

Minimização de multas pagas por concessionárias de distribuição de energia elétrica através da otimização dos intervalos de manutenção

Bruno A. S. Costa.* Anselmo B. Rodrigues.* Maria G. da Silva*

*Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, UFMA, Cidade Universitária Dom Delgado, Av. dos Portugueses, 1966 – Vila Bacanga, São Luís – MA, 65080-805
(e-mails: bruno.adrian93@gmail.com; anselmo.rodrigues@ufma.br; guia.maria@ufma.br)

Abstract: This paper proposes a methodology for vegetation management in overhead distribution networks that reduces costs related to tree trimming and penalties due to transgression in targets for SAIDI (System Average Interruption Duration Index). Another objective of this paper is to compare Surrogate Models, based on Lognormal and Pearson distributions, with the Monte Carlo Method (MCM) to estimate the SAIDI probability distribution. In addition, penalties were estimated considering voltage restrictions and circuit loading limits during load transfers. The multi-criterial Particle Swarm Optimization algorithm was used to calculate the vegetation pruning intervals. The tests carried out on the RBTS bus 4 system showed that the distribution utilities costs have more reductions when the optimization process is based on the estimated penalty than on the expected value for SAIDI. In addition, the use of substitute models, to obtain the SAIDI probability distribution, presented low computational cost and good accuracy in relation to the MCM.

Resumo: Este artigo propõe uma metodologia para o gerenciamento da vegetação em redes de distribuição aéreas que reduz os custos referentes as podas de árvores e multas devido a transgressão de metas para o índice DEC (Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora). Outro objetivo deste artigo é comparar Modelos Substitutos, baseados nas distribuições Lognormal e Pearson, com o Método Monte Carlo (MCM) para estimar a distribuição de probabilidade de SAIDI. Adicionalmente, as penalidades foram calculadas considerando-se os limites de tensão e de carregamento dos circuitos durante as transferências de carga. O algoritmo de otimização por enxame de partículas multicritério foi usado para calcular os intervalos das podas da vegetação. Os testes realizados no sistema RBTS barra 4 mostraram que os custos das concessionárias de distribuição têm mais reduções quando o processo de otimização se baseia na penalidade estimada ao invés do valor esperado do DEC. Além disso, a utilização dos modelos substitutos, para obter a distribuição de probabilidade do DEC, apresentou um baixo custo computacional e uma boa aproximação comparada ao MMC.

Keywords: Distribution Systems, Monte Carlo Method, Particle Swarm Optimization, Reliability Centered Maintenance, Surrogate Models, Probabilistic Methods.

Palavras-chaves: Manutenção Centrada em Confiabilidade, Método Monte Carlo, Métodos Probabilísticos, Modelos Substitutos, Otimização via Enxame de Partículas, Sistemas de Distribuição.

1. INTRODUÇÃO

No Brasil, o processo de reestruturação do setor elétrico foi marcado principalmente pela criação do mercado atacadista de energia elétrica (que é atualmente denominado de Câmara de Comercialização de Energia) e pelo processo de privatização de empresas estatais do setor elétrico, principalmente, as distribuidoras de energia elétrica. Em um ambiente de mercado competitivo as empresas do setor elétrico não podem mais contar com os subsídios do governo para: financiar projetos de expansão da rede elétrica, compensar perdas de receita e/ou prejuízos e repassar estas perdas para os consumidores através do aumento das tarifas. Neste contexto, as empresas devem maximizar seus lucros para assegurar sua sobrevivência em um ambiente competitivo.

Uma alternativa para maximizar os lucros é adiar os investimentos em expansão, reforço e manutenção da rede

elétrica. Consequentemente, a confiabilidade da rede elétrica tende a se deteriorar. A degradação dos índices de confiabilidade devido a postergação das atividades de manutenção e de reforço da rede elétrica que é mais crítica nas redes de distribuição, pois estas redes são monopólios naturais.

Para evitar que os consumidores experimentem baixos níveis de confiabilidade e fiquem expostos aos interesses econômicos das concessionárias de distribuição, a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL, 2022) estabeleceu multas para as concessionárias quando ocorrerem transgressões nas metas para os seguintes indicadores de qualidade de energia:

- i) DIC: Duração de Interrupção Individual por Unidade Consumidora ou por Ponto de Conexão.
- ii) FIC: Frequência de Interrupção Individual por Unidade Consumidora ou por Ponto de Conexão.

- iii) DMIC: Duração Máxima de Interrupção Contínua por Unidade Consumidora ou por Ponto de Conexão.
- iv) DICRI: Duração de Interrupção Individual Ocorrida em Dia Crítico por Unidade Consumidora ou por Ponto de Conexão.

Devido a imposição de multas para as concessionárias de energia por parte da ANEEL, surgiu a necessidade da otimização de processos para se obter os índices de confiabilidade dentro dos limites estabelecidos, porém com o menor custo possível. Uma alternativa para satisfazer esta necessidade é a manutenção centrada na confiabilidade (Endrenyi et al., 1998; Piasson et al., 2016; Shourkaei et al., 2011; Usberti et al., 2015). Segundo Brown (2009), em torno de 35% das falhas que ocorrem na rede de distribuição são causadas pela vegetação que entra em contato com as seções da rede elétrica. Este artigo propõe uma metodologia para a otimização das frequências de manutenção referentes as podas das árvores. Esta metodologia minimiza de forma concorrente as penalidades pagas pela concessionária de distribuição e a minimização dos custos de manutenção associados a podas de árvores.

