

Efeito da Configuração dos Parâmetros em Estratégias Evolutivas na Estimação Harmônica

E. F. Arruda, *member, IEEE* e N. Kagan, *Senior, IEEE*

Resumo—Este trabalho apresenta o efeito das configurações dos parâmetros de um algoritmo de Estratégias Evolutivas na estimação de distorções harmônicas. Foi utilizada uma rede de 14 barras em que os dados foram obtidos do IEEE. O algoritmo proposto visa estimar o conteúdo harmônico em barras do sistema sem medição a partir de barras monitoradas. As informações de tensões medidas são utilizadas para aferir o algoritmo que tem como população de indivíduos porcentagem do módulo e variação do ângulo da corrente fundamental. As tensões calculadas são obtidas através das informações da rede para uma determinada frequência harmônica. A Estratégia Evolutiva conta com os operadores mutação e recombinação e uma função de avaliação em que mudanças nos parâmetros podem afetar na eficiência da estimação. Para cada variação de parâmetro do algoritmo foi rodado pelo menos 30 casos de forma a se obter maior segurança nos resultados.

Index Terms—Estimação Harmônica, Distorções Harmônicas, Algoritmos Evolutivos, Estratégias Evolutivas, Qualidade de Energia.

I. INTRODUÇÃO

Quando o assunto é a Qualidade da Energia Elétrica (QEE), o impacto de cargas com alto conteúdo harmônico tem sido alvo de grande atenção e discussão. Uma vez que correntes harmônicas injetadas por um consumidor degrada a qualidade do produto para outros consumidores da rede de energia elétrica, a monitoração deste fenômeno é essencial para a sua mitigação.

Embora o custo dos medidores de qualidade de energia tenha atingido valores não tão altos, ainda é inviável a utilização de medidores para a monitoração de todas as barras de um sistema elétrico real, pois o sistema de monitoração se tornaria demasiadamente oneroso.

Sendo assim, torna-se necessária a utilização de algoritmo capaz de estimar, a partir de um pequeno número de pontos de monitoração, os valores das distorções harmônicas em demais pontos do sistema. Desta forma o algoritmo de Estimação de Estado Harmônico (EEH) compreende o processo reverso dos processos de simulação [1]. Os simuladores analisam a resposta de um sistema elétrico dada a injeção de corrente harmônica em um ou mais pontos do sistema, enquanto os estimadores indicam os valores de injeção harmônica a partir das respostas do sistema elétrico através de medições.

Encontra-se na literatura várias referências relacionadas à

EEH [2-5]. Este artigo analisa o algoritmo de EEH baseado em Estratégias Evolutivas (EE) apresentado nas referências [6] e [7] foi avaliado neste trabalho para variações nos parâmetros de configuração. Desta forma foram executados ajustes nos operadores mutação com auto-adaptação e recombinação, na forma de evolução do algoritmo, na função de avaliação, bem como o tamanho da população inicial e o passo de mutação inicial. Através das avaliações realizadas espera-se obter uma sensibilidade da eficiência do algoritmo frente aos parâmetros de configuração da ferramenta EE.

II. ESTRATÉGIAS EVOLUTIVAS

As Estratégias Evolutivas foram desenvolvidas por Rechenberg e Schwefel. Estes iniciaram os estudos neste campo nos anos 60 na *Technical University of Berlin*, na Alemanha. A metodologia inicial, denominada (1+1)-EE [8], utilizava um único indivíduo e este gerava através de mutação um único descendente. O operador seleção era então aplicado nestes indivíduos, pai e filho, e o melhor indivíduo permanecia na próxima geração. Schwefel desenvolveu o uso de múltiplos pais e filhos em estratégias evolutivas como sucessão do trabalho de Rechenberg que usava múltiplos pais porém um único filho gerado através dos operadores mutação e recombinação. Duas propostas têm sido amplamente exploradas, denominadas por $(\mu+\lambda)$ e (μ,λ) . Na primeira proposta, μ pais são utilizados para criar λ filhos e todas soluções competem pela sobrevivência de μ novos pais para a próxima geração. Na última proposta somente os λ filhos competem pela sobrevivência e os μ pais são completamente alterados a cada geração.

Os processos de mutação e recombinação, conhecidos como operadores de mutação e recombinação, não dependem, a priori, da natureza do problema. Já a formulação do indivíduo e o método de avaliação devem ser adaptados ao problema específico.

