

Confiabilidade de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica Utilizando Método de Monte Carlo e Redes Neurais Artificiais

Ricardo H. F. Alves, Lina P. G. Negrete

Escola de Engenharia Elétrica, Mecânica e de Computação
Universidade Federal de Goiás-UFG
Goiânia/GO
ricardohenriquefa@gmail.com, linitagarcas@gmail.com

Victor H. C. Melo

Companhia Energética de Goiás (Distribuição)
CELG-D
Goiânia/GO
victor.hcm@celg.com.br

Resumo — O objetivo principal deste artigo é analisar a confiabilidade do sistema de distribuição de energia elétrica por meio de simulação de Monte Carlo e utilizando Redes Neurais Artificiais (RNA) para a obtenção dos modelos de confiabilidade dos componentes. Esta análise é realizada por meio do cálculo dos índices de confiabilidade, que são parâmetros que ajudam a quantificar o desempenho da rede e identificar possíveis problemas de planejamento e/ou operação. A metodologia foi testada em um circuito primário de distribuição, pertencente ao Sistema de Distribuição da CELG D. Inicialmente, foram levantados dados operativos do sistema para obtenção dos modelos probabilísticos dos componentes através do treinamento de RNAs. De posse desses modelos probabilísticos, executou-se uma simulação de Monte Carlo para o cálculo dos índices de confiabilidade do sistema.

Palavras chave—Confiabilidade de Sistemas de Potência, método de Monte Carlo, Sistemas de Distribuição, Estatísticas, Distribuição de Probabilidade.

I. INTRODUÇÃO

Este trabalho objetiva a análise de confiabilidade dos sistemas de distribuição de energia elétrica. Esta análise é realizada visando a obtenção de parâmetros probabilísticos (conhecidos como índices de confiabilidade) para prever as possíveis falhas que possam ocorrer durante todos os estágios de fornecimento de energia elétrica às suas unidades consumidoras e, conseqüentemente, estabelecer diretrizes que possibilitem um aperfeiçoamento do sistema em estudo, minimizando os prejuízos causados aos consumidores pelas faltas de energia.

Algumas décadas atrás a análise de confiabilidade do sistema de distribuição de energia elétrica não tinha grande destaque, uma vez que sempre houve uma preocupação maior com a confiabilidade dos sistemas de geração e transmissão, que são mais caros para serem implantados e possuem, em

caso de falha, problemas que atingem uma imensa gama de consumidores [1].

Vários métodos para avaliar a confiabilidade do sistema de distribuição têm sido desenvolvidos. Métodos estes classificados como métodos analíticos e métodos probabilísticos (simulações).

Os métodos analíticos são baseados em análises estatísticas feitas considerando o comportamento do sistema no passado e que através de fórmulas ou modelos matemáticos, geralmente baseados em processos de Markov, permitem a obtenção dos índices de confiabilidade. Dentre esses métodos podemos citar o trabalho de [2] que utiliza uma generalização analítica para avaliar o custo da interrupção ao consumidor em um sistema de distribuição radial.

Por outro lado, os métodos de simulação são mais flexíveis devido a duas razões, em primeiro lugar, considera a ocorrência aleatória de falhas e segundo, dá variabilidade aos índices. Dentre os métodos de simulação o mais utilizado é o método de simulação de Monte Carlo (SMC) e todas as suas versões. A principal vantagem da Simulação de Monte Carlo é que oferece uma solução robusta e eficiente para avaliação dos sistemas, pois permite adicionar aspectos importantes relacionados com o desempenho e operação do sistema. Os trabalhos apresentados em [2], [3] e [4] utilizam a SMC demonstrando a eficiência do método para análise de confiabilidade dos Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica.

Neste trabalho, buscou-se analisar a confiabilidade dos sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando-se um método probabilístico, correspondente à Simulação de Monte Carlo em conjunto com Redes Neurais Artificiais para o ajuste dos dados operativos dos componentes do sistema. Cabe ressaltar que na literatura pesquisada, a maioria dos trabalhos utiliza modelos teóricos padronizados de operação para os componentes de rede ou utilizam técnicas de ajuste de dados como Kolmogorov-Smirnov, chi-quadrado, entre outros.

Dessa forma, pretende-se mostrar a eficiência das RNAs na obtenção desses modelos de forma a se alcançar um ajuste mais próximo do real.