Com o intuito de tornar o modelo mais realista foram incluídas restrição de rede (limites de tensão e de carregamento) na transferência de cargas entre alimentadores adjacentes, através do acionamento de chaves normalmente abertas (NA).

O modelo utilizado neste artigo possui um horizonte de tempo (HT) de quatro anos, sendo que as penalidades são calculadas mensalmente através do método de solução transitória para a cadeia de Markov de tempo contínuo (Billinton & Allan, 1992). Utilizou-se o método da multiplicação de matrizes para obter a penalidade ao longo dos 48 meses que formam o HT. Através do modelo de Markov pode-se analisar o impacto da frequência de manutenção adotada para cada seção sobre o valor da penalidade acumulada ao longo do HT. Os resultados dos testes no sistema RBTS (*Roy Billinton Test System*) barra 4 (Billinton et al., 1991) demonstraram que a metodologia proposta obtém reduções expressivas nas penalidades associadas com índice DEC.

2. RESTRIÇÃO DE REDE

O processo de Análise de Confiabilidade Preditiva (ACP) tem por objetivo a estimação dos índices de confiabilidade a partir de características topológicas (estrutura da rede elétrica), os tipos de equipamentos utilizados, parâmetros elétricos, dados estatísticos de falhas de equipamentos para estimar as taxas de falha e tempos de reparo médios. A ACP também considera fatores relacionados com a operação e manutenção de redes de distribuição. Além disso, deve-se considerar as restrições técnicas da rede de distribuição (limites de tensão e de carregamento) para a transferência de carga entre alimentadores adjacentes, com a finalidade de restaurar o fornecimento de energia para consumidores afetados por algum tipo de falta no seu alimentador. Para realizar esta análise a ACP deve incorporar o cálculo do fluxo de potência para avaliar se a topologia da rede obtida pela reconfiguração orientada a restauração é factível com relação as restrições técnicas. Para o cálculo do fluxo de potência, utiliza-se o

Método de Soma de Correntes (MSC) (Shirmohammadi et al., 1988), devido ao seu baixo custo computacional, pois não requer a solução de sistemas lineares e o cálculo do Jacobiano.

3. ESTIMAÇÃO DOS ÍNDICES DE CONFIABILIDADE

As técnicas de estimação dos índices de confiabilidade podem ser divididas em duas categorias: analíticas e de simulação estocástica. Neste artigo utiliza-se técnicas analíticas baseadas no Método Analítico de Enumeração de Estados (MAEE) e técnicas de simulação estocásticas baseadas na Simulação Monte Carlo (SMC). Devido ao alto custo computacional relacionado à SMC, utilizam-se os métodos substitutos baseados na obtenção dos cumulantes das distribuições de probabilidade do índice DEC. Os modelos substitutos utilizados nesse artigo são baseados nas distribuições de Pearson (Billinton & Goel, 1986) e Lognormal (Brown & Burke, 2000).

3.1 MAEE

O MAEE analisa o impacto da ocorrência de uma falta em cada componente do sistema elétrico para determinar os índices de confiabilidade. Os principais componentes deste método são:

- i) Estrutura de navegação da rede de distribuição radial: determinação das relações parente/filho entre os ramos da árvore associada com a rede de distribuição.
- ii) Resposta da proteção do sistema: determina qual dispositivo de proteção irá atuar para eliminar a falta.
- iii) Restauração à montante da falta: determina o dispositivo de seccionamento que pode ser aberto para isolar a fonte de energia do componente que ocasionou a falta. Sendo assim, pode-se realizar a restauração dos componentes que estão a montante da falta.
- iv) Restauração à jusante da falta: determina o dispositivo de seccionamento que pode ser aberto à jusante da falta e, caso seja possível, realizar uma transferência da carga para um alimentador adjacente através do fechamento da chave NA.

Uma vez que o impacto da falta dos componentes é mensurado com relação a restauração e a proteção nos pontos de carga do sistema, pode-se determinar os índices de confiabilidade nodais e sistêmicos do sistema elétrico (Billinton & Allan, 1992). Este método possui somente a capacidade de obter o valor esperado para os índices de confiabilidade DEC, tornando-o limitado para estudos nos quais são requeridas as distribuições de probabilidade dos índices, por exemplo a estimação de penalidades. Com isso, surge a necessidade da implementação de um algoritmo de simulação estocástica (SMC) para a estimação das penalidades devido as transgressões nas metas para os índices de confiabilidade.

3.2 Simulação Monte Carlo

Neste artigo, o gerenciamento da manutenção é solucionado via algoritmos meta-heurísticos populacionais. Desta forma, a estimação das penalidades é realizada para uma população de indivíduos em cada iteração. Devido a isso, deve-se ter um algoritmo com menor custo computacional possível para estimar as penalidades. A versão da SMC com o

menor custo computacional é a não-sequencial (Billinton & Li, 1994), pois ela desconsidera a dependência cronológica na amostragem dos estados do sistema. Portanto, a SMC não-sequencial (SMCNS) é usada neste artigo para estimar as penalidades associadas com os índices de confiabilidade. Basicamente, a SMCNS usa números aleatórios que seguem a distribuição de Poisson para determinar, com base na taxa de falha do componente, o número de falhas de cada componente no ano simulado. Adicionalmente, utilizam-se números aleatórios, que seguem a distribuição exponencial, para estimar os tempos de reparo e chaveamento dos componentes falhados. Com estes tempos, pode-se determinar a duração anual acumulada das interrupções (indisponibilidades) por componente. Desta forma, utiliza-se (1) para estimar o índice de DEC considerando a formulação matricial da SMCNS:

$$DEC = AU \quad (1)$$

Onde:

$$A = [A^{rp} \ A^{ch}]$$

$U = \begin{bmatrix} U^{rp} \\ U^{ch} \end{bmatrix}$ é o vetor de indisponibilidade dos componentes devido ao processo de reparo (chaveamento).

