparação entre os intervalos da Tabela III é feita de forma conservadora, ou seja, considerando-se o percentual máximo de 25% ($\varepsilon = 25\%$), haja vista que esta é a condição mais extrema de incertezas e que este nível é aderente ao comportamento estocástico de dados de falha, conforme descrito anteriormente. A partir desta comparação, utilizando a metodologia da seção III.C, o melhor intervalo é aquele associado ao Plano 5. Neste caso, o resultado da metodologia de comparação é óbvio, pois o intervalo do Plano 5 apresenta menor valor médio e raio entre os planos disponíveis, conforme Tabela III. Este resultado corrobora os resultados de [24], no sentido de que sob o ponto de vista da confiabilidade, o Plano 5 é o melhor, uma vez que ele apresenta o menor valor de LOLC se as incertezas nos parâmetros estocásticos não forem consideradas, como em [24], Tabela I.

B. Rede de transmissão da CEMIG

Esta seção apresenta a aplicação proposta a uma rede real de substransmissão da CEMIG (Companhia Energética de Minas Gerais), localizada na Região Norte do Estado de Minas Gerais. Esta rede é composta por 12 barras, incluindo uma de geração, seis de carga e uma interconexão, e por 20 circuitos de transmissão operando em dois níveis de tensão: 138 kV e 345 kV[24]. O pico de carga do sistema é de 780 MW, a capacidade de geração local é de 360 MW, sendo o restante da demanda suprido pela barra de interconexão. O horizonte de expansão é de 10 anos, conforme [28], e o crescimento da carga é de 5% ao ano. Para o cálculo dos índices de confiabilidade, utilizou-se o valor de pico da carga. Outros dados desta rede podem ser encontrados em [28].

A Tabela IV fornece os valores esperados da função objetivo para cinco planos alternativos de expansão obtidos de [24], considerando os parâmetros estocásticos de falha constantes. A Tabela V, por sua vez, apresenta os intervalos obtidos para o índice LOLC através da aplicação da SMCI proposta, considerando as incertezas nos parâmetros estocásticos de falha.

Aplicando-se a técnica de comparação da Seção III.C aos intervalos da Tabela V obtidos para o nível mais elevado de incerteza ($\varepsilon = 25\%$), análise conservadora, o Plano 2 apresenta o melhor intervalo. Novamente, esta análise confirma o melhor resultado, sob o ponto de vista de confiabilidade (menor LOLC), da Tabela IV [24], em que os parâmetros estocásticos de falha são constantes.

TABELA IV
CUSTOS ESPERADOS (10^6 R\$) SEM INCERTEZAS EM PARÂMETROS ESTOCÁSTICOS, SISTEMA CEMIG

Plano	Investimento	Perdas	LOLC	TOTAL
1	13,24	33,84	61,67	108,75
2	13,87	33,80	59,01	106,68
3	13,68	33,76	62,03	109,47
4	14,28	33,84	61,57	109,69
5	14,79	34,27	62,77	111,83

TABELA V
INTERVALOS PARA LOLC ($m_x ; \Omega_x$) (10^6 R\$), SISTEMA CEMIG

ε	Plano 1	Plano 2	Plano 3	Plano 4	Plano 5
5%	(61,58 ; 1,28)	(59,01 ; 1,48)	(62,07 ; 1,31)	(61,72 ; 1,32)	(62,56 ; 1,35)
10%	(61,74 ; 2,85)	(58,90 ; 2,79)	(62,09 ; 2,55)	(61,70 ; 2,74)	(62,84 ; 2,86)
15%	(61,70 ; 4,81)	(59,33 ; 5,17)	(62,01 ; 4,60)	(61,74 ; 4,65)	(62,82 ; 4,75)
20%	(61,92 ; 6,81)	(59,32 ; 6,70)	(61,85 ; 6,40)	(61,63 ; 6,32)	(62,94 ; 6,52)
25%	(62,03 ; 8,37)	(59,34 ; 8,86)	(62,31 ; 7,99)	(61,86 ; 7,79)	(63,18 ; 8,21)

C. Análise dos Resultados

Conforme descrito anteriormente, os resultados, tanto para o sistema teste quanto para o sistema da CEMIG, considerando incertezas nos parâmetros estocásticos de falha e a metodologia de comparação de intervalos, indicam os mesmos planos apontados quando estes parâmetros são constantes [24], sob o ponto de vista de confiabilidade (menor LOLC).