II. CONFIABILIDADE DE SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA

Os sistemas elétricos de potência são “continuamente operados”, visando oferecer a seus usuários o fornecimento de energia elétrica em todo instante de tempo. A função do Sistema Elétrico de Potência (SEP) é fornecer energia elétrica a todos os usuários de forma econômica, na quantidade desejada e com um nível aceitável de qualidade, segurança e confiabilidade. Define-se a confiabilidade do SEP como a capacidade do sistema de cumprir sua função na geração, transmissão e distribuição de energia elétrica sem que haja interrupções no fornecimento de eletricidade aos consumidores, ou seja, que o fornecimento de energia elétrica a todos os seus usuários ocorra em todo instante de tempo. Esta confiabilidade é quantificada por meio de índices de confiabilidade (estabelecidos e previstos pela ANEEL) que podem ser probabilidades, medidas operativas, índices determinísticos, dentre outros.

A análise de confiabilidade do SEP requer um enfoque probabilístico devido à:

- Natureza aleatória das saídas não programadas;
- A duração das saídas programadas e não programadas serem aleatórias;
- Incerteza sobre a disponibilidade dos recursos primários de energia;
- Incerteza na previsão de demanda.

Para a análise de confiabilidade, o sistema de potência é desmembrado em níveis hierárquicos como apresentado na Figura 1:

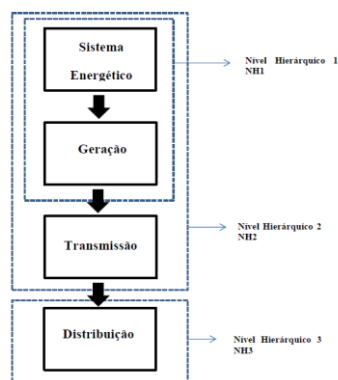


Figura 1 – Níveis Hierárquicos de um Sistema de Potência.

Estes níveis permitem uma adequada avaliação de confiabilidade, pois considera que a natureza de cada um deles é diferente e, portanto, as premissas adotadas na análise são próprias e particulares a cada nível. Neste trabalho é analisada e discutida a técnica de simulação de Monte Carlo para avaliação de confiabilidade no nível de hierarquia 3 (NH3), correspondente à distribuição de energia elétrica.

III. SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO

As avaliações dos sistemas elétricos de potência possibilitam uma análise minuciosa do sistema, evidenciando quais os pontos mais susceptíveis a falhas, auxiliando assim na determinação das melhores opções de planejamento da rede, para que o mesmo opere segundo as metas estabelecidas pelos órgãos reguladores.

Para a avaliação dos índices de confiabilidade dos sistemas de distribuição estudados foi utilizado uma metodologia por meio de técnicas probabilísticas (Simulação de Monte Carlo).

Os índices de confiabilidade do sistema de distribuição definidas por métodos analíticos servem para avaliar a adequação do sistema de acordo com seu comportamento no passado. No entanto, no planejamento do sistema de distribuição é de interesse prever as taxas futuras do sistema, sendo necessário o uso de técnicas probabilísticas como a simulação de Monte Carlo que oferece uma solução robusta e eficiente.

A. Método de Simulação de Monte Carlo

Simulação é um processo de avaliação de forma numérica, e que de forma indireta ou artificial representa um modelo matemático para estimar o comportamento de um sistema ou processo [1].

O Método de Monte Carlo é a designação geral para simulação estocástica usando números aleatórios, que a partir de qualquer distribuição de probabilidade permite avaliar de forma numérica um modelo matemático com o objetivo de estimar o comportamento de um sistema ou um processo que envolve variáveis estocásticas.

No presente trabalho o Método de Simulação de Monte Carlo foi utilizado com o intuito de prever possíveis falhas a que os componentes de um sistema de distribuição estão sujeitos ao longo dos anos. Buscando, assim, avaliar por meio de parâmetros probabilísticos (conhecidos como índices de confiabilidade) as possíveis falhas que possam ocorrer durante a distribuição de energia elétrica, e consequentemente, avaliar os efeitos dessas falhas na operação do sistema de Distribuição.

Desta forma, a metodologia utilizada neste trabalho consiste no desenvolvimento de um algoritmo computacional com base no tempo de simulação sequencial de Monte Carlo para o cálculo dos índices de confiabilidade.