$$A^{rp} = (1/N_{tot}^{cust})(N^{cust})^T W^{rp}$$

$$A^{ch} = (1/N_{tot}^{cust})(N^{cust})^T W^{ch}$$

$$N^{cust} = [N_1^{cust} \ \dots \ N_{N^{LP}}^{cust}]^T$$

As matrizes W^{rp} e W^{ch} indicam os tempos de restauração (tempo de reparo e chaveamento, respectivamente) dos pontos de carga para uma falha em um dado componente. Os elementos das matrizes W^{rp} e W^{ch} são definidos como:

$W_{ij}^{rp} = 1$, se o tempo de restauração para o ponto de carga i é igual ao tempo de reparo do componente j . $W_{ij}^{rp} = 0$, caso contrário.

$W_{ij}^{ch} = 1$, se o tempo de restauração para o ponto de carga i é igual ao tempo de chaveamento do componente j . $W_{ij}^{ch} = 0$, caso contrário.

N^{cust} é um vetor que contém o número de consumidores de cada ponto de carga.

O sobrescrito T , como em $(N^{cust})^T$, indica a transposta de uma matriz ou vetor.

N_i^{cust} é o número de consumidores no ponto de carga i .

N^{LP} é o número de pontos de carga na rede de distribuição.

$N_{tot}^{cust} = \sum_{i=1}^{N^{LP}} N_i^{cust}$ é número total de consumidores na rede de distribuição.

N^{comp} é o número de componentes

N_c^{fail} é uma variável aleatória com distribuição de Poisson associada com o número de falhas no componente c .

$t_{f,c}^{rp}$ e $t_{f,c}^{ch}$ são variáveis aleatórias exponencialmente distribuídas associadas com os tempos de reparo e chaveamento do componente c , respectivamente.

$U^{rp} = \left[\sum_{f=0}^{N_1^{fail}} t_{f,1}^{rp} \ \dots \ \sum_{f=0}^{N_{N^{comp}}^{fail}} t_{f,N^{comp}}^{rp} \right]$ é o vetor de somas aleatórias dos tempos de reparo no qual o número de termos das somas ($N_c^{fail} \forall c = 1, \dots, N^{comp}$) está associado com o número de falhas de cada componente.

$U^{ch} = \left[\sum_{f=0}^{N_1^{fail}} t_{f,1}^{ch} \ \dots \ \sum_{f=0}^{N_{N^{comp}}^{fail}} t_{f,N^{comp}}^{ch} \right]$ é o vetor de somas aleatórias dos tempos de chaveamento dos componentes.

A SMCNS pode fornecer o valor médio da distribuição de probabilidade para o índice DEC através da média do DEC para uma amostra de N^{obs} anos simulados conforme (2).

$$\tilde{E}[DEC] = \frac{\sum_{i=1}^{N^{obs}} DEC_i^{obs}}{N^{obs}} \quad (2)$$

Onde:

N^{obs} é o tamanho da amostra de valores anuais observados do índice DEC.

DEC_i^{obs} é o valor observado do índice DEC para o ano i .

Além de estimar o valor médio para o índice DEC, conforme visto em (2), pode-se utilizar a amostra de DEC_i^{obs} para estimar índices estatísticos como: distribuição de probabilidade individual e cumulativa, desvio padrão, mediana, quartis inferior e superior e momentos centrais e brutos. A partir da distribuição de probabilidade do DEC, obtida através da SMC, pode-se estimar as penalidades do sistema associadas as violações nas metas do DEC, conforme em (3):

$$\tilde{E}[RP] = \frac{\sum_{i=1}^{N^{obs}} RP(DEC_i^{obs})}{N^{obs}} \quad (3)$$

Onde:

$\tilde{E}[RP]$ é o valor médio para a penalidade/recompensa associada ao DEC do sistema.

$$RP(DEC_i^{obs}) = \begin{cases} V_{RP} \times cr, & \text{se } DEC_i^{obs} \leq wr + cr/sr \\ V_{RP} \times (DEC_i^{obs} - wr)sr, & \text{se } DEC_i^{obs} \in (wr + cr/sr, wr) \\ 0, & \text{se } DEC_i^{obs} \in [wr, wp] \\ V_{RP} \times (DEC_i^{obs} - wp)sp, & \text{se } DEC_i^{obs} \in (wp, wp + cp/sp) \\ V_{RP} \times cp, & \text{se } DEC_i^{obs} \geq wp + cp/sp \end{cases}$$

cr , sr e wr representam o valor máximo da recompensa, da inclinação e ponto final da zona de recompensa, respectivamente, ou seja, parâmetros que delimitam a zona de recompensa.

wp , sp e cp representam o ponto de partida, a inclinação e valor máxima para a penalidade, respectivamente, ou seja, parâmetros que delimitam a zona de penalidade.

V_{RP} é o valor base para o pagamento da recompensa/penalidade.

A estimação da penalidade/recompensa através de (3), utilizando a distribuição de probabilidade obtida pela SMCNS, apresenta um alto custo computacional. Devido a este fator, buscou-se modelos substitutos (Miranda & Von Zuben, 2016) à SMCNS, capazes de gerar a distribuição de probabilidade do índice DEC, porém com um tempo computacional reduzido.