No entanto, o processo de tomada de decisão nem sempre é fácil em ambientes que contém comportamentos aleatórios e inexatos. Conforme descrito em [30], em estudos que dependem de distribuições de probabilidade como a teoria da confiabilidade, a análise por intervalos pode contribuir no

processo decisório. No caso do sistema CEMIG, embora a técnica tradicional defina a escolha do Plano 2, percebe-se que o Plano 4 apresenta o menor raio pela análise da técnica proposta. Neste plano, os equipamentos apresentam comportamento de falha mais bem definido, ou seja, um comportamento mais estável e menos suscetível a falhas ao longo do horizonte de planejamento, pois a solução de menor raio corresponde a um menor nível de incerteza dos dados.

Desta forma, do ponto de vista de comparação de intervalos e das relações de ordem [30], o Plano 4 se apresenta como uma alternativa plausível de escolha, a depender da experiência do planejador. Caso a decisão por um dos planos da Tabela V seja baseada unicamente no custo associado à confiabilidade (LOLC), o Plano 2 é o mais indicado. Por outro lado, caso o perfil do tomador de decisões seja mais conservador e leve em consideração o comportamento dos equipamentos ao longo do tempo, o Plano 4 é mais indicado, uma vez que este plano reduz as incertezas quanto ao custo (LOLC) e, consequentemente, reduz as incertezas quanto à operação e manutenção do sistema.

A comparação entre valores médios de dois intervalos visa estabelecer relação de ordem entre os mesmos. A largura de um intervalo, se comparada com um intervalo referência, permite a avaliação da solução correspondente pelo tomador de decisão [30]. No entanto, em uma situação real de processo decisório, a mera comparação exclusiva entre larguras de intervalos, ou entre médias, não é suficiente e a técnica de análise e comparação aplicada no presente trabalho permite uma avaliação mais assertiva, conforme o cenário em questão. Neste sentido, deve-se destacar que o modelo proposto é adequado para incluir o critério de confiabilidade nesta avaliação, considerando intervalos associados a parâmetros de equipamentos.

V. CONCLUSÃO

Esse artigo apresentou uma técnica de análise de confiabilidade aplicada a planos de expansão de sistemas de transmissão que considera incertezas sobre parâmetros estocásticos de falhas. Mais especificamente, estes parâmetros envolvem dados de taxa de falha e tempos de reparo. A Simulação Monte Carlo Intervalar (SMCI) permitiu avaliar a presença das incertezas aleatórias, inerentes aos dados, diretamente em métodos probabilísticos, como a Simulação Monte Carlo, amplamente aplicada em estudos de confiabilidade de sistemas elétricos. A partir dos resultados obtidos para um sistema real da CEMIG, verificou-se que a aplicação proposta pode determinar o risco inerente às decisões de planejamento quanto ao custo de confiabilidade, o que pode servir como ferramenta de suporte adicional ao processo decisório de expansão. Embora a aplicação seja no contexto da expansão, a ferramenta de análise de confiabilidade também tem potencial para subsidiar outros processos decisórios quanto à análise de riscos, como a operação e a manutenção de sistemas elétricos de potência. Destaca-se, como proposta de continuidade, a implementação de método alternativo para análise de confiabilidade considerando incertezas epistêmicas nos dados de defeito.

AGRADECIMENTOS

Os autores deste artigo agradecem o apoio do CNPq, FAPEMIG, CAPES e INERGE e ao Dr. Cleber E. Sacramento da CEMIG, Brasil pelos dados disponibilizados do sistema real.