Na SMC sequencial os estados amostrados preservam as características cronológicas do sistema, existindo a preocupação de se amostrar corretamente os estados consecutivos do mesmo. Para isso, é simulado o comportamento operacional do sistema, levando em conta as faltas aleatórias que podem ocorrer nos elementos que o compõem.

Assim, o tempo durante o qual o elemento permanece no estado de operação (UP) é chamado de tempo até a falha (TTF), e o tempo durante o qual o elemento está em falta (DOWN) é chamado de tempo de recuperação, que poderá ser o tempo para reparar (TTR) ou o tempo para substituir.

Os parâmetros TTF e TTR são variáveis aleatórias e podem ter probabilidade diferente distribuições [1]. As distribuições de probabilidade, geralmente, utilizadas para simular esses tempos são as distribuições: Exponencial, Gama, Normal, Lognormal, Weibull e Poisson.

A Figura 2 representa os intervalos de operação e falta do sistema, com seus respectivos componentes de TTF e TTR.

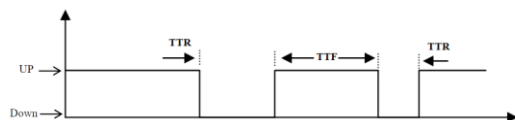


Figura 2 – Histórico de reparação

IV. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

O desenvolvimento das Redes Neurais Artificiais (RNA) surgiu com a observação de que o cérebro humano processa informações de forma diferente a que observamos em um computador convencional. Desta forma, as RNA são definidas como técnicas computacionais baseadas em um modelo matemático que simula a estrutura neural de um ser humano para seu processo de aprendizagem.

Utilizou-se um algoritmo de aprendizagem supervisionada, baseado em perceptrons de múltiplas camadas.

A. Perceptrons de Múltiplas Camadas

O uso de perceptrons de múltiplas camadas, com neurônios constituídos de duas ou mais camadas de processamento, foi evidenciado como sendo capaz de aproximar qualquer função mensurável a qualquer saída desejável de forma satisfatória [5].

Sendo os perceptrons de múltiplas camadas estimados como um aproximador universal, evidenciando que qualquer insucesso ocorrido em uma aplicação ocorre com base em uma aprendizagem inadequada, um número insuficiente de camadas ocultas ou pela falta de relação entre a entrada e a saída [5].

A figura 3 apresenta um esquema de uma rede neural artificial com múltiplas camadas composta por 1 entrada, 2 camadas ocultas e 1 saída. As entradas são conectadas aos elementos processadores na camada oculta, que estão interconectados com elementos presentes na saída da rede.

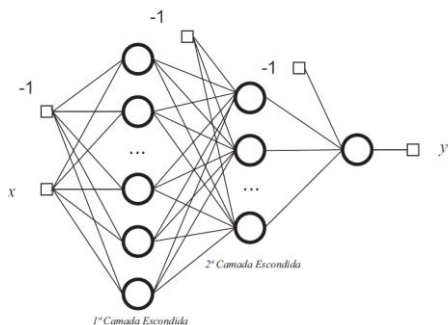


Fig. 3 – Arquitetura gráfica de um perceptron de múltipla camada com 2 (duas) camadas escondidas.

V. METODOLOGIA UTILIZADA

A. Obtenção dos modelos de operação dos componentes

Para a modelagem da sequência operativa dos componentes utilizou-se uma RNA. A arquitetura utilizada foi apresentada na Figura 3 a qual é utilizada para todos os componentes do sistema. A rede MLP utilizada apresenta um treinamento de forma supervisionada com o algoritmo de retropropagação do erro.

Para o treinamento da rede é utilizado como conjunto de treinamento os valores reais de tempos para falta e tempos para reparação dos componentes do sistema da CELG-D juntamente com suas respectivas probabilidades acumuladas empíricas. As entradas foram definidas como os tempos para a falta ou os tempos de reparação normalizados em um intervalo de 0 a 1 e a saída desejada corresponde às probabilidades de ocorrência dos tempos para falta ou dos tempos de reparação [6].