3.3 Métodos substitutos

Os modelos substitutos imitam o comportamento complexo do modelo original, porém com um custo computacional bem menor. Neste artigo, foram usados modelos substitutos baseados nas distribuições de Pearson e Lognormal para gerar a distribuição de probabilidade do índice DEC. Os parâmetros das distribuições de probabilidade Lognormal e Pearson são obtidos a partir dos cumulantes do índice DEC. Os cumulantes do DEC são obtidos a partir da combinação linear de variáveis aleatórias de acordo com (4).

$$\gamma_k(DEC) = \sum_{c=1}^{N^{comp}} (A_c^{rp})^k \gamma_k(U_c^{rp}) + \sum_{c=1}^{N^{comp}} (A_c^{ch})^k \gamma_k(U_c^{ch}) \quad (4)$$

Onde:

$\gamma_k(DEC)$ é k-ésimo cumulante do índice DEC.

$\gamma_k(U_c^{rp})$ e $\gamma_k(U_c^{ch})$ são os k-ésimos cumulantes das somas aleatórias U_c^{rp} e U_c^{ch} , respectivamente.

Miller & Childers (2012) detalham de forma mais aprofundada como se obtém os cumulantes das componentes $\gamma_k(U_c^{rp})$ e $\gamma_k(U_c^{ch})$ da combinação linear de soma de variáveis aleatórias.

O modelo substituto a partir da distribuição Lognormal necessita de apenas duas ordens do cumulante $\gamma_k(DEC)$ para obter de forma analítica a distribuição de probabilidade do DEC (Brown & Burke, 2000). Porém, o modelo substituto de Pearson necessita de quatro ordens do cumulante para produzir a distribuição do DEC (Hahn & Shapiro, 1967; Billinton & Goel, 1986). Com a distribuição de probabilidade do DEC, pode-se determinar a penalidade/recompensa do sistema através de (3).

A grande vantagem dos métodos substitutos abordados nesse artigo com relação a SMCNS, é a diminuição do custo computacional devido às ausências da geração de números aleatórios para os componentes do sistema (número de falhas, tempos de reparo e chaveamento) e das operações matemáticas com matrizes e vetores.

4. MODELO DE GERENCIAMENTO DA MANUTENÇÃO

Os modelos propostos neste artigo têm por base o modelo apresentado por Anders (1990) e Endrenyi et al. (1998), onde são incluídos no modelo de Markov estados de degradação para os componentes da rede elétrica. Neste artigo, os estados de degradação indicam o crescimento da vegetação e a sua aproximação das seções da rede de distribuição aérea. A Fig. 1 ilustra o modelo proposto de Markov com múltiplos estados sem aplicação da manutenção e com três estados de

degradação, e o seu modelo equivalente de dois estados. O modelo é composto pelos estados: Inicial (D_0), degradação menor (D_1), degradação maior (D_2), falha normal (F_n) e o de falha por degradação (F_d). Para este modelo as taxas de degradação são constantes, porém quando o sistema se encontra no estado 3 (D_2) a taxa de degradação λ_d é multiplicada pelo fator k para reduzir o tempo de permanência neste estado, ou seja, representa uma transição acelerada para o estado de falha em níveis avançados de degradação. Os estados 4 e 5 (vermelho) representam o modo de falha por deterioração (λ_d) e falha aleatória durante o estado operacional do sistema (λ_n), respectivamente.

A Fig. 2 ilustra o modelo proposto de Markov com múltiplos estados e com manutenção, e o seu modelo equivalente de dois estados. Este modelo difere do anterior devido a adição dos seguintes estados: espera/atraso para a manutenção (E_1 e E_2) e manutenção da vegetação (M).

Devido aos modelos de Markov propostos neste artigo apresentarem múltiplos estados, surge a necessidade de realizar a técnica de agregação de estados para reduzir o modelo à um equivalente que possui apenas dois estados, pois os métodos de estimação de índices de confiabilidade para redes de distribuição consideram apenas os estados de operação e falha.

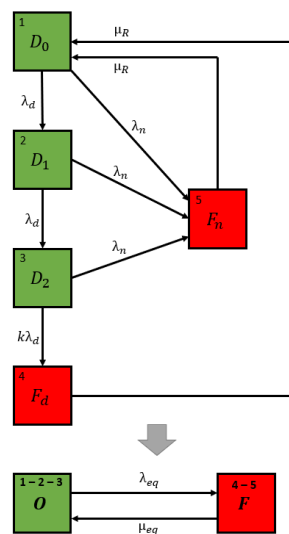


Fig. 1 Modelo de Markov proposto sem manutenção e seu modelo equivalente de dois estados.

A técnica de agregação de estados utilizada para obter o modelo equivalente de Markov é descrita por Endrenyi et al. (1998). Segundo Singh & Billinton (1977) as taxas de transição dos estados agregados podem ser formuladas para a solução transitória de modelo Markoviano (no domínio do tempo). A equação (4) define essa dependência temporal.