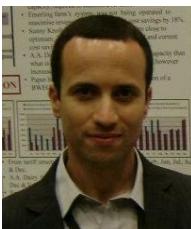
REFERÊNCIAS

- [1] R. Billinton, R. Allan, *Reliability Evaluation of Power Systems*, Second. Springer Science & Business Media, 2013.
- [2] A. Ahmadi, H. Mavalizadeh, A. F. Zobaa, and H. A. Shayanfar, “Reliability-based model for generation and transmission expansion planning,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 11, no. 2, pp. 504–511, 2016.
- [3] A. M. Leite, L. C. De Resende, L. Antônio, and V. Miranda, “Composite Reliability Assessment Based on Monte Carlo Simulation and Artificial Neural Networks,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 22, no. 3, pp. 1202–1209, 2007.
- [4] R. E. Moore, R. B. Kearfott, and M. J. Cloud, *Introduction to Interval Analysis*, vol. 110. Siam, 2009.
- [5] B. M. C. Araújo and V. M. Costa, “New Developments in the Interval Current Injection Power Flow Formulation,” *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 16, no. 7, pp. 1969–1976, 2018.
- [6] J. Luo, L. Shi, and Y. Ni, “A Solution of Optimal Power Flow Incorporating Wind Generation and Power Grid Uncertainties,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 19681–19690, 2018.
- [7] R. Rocchetta, M. Broggi, and E. Patelli, “Do we have enough data? Robust reliability via uncertainty quantification,” *Appl. Math. Model.*, vol. 54, pp. 710–721, 2018.
- [8] S. Du, E. Zio, and R. Kang, “A New Analytical Approach for Interval Availability Analysis of Markov Repairable Systems,” *IEEE Trans. Reliab.*, vol. 67, no. 1, pp. 118–128, 2018.
- [9] X. Qi and Q. Cheng, “Imprecise reliability assessment of generating systems involving interval probability,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 11, no. 17, pp. 4332–4337, 2017.
- [10] H. X. Qi Xianjun, Wang Xingqiang, “Imprecise Reliability Assessment of Composite Generation-Transmission System Considering Interval Probability,” *Power Syst. Technol.*, no. 5, pp. 1203–1209, 2014.
- [11] L. W. De Oliveira, F. D. S. Seta, and E. J. De Oliveira, “Optimal reconfiguration of distribution systems with representation of uncertainties through interval analysis,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 83, pp. 382–391, 2016.
- [12] R. O. Ruback and V. M. Costa, “A New Method for Analyzing Three-phase Faults under Data Uncertainties,” *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 16, no. 5, pp. 1395–1401, 2018.
- [13] B. Hu, K. Xie, and H. M. Tai, “Inverse problem of power system reliability evaluation: Analytical model and solution method,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 33, no. 6, pp. 6569–6578, 2018.
- [14] C. Le Lann, D. Boland, and G. Constantinides, “The Krawczyk Algorithm: Rigorous Bounds for Linear Equation Solution on an FPGA,” in *International Symposium on Applied Reconfigurable Computing*, 2011, pp. 287–295.
- [15] Y. W. Ola Ghazi Batarseh, “Reliable simulation with input uncertainties using an interval-based approach,” *Proc. 2008 Winter Simul. Conf.*, pp. 795–803, 2008.
- [16] J. Teh, “Uncertainty Analysis of Transmission Line End-of-Life Failure Model for Bulk Electric System Reliability Studies,” *IEEE Trans. Reliab.*, vol. 67, no. 3, pp. 1261–1268, 2018.
- [17] S. K. E. Awadallah, J. V. Milanovic, and P. N. Jarman, “Quantification of uncertainty in end-of-life failure models of power transformers for transmission systems reliability studies,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 31, no. 5, pp. 4047–4056, 2016.
- [18] C. S. J. Kim, “Including Uncertainty in LOLE Calculation Using Fuzzy Set Theory,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 17, no. 1, pp. 19–25, 2002.
- [19] Q. Zhang, Z. Zeng, E. Zio, and R. Kang, “Probability box as a tool to model and control the effect of epistemic uncertainty in multiple dependent competing failure processes,” *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 56, pp. 570–579, 2017.
- [20] E. H. Janne Pesonen, “Interval approach challenges Monte Carlo simulation,” *Reliab. Comput.*, vol. 2, no. 2, pp. 155–160, 1996.
- [21] I. Alolyan, “A New Method For Comparing Closed Intervals,” *Aust. J. Math. Anal. Appl.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–6, 2011.
- [22] R. Billinton and D. Huang, “Aleatory and Epistemic Uncertainty