Após a definição do conjunto de treinamento, o número de neurônios em cada camada é especificado. Para isso, foi definida uma arquitetura 1-20-10-1, com 20 neurônios na primeira camada escondida e 10 neurônios na segunda camada escondida, além da entrada e saída. Ambas as camadas utilizam uma função de transferência sigmoideal. Buscando reduzir o tempo de treinamento foi utilizado um algoritmo com taxa de aprendizagem adaptativa e com inclusão de momento [6]. As matrizes iniciais de peso foram geradas de forma aleatória e considerando valores pequenos.

Assim que a rede é treinada ela é utilizada como uma função de distribuição inversa dos dados. Isto ocorre porque para qualquer valor de probabilidade entre 0 e 1 pode-se agora encontrar o tempo correspondente ao tempo de falta ou ao tempo de reparação do componente treinado [6].

B. Simulação de Monte Carlo

Para calcular os índices de confiabilidade do ramal primário de distribuição sob estudo foi necessário o ajuste dos valores de TTF e TTR. Este ajuste é realizado a partir da lista de ocorrências de faltas dos componentes do sistema pertencente ao Sistema de Distribuição da CELG D, em que são obtidos diversos valores que são ajustados a funções de distribuição de probabilidade através da prova de ajuste de Kolmogorov-Smirnov [1] e por meio de Redes Neurais Artificiais (MLP) [6].

A simulação de Monte Carlo foi realizada com o apoio da ferramenta computacional MATLAB. O procedimento utilizado na simulação de Monte Carlo pode ser representado pelos seguintes passos:

1. Gera-se um número aleatório para cada elemento do sistema de distribuição, transformando-o em um tempo para a falta (TTF) segundo a função acumulada inversa da distribuição de probabilidade própria do elemento.
2. Determina-se o elemento x com menor tempo para a falha, que será selecionado como o elemento que falta no sistema.

3. Gera-se outro número aleatório z que é convertido em um tempo para reparação (TTR) do componente que falta (x) de acordo com sua distribuição acumulada inversa de probabilidade para o TTR.

4. Determinam-se os pontos de carga afetados pela saída do elemento x e registra-se para cada um deles:

$$\text{Numfaltas} = \text{Numfaltas} + 1$$

Tindisp = Tindisp + TTR tempo acumulado para o sistema é de:

$$\text{Tsist} = \text{Tsist} + \text{TTR} + \text{TTF}$$

5. Se o tempo acumulado do sistema for menor que o tempo de estudo, voltar ao passo 1.

6. Repete-se a simulação até um número determinado k de iterações (anos).

Na Figura 4 é apresentado um fluxograma representativo da simulação implementada.

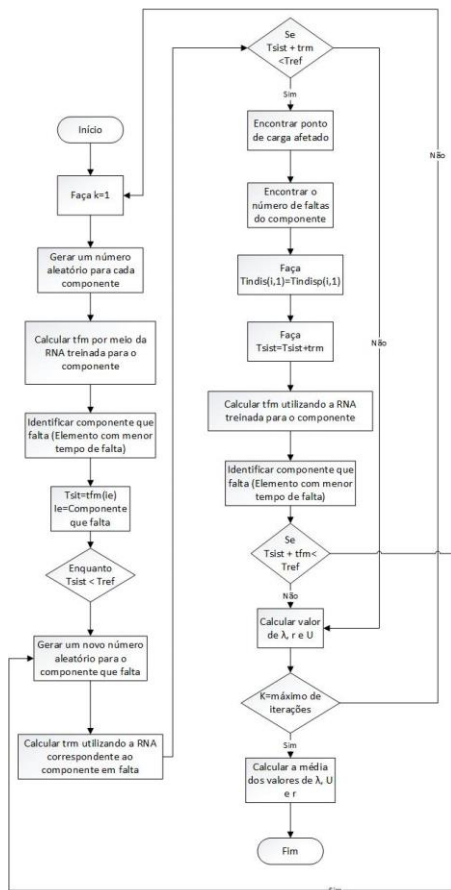


Figura 4 – Fluxograma para Método de Monte Carlo.

VI. RESULTADOS

Para validar a metodologia proposta foi realizada a simulação de um sistema de distribuição de energia elétrica real, correspondente a um ramal primário de distribuição pertencente à CELG-D cuja topologia real é mostrada na Fig.

5, o qual foi modificado de tal forma a considerar somente dois grandes trechos do alimentador com números expressivos de chaves fusíveis (ver Fig. 6).