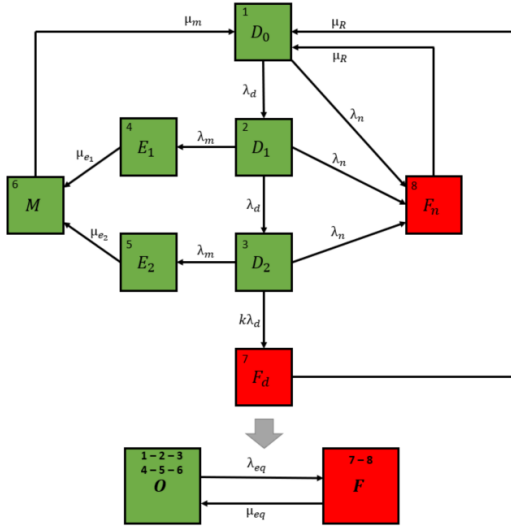


Fig. 2 Modelo de Markov proposto com manutenção e seu modelo equivalente de dois estados.

$$\lambda_{IJ}(t) = \frac{\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} p_i(t) \lambda_{ij}}{\sum_{i \in I} p_i(t)} \quad (4)$$

Onde:

$\lambda_{IJ}(t)$ é a taxa de transição entre os estados aglomerados I e J no instante t .

$p_i(t)$ é a probabilidade do estado i no instante t .

λ_{ij} é taxa de transição do estado i para o estado j .

Com a utilização do conceito de taxas de transição variantes no tempo entre os estados agregados, definido em (4), possibilita-se a análise da evolução temporal dos índices de confiabilidade. Para determinar $p_i(t)$, utilizou-se o método de solução transitória denominado de multiplicação de matrizes (Billinton & Allan, 1992). A equação matricial do método de multiplicação de matrizes é definida em (5).

$$\mathbf{p}(n\Delta t) = \mathbf{p}(0) \cdot \mathbf{P}^n \quad (5)$$

Onde:

$\mathbf{p}(n\Delta t)$ é o vetor de probabilidades de estado no instante $t = n\Delta t$ para $n = 0, 1, 2, \dots$

$\mathbf{p}(0)$ é o vetor de probabilidades de estado inicial no instante $t = 0$.

\mathbf{P} é a matriz estocástica de transição.

Δt é um intervalo de tempo suficientemente pequeno para permitir a discretização do sistema de equações diferenciais.

O diagrama da Fig. 3 ilustra o procedimento de estimação transitória de índices de confiabilidade utilizado neste artigo.

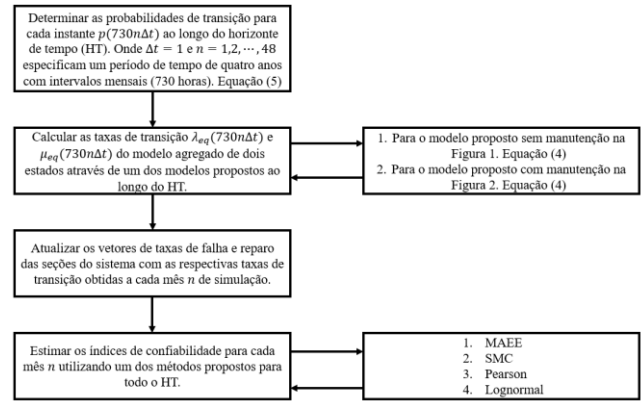


Fig. 3 Diagrama do processo para determinar os índices de confiabilidade.

5. MODELAGEM MATEMÁTICA DO PROBLEMA DE GERENCIAMENTO DAS PODAS DE ÁRVORES

5.1 Formulação convencional

O problema de otimização da frequência de manutenção das podas de árvores comumente minimiza os custos de manutenção e o valor esperado de um índice de confiabilidade. Este problema é matematicamente formulado conforme a equação (6):

$$\text{Min} \left\{ \frac{1}{N^{HT}} \sum_{t=1}^{N^{HT}} \tilde{E}[DEC], \sum_{s \in \mathcal{S}} C_s^m(\lambda_s^m) \right\} \quad (6)$$

Onde:

N^{HT} é o número de meses do horizonte de tempo (HT) do projeto. $N^{HT} = 48$ para um HT de quatro anos.

λ_s^m é a frequência de manutenção da seção s .

ℓ_s é o comprimento da seção s .

C^m é o custo unitário de manutenção expresso em \$/km.

\mathcal{S} é o conjunto de ramos associados com as seções do tronco e das laterais.

$C_s^m(\lambda_s^m) = C^m \times \ell_s \times \lambda_s^m$ é o custo de manutenção associado com a seção s .

O modelo convencional descrito acima possui uma vantagem com relação aos comumente utilizados na literatura, que é a representação da evolução temporal da degradação através de um modelo Markoviano de múltiplos estados.

5.2 Formulação proposta

A formulação proposta neste artigo tem como objetivo a minimização da penalidade (multa) paga pela concessionária de energia e a minimização dos custos de manutenção com podas de árvores. A simples minimização do valor esperado do DEC, vista na formulação convencional, não assegura que o DEC com a otimização da manutenção não viole os limites estabelecidos pela agência reguladora. A formulação para o

paradigma proposto pode ser obtida através da solução do seguinte problema de otimização multiobjetivo:

$$\text{Min} \left\{ \sum_{t=1}^{N_{HT}} \tilde{E}[RP], \sum_{s \in \mathbb{S}} C_s^m(\lambda_s^m) \right\} \quad (7)$$

5.3 Técnica de otimização

Os problemas de gerenciamento da manutenção são resolvidos usando-se o PSO multiobjetivo, pois esse tipo de problema tem as seguintes características que aumentam consideravelmente a complexidade para se encontrar a solução ótima:

- i) Combinatória: os intervalos de manutenção estão associados com valores discretos, por exemplo: mensal, bimestral, semestral etc.
- ii) Não-linear: os índices de confiabilidade são funções não lineares das frequências de manutenção em modelos com múltiplos estados de degradação.
- iii) Estocástico: incertezas associadas com a frequência e duração das interrupções.