- Considerations in Power System Reliability Evaluation," *Proc. 10th Int. Conf. Probab. Methods Appl. to Power Syst. IEEE*, pp. 1–8, 2008.
- [23] G. L. Saboya, O. L. G. Quelhas, R. G. G. Caiado, S. L. B. França, and M. J. Meiriño, "Monte Carlo Simulation for Planning and Decision Making in Transmission Project of Electricity," *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 15, no. 3, pp. 431–438, 2017.
- [24] A. M. Leite, A. Luiz, F. Manso, L. C. De Resende, and L. S. Rezende, "Tabu Search Applied to Transmission Expansion Planning Considering Losses and Interruption Costs," *Proc. 10th Int. Conf. Probab. Methods Appl. to Power Syst. IEEE*, pp. 1–7, 2008.
- [25] A. M. Leite, W. S. Sales, L. C. Resende, L. A. F. Manso, C. E. Sacramento, and L. S. Rezende, "Evolution Strategies to Transmission Expansion Planning Considering Unreliability Costs," in *9th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems*, 2006.
- [26] W. K. C. M. Rocco, "Distribution systems reliability uncertainty evaluation using an interval arithmetic approach," *Proc. 1998 Second IEEE Int. Caracas Conf. Devices, Circuits Syst.*, pp. 421–425, 1998.
- [27] H. Zhang, R. L. Mullen, and R. L. Muhanna, "Interval Monte Carlo methods for structural reliability," *Struct. Saf.*, vol. 32, no. 3, pp. 183–190, 2010.
- [28] C. E. Sacramento, "Planejamento dinâmico da expansão de sistemas de subtransmissão através de metaheurísticas," 2007. Available: <<http://repositorio.unifei.edu.br/xmlui/handle/123456789/1714>>.
- [29] P. M. Subcommittee, "IEEE Reliability Test System," *IEEE Trans. power Appar. Syst.*, no. 6, pp. 2047–2054, 1979.
- [30] A. Sengupta and T. K. Pal, "On comparing interval numbers," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 127, pp. 28–43, 2000.



Felipe Laure Miranda received the BSc (2016) and MSc (2018) degree in Electrical Engineering from Federal University of São João del. He is now PhD student of Federal University of Juiz de Fora focusin on Electrical Power Systems. Acting on the following topics: Power Systems Reliability, Monte Carlo Simulation, Power System Planning and Operation, Uncertainties Analysis.



Leonardo Willer de Oliveira (M'2011-SM'20) received the B.Sc. and M.Sc. degrees in 2003 and 2005, respectively, from the Federal University of Juiz de Fora, Brazil and the D.Sc. (2009) from COPPE - Federal University of Rio de Janeiro, Brazil. He is currently working at Electrical Engineering Department of Federal University of Juiz de Fora. His research interests include the development of tools for optimization, planning and operation of energy and power systems, and reliability.



Bruno Henrique Dias (S'00-M'09-SM'17) received the B.S. degree in Electrical Engineering from Federal University of Juiz de Fora (UFJF) in 2005, the M.Sc. and Ph.D. from Pontifical Catholic University of Rio de Janeiro (PUC-Rio) in 2006 and 2010 respectively. He is currently a full time professor of UFJF since 2013. He is interested in research topics regarding

power systems operation and planning, applied optimization, computational intelligence and economy of energy system.



Leonidas Chaves de Resende was born in São João Del Rei, Brazil, in 1974. He received the B.Sc. degree from the Federal University of São João del-Rei (UFSJ) in 2000 and the M.Sc. and Ph.D. degrees from the Federal University of Itajubá (UNIFEI), Itajubá, Brazil, in 2002 and 2006, respectively. He is now an Associate Professor at the Electrical Engineering Department at Federal University of São João del-Rei (UFSJ). He has experience in Electrical Engineering, focusing on Electrical Power Systems. Acting on the following topics: Power Systems Reliability, Monte Carlo Simulation, Power System Planning and Operation, Artificial Neural Networks and Metaheuristics.



Erivelton Geraldo Nepomuceno received the BSc degree from UFSJ and the PhD in Electrical Engineering from the UFMG (Brazil). From 2013 to 2014 he was a Postdoctoral Research Fellow at Imperial College London in the Intelligent Systems and Research group. He has been Researcher Visitor at Technological Institute of Aeronautics - ITA (2005) and Saint Petersburg Electrotechnical University in Russia (2019). He is currently Associate Professor at UFSJ and leader of Control and Modelling Group (GCOM). Editorial experience: Associate Editor of IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs; Associate Editor (2017-2019) and Steering Committee (2019-) of the IEEE Latin America Transactions; J. of Biomedical Research and Reviews and J. of Computer Science Research. Membership: IEEE CAS; Technical Committee on Nonlinear Circuits and Systems - IEEE CAS; Brazilian Association of Automatica. Reviewer for over 37 journals. Outstanding reviewer: Chaos, Solitons and Fractals and Physica A. Research topics: chaos, complex systems, computer arithmetic, interval arithmetic, system identification.



Edimar José de Oliveira received the B.Sc. degree in 1984 from the Federal University of Juiz de Fora(UFJF), Juiz de Fora, Brazil, the M.Sc. degree in 1993 from the Federal University of Uberlândia, Uberlândia, Brazil, and the D.Sc. degree in 1998 from the Federal University of Itajubá, Itajubá, MG, Brazil. Since 1989, he has been a Professor of Electrical Engineering with UFJF. His main interests are in stability analysis, power economics, optimization, and control of electrical power systems.