A. Dados do Sistema

O mais básico elemento de proteção de sobre corrente de um circuito de distribuição (usualmente chamado alimentador) são as chaves-fusíveis. Essas são relativamente baratas e isentas de manutenção. Sendo assim, são largamente utilizadas por muitas concessionárias de distribuição para proteger transformadores e ramais de alimentadores. As chaves fusíveis são posicionadas de modo a sempre isolar a menor seção do alimentador em falta [7].

Como as chaves fusíveis são os elementos que “operam” em uma situação de falta, a escolha do alimentador para estudo se deu em função da quantidade dessas chaves em série. Após uma pesquisa no banco de dados da CELG-D, verificou-se que um alimentador de 13,8kV era o que possuía mais chaves fusíveis em série: um total de 13.

Então como caso de simulação foi selecionado o alimentador pertencente a CELG-D, evidenciando as chaves fusíveis como apresentado na Figura [6].

Observa-se pela imagem a dimensão e a quantidade elevada de componentes presentes neste alimentador. Isso acabou por dificultar uma análise completa deste sistema, principalmente pelo fato de não se conseguir um diagrama de rede detalhado e preciso do sistema.

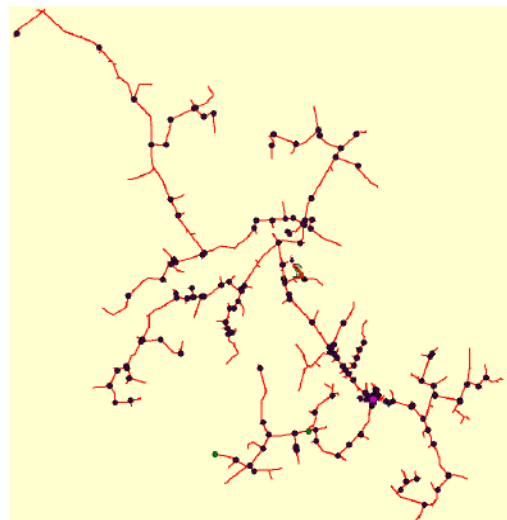


Figura 5 – Alimentador em estudo pertencente ao Sistema de Distribuição da CELG D.

Considerando o tamanho do circuito, decidiu-se simplificar o ramal de distribuição do conjunto em estudo para que a análise de dados e a implementação computacional pudessem ser realizados em menor tempo.

Foram escolhidos dois longos trechos desse alimentador onde as chaves fusíveis foram consideradas como Pontos de Carga (Load Points). A Tabela 1 mostra a relação das chaves escolhidas.

Tabela 1 – Relação dos Pontos de Carga considerados para a análise.

Numeração	Código da Chave
1	BT12005351
2	BT12210599
3	BT12249634
4	BT12020168
5	BT12106209
6	BT12055124
7	BT12073348
8	BT12101446
9	BT12131110
10	BT12171488

A Figura 6 mostra o diagrama unifilar simplificado dos trechos do alimentador analisado.

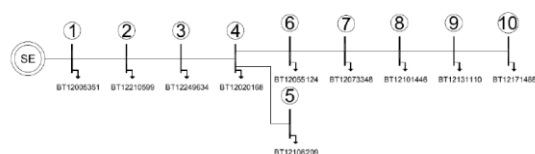


Figura 6 – Diagrama Unifilar Modificado do Alimentador pertencente ao Sistema de Distribuição da CELG D, mostrando os Pontos de Carga considerados para análise.

Para a especificação dos valores de Tempo para reparação (TTR) e Tempo para a falta (TTF) foi levantada uma lista de interrupções no alimentador selecionado da CELG-D entre os anos de 2008 e 2014. Por meio desta lista foi possível encontrar para cada componente certa quantidade de valores de TTF e TTR.

B. Modelos probabilísticos dos componentes

Considerando os TTF e TTR levantados para os componentes do sistema da CELG-D, foi realizada uma modelagem para cada componente utilizando-se a MLP proposta de forma a encontrar um modelo probabilístico para depois ser utilizada como dado de entrada na Simulação de Monte Carlo.

As Tabelas 2 e 3 apresentam amostras de Tempos para a falta e Tempos para reparação da Chave Fusível BT12131110. Estes dados foram utilizados para o treinamento da RNA.

Tabela 2 – Tempos Para Falta da Chave Fusível BT12131110 em horas.