O algoritmo PSO foi originalmente projetado para problemas com variáveis aleatórias contínuas. Porém as frequências de manutenção são discretas (1, 2, 3, 4, 6, 8, 12 ou 16 manutenções ao longo do HT de 48 meses). Para contornar esse problema os valores aleatórios gerados pelo PSO são arredondados para o número inteiro mais próximo. Foi adicionado ao algoritmo uma estratégia de mutação para evitar a convergência para uma solução ótima local. Para a determinação dos valores das funções objetivos para cada partícula, utilizou-se a teoria da dominância de Pareto. Desta forma, torna-se possível comparar as soluções obtidas pelo PSO e classificá-las em soluções dominadas ou não-dominadas (Deb et al., 2000). Para aumentar as chances de o algoritmo encontrar soluções ótimas de alta qualidade, utilizou-se a técnica de *Crowding Distance* (Distância do Aglomerado). Esta técnica otimiza o PSO para gerar partículas no espaço de solução que possui a menor densidade de soluções não-dominadas (Deb et al., 2000). A Fig. 4 ilustra o diagrama do algoritmo de otimização utilizado neste artigo.

O critério de parada adotado para o algoritmo foi o número de gerações do PSO (1000 gerações). Quando o critério de parada é alcançado se obtém um vetor com todas as soluções não-dominadas, que formam a fronteira Pareto. A escolha da melhor solução dentre o conjunto de soluções não-dominadas é feita através de uma métrica de aproximação Max-Min, que encontra uma solução equilibrada (mediana) entre as funções objetivos. A técnica Max-Min é descrita por Negrete et al. (2018).

6. RESULTADOS

6.1 Descrição do sistema-teste e definição dos casos de estudo

O algoritmo proposto foi testado no sistema RBTS barra 4 (Billinton et al., 1991). Todos os testes foram realizados através da ferramenta computacional MATLAB.

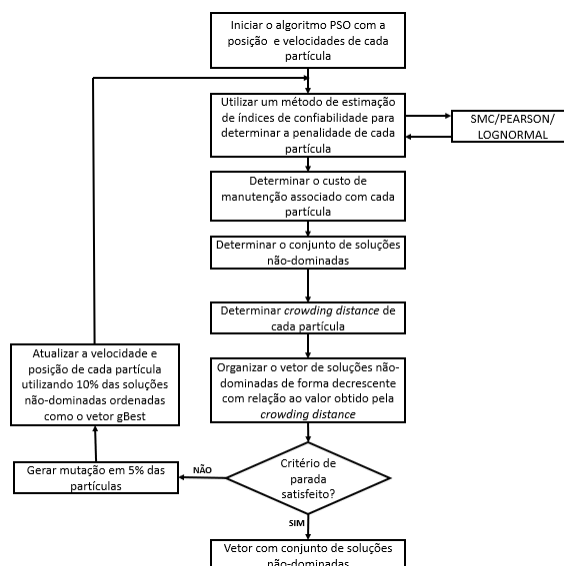


Fig. 4 Diagrama do algoritmo de otimização.

Devido o sistema RBTS4 não possuir dados para calcular o fluxo de potência, utilizou-se os seguintes dados para a realização da modelagem das restrições de rede no processo de restauração à jusante: (i) Seção do tronco: 336,4 – ACSR, resistência = 0,306 ohms/milha, GMR = 0,00244 pés, capacidade = 530 A; (ii) Seção lateral: 1/0 – ACSR, resistência = 1,12 ohms/milha, GMR = 0,00446 pés, capacidade = 230 A; (iii) Geometria dos condutores: $D_{ab} = 2,5 \text{ ft}$, $D_{bc} = 4,5 \text{ pés}$, $D_{ca} = 7,0 \text{ pés}$; (iv) Transformadores: 1500 kVA, 11 kV/415 V, $Z_{\%} = 5\%$; (v) Tensão na barra da subestação: 1,01875 p.u; (vi) Tensão de base: 11 kV; (vii) Potência de base: 10 kVA; (viii) Fator de potência das cargas: 0,95.

Os valores dos parâmetros utilizados no algoritmo PSO são: (i) O tamanho da população do PSO: 40; (ii) O número máximo de gerações do PSO: 1000; (iii) A taxa de mutação do PSO: 5%; (iv) O custo de manutenção associados com as podas de árvores: 147,38 R\$/km; (v) O valor base para pagamento da penalidade/recompensa: R\$ 1.000.000,00.

Para fins de análise dos resultados obtidos neste artigo, optou-se por utilizar diferentes casos de estudos para avaliar o desempenho de cada metodologia. Os casos de estudo são definidos conforme:

- i) Caso #0.1: sem restrição de rede e sem modelagem da degradação.
- ii) Caso #0.2: com restrição de rede e sem modelagem da degradação.
- iii) Caso #0.3: com restrição de rede, com modelagem da degradação e sem manutenção.
- iv) Caso #1: com restrição de rede, com modelagem da degradação e manutenção otimizada baseada na minimização do DEC.
- v) Caso #2: com restrição de rede, com modelagem da degradação e manutenção otimizada baseada na minimização da penalidade via SMC.

vi) Caso #3: com restrição de rede, com modelagem da degradação e manutenção otimizada baseada na minimização da penalidade via método de Pearson.

vii) Caso #4: com restrição de rede, com modelagem da degradação e manutenção otimizada baseada na minimização da penalidade via método de lognormal.

6.2 Análise dos resultados obtidos

A Fig. 5 ilustra o impacto das restrições de rede sobre o índice DIC dos pontos de cargas. Para o caso #0.1 (azul) o DEC obtido foi de 0,6191 horas/ano. Enquanto o caso #0.2 (vermelho) o DEC é de 1,16 horas/ano, o que mostra uma diferença de aproximadamente 87% no valor obtido para o índice de confiabilidade. Com isso, pode-se observar a importância da modelagem das restrições de rede para não subestimar os índices de confiabilidade da rede de distribuição.

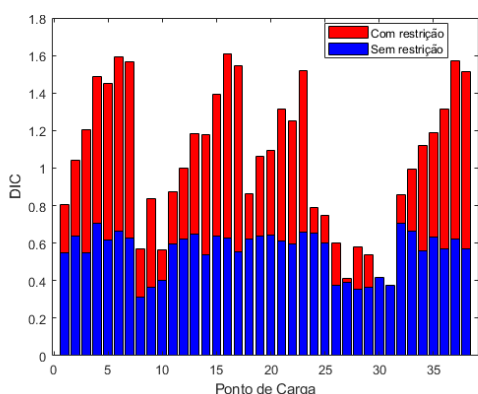


Fig. 5 Impacto da restrição de rede sobre o DIC.

O modelo proposto neste artigo minimiza a penalidade e o custo de manutenção das podas de árvores (caso #2). A fronteira Pareto obtida após o processo de otimização é apresentada na Fig. 6. Essa figura também mostra a solução ótima escolhida através do método Max-Min. A Tabela 1 mostra os valores das componentes da função objetivo obtidos pelos dois paradigmas de manutenção. A partir desta tabela, nota-se que o modelo proposto (caso #2) apresenta uma redução de 57% com relação ao caso sem manutenção (caso #0.3) no valor do DEC esperado, enquanto o modelo convencional (caso #1) apresentou uma redução de 54%. Com relação a penalidade, o caso #2 apresentou uma redução de 60%, enquanto no caso #1 houve uma redução de 50% comparado ao caso #0,3. Na última coluna da Tabela 1, pode-se observar a relação benefício custo de cada caso. Nota-se que o modelo convencional e o proposto apresentaram um resultado bem próximo. Porém, a metodologia proposta obtém penalidades menores, o que indica que pode haver melhora da imagem da concessionária diante dos consumidores com o uso desta estratégia. A Fig. 7 mostra a evolução temporal da penalidade/recompensa ao longo do período de quatro anos. Observa-se que com a estratégia de manutenção proposta (caso #2) obteve-se melhor resultado do que com a estratégia convencional (caso #1).

6.3 Análise dos modelos substitutos

A Tabela 2 apresenta os valores esperados dos índices probabilísticos e custos de manutenção obtidos com os modelos baseados na SMC (caso #2) e nas distribuições de Pearson (caso #3) e lognormal (caso #4). A partir da Tabela 2 pode-se observar que o modelo substituto baseado no método de Pearson é mais preciso do que aquele baseado na distribuição lognormal. Por exemplo, os erros relativos para a penalidade acumulada, com relação ao caso #2, associado com os modelos substitutos de Pearson e Lognormal são iguais a 1,28% e 11,49%, respectivamente.

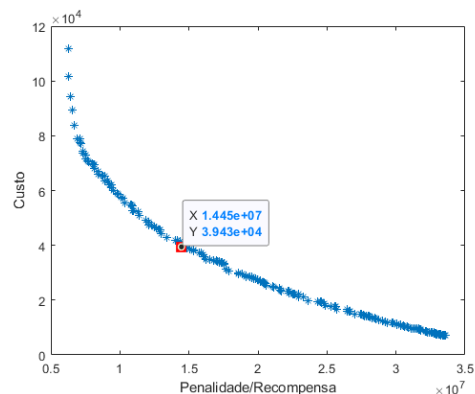


Fig. 6 Fronteira Pareto caso #2.

Tabela 1. Componentes da função objetivo associado aos casos #0.3, #1 e #2.

Casos	Média do DEC (h/ano)	Penalidade acumulada (R\$)	Custo de manutenção (R\$)	RBC%
#0.3	3,5518	36.708.364,68	-	-
#1	1,6295	18.053.199,20	31.937,00	5,8411
#2	1,506	14.452.182,90	39.431,00	5,6433

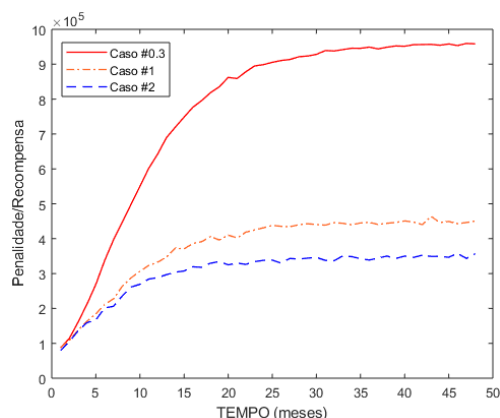


Fig. 7 Variação cronológica da penalidade para os casos #0.3, #1 e #2.