2	5	7	10	20	23	24	27
27	36	38	38	40	43	45	48
48	48	50	57	57	61	68	79
81	96	96	98	98	117	119	123
143	143	145	145	178	219	235	242
245	259	278	285	294	366	381	523
564	607	690	705	731	789	918	951
1098	1126	1203	1238	1307	1728	3930	4440
4504	5589	5905					

Tabela 3 – Tempos Para Reparação da Chave Fusível BT12131110 em horas.

0,20	1,43	1,72	1,77	1,93	2,00	2,10
2,20	2,42	2,43	2,78	2,80	3,18	3,27
3,35	3,52	3,68	3,80	3,83	3,92	4,12
4,52	4,75	4,88	4,90	5,03	5,08	5,40
5,77	5,92	6,70	6,77	6,83	7,80	7,85
7,98	8,35	8,45	8,50	8,65	9,02	9,32
10,58	10,67	11,02	11,33	12,20	13,50	13,72
14,05	14,63	15,23	15,42	15,90	16,03	16,10
16,65	16,67	17,18	18,27	20,53	25,75	26,70
27,95	30,88	38,95	43,32	46,63		

As Figuras 7 e 8 apresentam uma comparação entre a Curva de Distribuição de Probabilidade Empírica, Teórica e a Saída da Rede para os tempos para falta e tempos para reparação da chave fusível BT12131110.

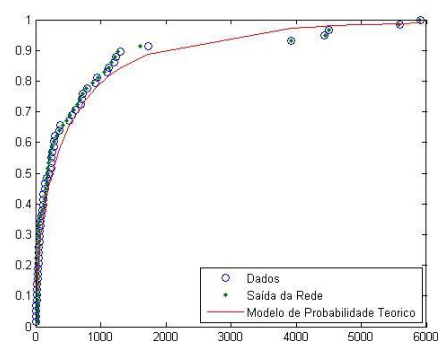


Figura 7 – Comparação entre a Curva de Distribuição de Probabilidade Empírica, Teórica e a Saída da Rede para os tempos para falta da chave fusível BT12131110.

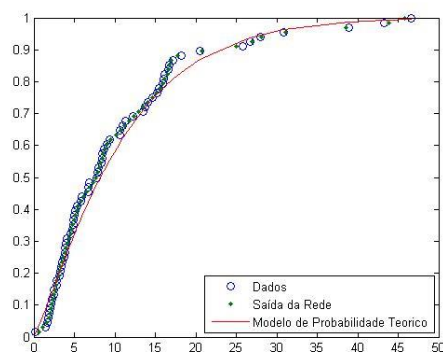


Figura 8 – Comparação entre a Curva de Distribuição de Probabilidade Empírica, Teórica e a Saída da Rede para os tempos para reparação da chave fusível BT12131110.

Como pode ser observado pelas Figuras 7 e 8 o resultado obtido pela RNA acompanha melhor a curva de distribuição empírica do modelo probabilístico gerado para a chave fusível BT12131110 do que a curva teórica.

Tabela 4 – Erros Relativos (ϵ) entre o ajuste realizado por meio da RNA e utilizando Kolmogorov-Smirnov em relação ao valor real.

TTF [h]	ϵ_{RNA} [%]	ϵ_{K-S} [%]	TTR [h]	ϵ_{RNA} [%]	ϵ_{K-S} [%]
564	2%	3%	16.03	1%	3%
607	3%	3%	16.1	2%	5%
690	2%	1%	16.65	0%	5%
705	3%	3%	16.67	1%	7%
731	1%	4%	17.18	1%	5%
789	1%	4%	18.27	3%	6%
918	3%	2%	20.53	1%	3%

A tabela 4 apresenta os erros relativos de um conjunto de dados selecionados para a chave fusível BT12131110 de forma a mostrar os erros relativos entre o ajuste realizado por meio da RNA e utilizando Kolmogorov-Smirnov em relação ao valor real. Verifica-se que a diferença, por mais que pequena, demonstra a maior similaridade dos resultados obtidos com a RNA e os valores reais.

C. Resultados da Simulação

Apresentam-se na Tabela 3 os valores dos índices de confiabilidade calculados por meio do Método de Simulação de Monte Carlo proposto.

Analisando os índices obtidos para o ponto de carga 5 (LP5), por exemplo, pode-se verificar que durante um ano houve a interrupção do fornecimento de energia elétrica por cerca de 628 horas. Verifica-se também por meio desta análise que a taxa de falha para este mesmo ponto de carga é de 105,3219 falhas/ano e que o tempo médio de reparação é de 5,9718 horas para cada falha o que gera uma indisponibilidade de aproximadamente 628 horas que condiz com o valor encontrado pela simulação.

Tabela 5 – Índices de Confiabilidade do sistema de distribuição selecionado pertencente à CELG D.

Ponto Carga	FIC [falhas/ano]	DIC [horas/ano]	r [horas/falha]
LP1	16,3967	38,50	2,3453
LP2	36,6001	119,10	3,2540
LP3	40,3305	146,60	3,6393
LP4	57,8454	268,60	4,6466
LP5	105,3219	628,60	5,9718
LP6	69,8628	415,50	5,9532
LP7	74,9362	450,20	6,0137
LP8	103,7721	660,10	6,3662
LP9	142,4980	1030,50	7,2370
LP10	169,3201	1340,50	7,9238

Considerando índices obtidos para o ponto de carga 10 (LP10), ponto com maior número de interrupções durante um ano, observa-se que consumidores localizados nesta região apresentam interrupção no fornecimento de energia elétrica por um período de aproximadamente 1 mês e meio durante um ano. Desta forma verifica-se a importância da análise dos

índices de confiabilidade, pois diante de um dado como este apresentado para o ponto de carga 10 (LP10) é possível à concessionária tomar providências de melhoria ao desempenho do sistema.

VII. CONCLUSÃO

Conclui-se com o Trabalho que a utilização de Redes Neurais Artificiais no processo de inferência estatística é uma poderosa ferramenta matemática, mostrando-se mais eficiente que as curvas de distribuição teórica encontradas utilizando métodos como Kolmogorov-Smirnov.

A técnica probabilística na avaliação de confiabilidade do sistema de distribuição é muito poderosa, sendo portanto uma importante ferramenta para previsão do comportamento de um sistema de distribuição com relação ao seu nível de confiabilidade.

O Método de Monte Carlo por permitir a utilização de diversas funções de distribuição associadas aos tempos para falha e reparação, possui uma alta precisão. Assim sendo, esta técnica é a melhor alternativa quando o assunto é a busca por uma avaliação da confiabilidade mais condizente com a realidade.

Verifica-se que o uso de RNA para inferência estatística para utilização no método de Monte Carlo evidencia uma maior aproximação com a realidade do que o Modelo de probabilidade teórico.

O maior problema relacionado ao método de simulação de Monte Carlo e ao uso de RNA se refere ao tempo destinado para que os programas computacionais simulem as condições de operação desejadas. Sendo necessária e importante a disponibilidade de computadores com ótimas características para o processamento de dados.

Vale ressaltar que o treinamento de vários componentes utilizando uma MLP requer um grande tempo destinado a simulação computacional, porém após a rede ser treinada o tempo de simulação gasto no método de Monte Carlo não irá sofrer grandes mudanças.

REFERENCES

- [1] C J Zapata, "Análisis probabilístico y simulación", Colombia: Universidade Tecnológica de Pereira, 190p. 2011.
- [2] R Billinton, P Wang, "Distribution system reliability cost/worth analysis using analytical and sequential simulation techniques." Power Systems, IEEE Transactions on 13.4, pp 1245-1250, Nov 1998.
- [3] R Billinton, P Wang, "Teaching distribution system reliability evaluation using Monte Carlo simulation", Power Systems, IEEE Transactions on 14.2, pp 397-403, May 1999.
- [4] X Liang, L Goel, "Distribution system reliability evaluation using the Monte Carlo simulation method." Electric Power systems research, pp 75-83, Feb 1997.
- [5] K Hornik, M Stinchcombe, H White, "Multilayer feedforward networks are universal approximators", Neural networks, vol 2, pp. 359-366, May 1989.
- [6] O GÓMEZ, G Lina "Inferencia Estadística Utilizando Redes Neuronales Artificiales", Scientia et Técnica, pp. 31-36, Dec 2004.
- [7] R LEÃO "Geração, Transmissão e Distribuição de Energia Elétrica, Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Departamento de Energia Elétrica, 2009." 2010.