A Tabela 3 apresenta os tempos de CPU da SMC e dos modelos substitutos. Adicionalmente, esta tabela mostra os ganhos de tempo (tempo da SMC dividido pelo tempo de um modelo substituto) e as reduções em porcentagem (que expressa o tempo de um modelo substituto como uma fração

do tempo da SMC). Estes índices de custo computacional foram obtidos em uma plataforma computacional com as seguintes características: processador Intel Core i5-7200U de 2.6 GHz, 8 GB de RAM e sistema operacional Windows 10. A partir desta tabela, pode-se concluir que os modelos substitutos são muito mais rápidos do que a SMC. Por exemplo, o método de Pearson é cerca de 43 vezes mais rápido do que a SMC.

Tabela 2. Dados dos casos #2, #3 e #4.

Casos	Média do DEC (h/ano)	Penalidade acumulada (R\$)	Custo de manutenção (R\$)
#2	1,506	14.452.182,90	39.431,00
#3	1,588	14.640.658,94	40.448,44
#4	1,648	16.328.779,91	36.277,58

Tabela 3. Tempos computacionais dos métodos propostos

Métodos	Tempo (s)	Redução (%)	Ganho
SMC	111.577,399	-	-
Lognormal	4.585,00	4,1092	24,33
Pearson	2.589,00	2,3203	43,09

7. CONCLUSÕES

Este artigo apresenta uma metodologia para a minimização das multas pagas pelas concessionárias distribuidoras de energia elétrica através do gerenciamento das podas de árvores. O modelo de otimização proposto tem como objetivos a minimização simultânea das penalidades e dos custos de manutenção associados. Os resultados dos testes levaram as seguintes conclusões:

- i) A inclusão de restrições de rede no modelo de ACP tem grande impacto nos índices de confiabilidade.
- ii) O modelo de otimização proposto obtém reduções mais significativas no índice DEC e nas penalidades comparado aos modelos convencionais.
- iii) Os modelos substitutos apresentaram um custo computacional menor do que o da SMCNS, mas a precisão do modelo de Pearson é superior a do modelo Lognormal.

REFERÊNCIAS

Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) (2022) *Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST, Módulo 8 – Qualidade da Energia Elétrica*. Disponível em <<http://www.aneel.gov.br>>, Acessado em: 06/04/2022.

Anders, G. J. (1990) *Probability Concepts in Electric Power Systems*. Wiley, New York.

Billinton, R., and Goel, R. (1986) An Analytical Approach to Evaluate Probability Distributions Associated with the Reliability Indices of Electric Distribution Systems. *IEEE Trans. on Power Delivery*. vol. 1(3), pp. 245-251.

Billinton, R., Allan, R. N., Sjarief, I., Goel, L., and So, K. S. (1991) A Reliability Test System for Educational Purposes - Basic Distribution System Data and Results. *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 6(2), pp. 813-820.

Billinton, R. and Allan, R. N. (1992) *Reliability evaluation of engineering systems*. Plenum press, New York.

Billinton, R. and Li, W. (1994) *Reliability Assessment of Electric Power Systems Using Monte Carlo Methods*. Springer, New York.

Brown, R. E. and Burke, J. J. (2000) Managing the risk of performance based rates. *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 15(2), pp. 893-898.

Brown, R. E. (2009) *Electric Power Distribution Reliability*. 2nd Ed., CRC Press, Boca Raton.

Deb K., Agrawal S., Pratap A., Meyarivan T. (2000) A Fast Elitist Non-dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-objective Optimization: NSGA-II. In: *Schoenauer M. et al. (eds) Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI. PPSN 2000*. Lecture Notes in Computer Science, vol 1917. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/3-540-45356-3_83

Endrenyi, J., Anders, G. J., and Silva, A. M. L. (1998) Probabilistic Evaluation of the Effect of Maintenance on Reliability - An Application. *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 13(2), pp. 576-583.

Hahn, G. J., and Shapiro (1967) S. S. *Statistical models in engineering*, Wiley, New York.

Miller, S. and Childers, D. (2012) *Probability and random processes: With applications to signal processing and communications*. Academic Press, San Diego.

Miranda, C. S., and Von Zuben, F.J. (2016) Necessary and sufficient conditions for surrogate functions of Pareto frontiers and their synthesis using gaussian processes. *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*. vol. 21(1), pp. 1-13.

Negrete, L. P. G., BRIGATTO, G. A. A., ZANIN, P. S. (2018) Multi-objective siting and sizing decision model of distributed generation for distribution networks. In: *2018 Simposio Brasileiro de Sistemas Eletricos (SBSE)*, Niterói-RJ, 12-16 May 2018, Piscataway: IEEE.

Piasson, D., Bísvaro, A. A. P., Leão, F. B., and Mantovani, J. R. S. (2016) A new approach for reliability-centered maintenance programs in electric power distribution systems based on a multiobjective genetic algorithm. *Electric Power Systems Research*, vol. 137, pp. 41-50.

Shirmohammadi, D.; Hong, H. W.; Semlyen, A.; Luo, G. X. A. (1988). A compensation-based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks. *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 3(2), pp. 753-762.

Shourkaei, H. M., Jahromi A. A., and Firuzabad, M. F. (2011) Incorporating Service Quality Regulation in Distribution System Maintenance Strategy. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 26(4), pp. 2495-2504.

Singh, C. and Billinton, R. (1977) *System reliability, modelling and evaluation*. Hutchinson, London.

Usberti, F. L., Lyra, C., Cavellucci, C., and González, J. F. V. (2015) Hierarchical multiple criteria optimization of maintenance activities on power distribution networks. *Annals of Operations Research*, vol. 224, pp. 171-192.