De uma forma geral um algoritmo de EE pode ser descrito como segue:

```

t = 0;
inicie P(t);
avale P(t);
inicie Q(t);
enquanto (critério não satisfeito) faça
    P'(t) = variação P(t);
    avale P'(t);
    selecione [P'(t) U Q(t)];
    atualize Q(t);
    t = t + 1
fim

```

Neste algoritmo, $P(t)$ denota uma população de μ indivíduos na geração t . Q representa um conjunto de indivíduos que

Os autores estão no enerpq/USP Centro de Estudos em Regulação e Qualidade de Energia do Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo

podem ser considerados para a seleção, por exemplo, Q pode ser igual ao conjunto $P(t)$, no entanto Q também pode ser igual à zero. Uma nova geração de indivíduos $P'(t)$ de tamanho λ é gerada pela variação do conjunto $P(t)$ através dos operadores recombinação e mutação. Os novos indivíduos $P'(t)$ são então avaliados medindo-se a “distância” de cada um destes da solução “ótima” do problema considerado. Como produto da avaliação, a cada indivíduo é atribuída uma nota (medida de adaptação). Então, uma nova população é formada na iteração $t + 1$ pela seleção dos indivíduos mais adaptados. Após um determinado número de gerações, a condição de parada deve ser atendida, a qual usualmente indica a existência, na população, de um indivíduo que represente uma solução aceitável para o problema, ou quando o número máximo de gerações foi atingido [9] e [10]. Serão definidos de forma mais detalhada os operadores e formulações necessários para a utilização dos algoritmos de EE's ao problema de EEH.

A. Representação dos Indivíduos

O indivíduo utilizado para a solução do problema em estudo deve representar um possível estado harmônico do sistema. Sendo assim, o indivíduo considerado consistirá em uma porcentagem dos módulos e a variação dos ângulos das correntes injetadas nas barras em relação à fundamental. Ou seja, para m barras de estimação consideradas tem-se que a dimensão do indivíduo deve ser de $2m$, correspondendo às m variações de módulo e às m porcentagens de ângulos. Além das informações citadas, cada parâmetro de estimação do indivíduo possui também um fator que estabelece o seu passo de mutação σ . Sendo assim, cada porcentagem de módulo e cada variação de ângulo possui um passo de mutação associado. O número de indivíduos a serem considerados na população inicial compreende um parâmetro empírico e que deve ser avaliado para cada aplicação.

B. Operador Mutação

Como descrito em [10], em Estratégias Evolutivas, a mutação tem um papel central no direcionamento da evolução de um único indivíduo. Sendo assim, cada indivíduo gera outros $n_mutacao$ indivíduos. As variações impostas por mutação são de pequeno passo em torno do indivíduo original. Para melhorar os passos de mutação foi introduzida auto-adaptação como definida nas referências [8, 11]. Matematicamente pode-se definir a mutação com auto-adaptação como:

$$\sigma'_i = \sigma_i \cdot \exp(\tau' \cdot N(0,1) + \tau \cdot N_i(0,1)) \quad (2)$$

$$x'_i = x_i + \sigma'_i \cdot N_i(0,1) \quad (3)$$

Onde:

$\sigma'_i \rightarrow$ variação do parâmetro σ de índice i

$\sigma_i \rightarrow$ passo de mutação

$N_i(0,1) \rightarrow$ valor sorteado a cada geração com distribuição normal de média 0 e desvio padrão 1.

$N(0,1) \rightarrow$ valor sorteado a cada geração com distribuição normal de média 0 e desvio padrão 1. Este se mantém constante para cada indivíduo.

$\tau' \rightarrow$ taxa de aprendizado ($\propto (\sqrt{2n})^{-1}$)

$\tau \rightarrow$ taxa de aprendizado ($\propto (\sqrt{2\sqrt{n}})^{-1}$)

Nesta modelagem os parâmetros n (constante para toda a aplicação e igual para todos indivíduos) e σ_i devem ser ajustados para cada aplicação.

C. Recombinação

O operador recombinação, aliado à mutação, tem por objetivo introduzir variabilidade à busca aleatória da solução do problema. Parte-se do princípio que a troca de informações “genéticas” entre indivíduos de uma mesma espécie pode resultar em indivíduos melhores, ou também, evitar que o algoritmo convirja para “ótimos” locais.

A recombinação consiste em criar um novo indivíduo que contenha informação genética resultante da combinação das informações genéticas de seus pais.

Os parâmetros de cada indivíduo gerado por um processo de reprodução, assim como seus passos de mutação, podem ser obtidos através, por exemplo, da média aritmética dos parâmetros e dos passos dos indivíduos pais ou troca das informações, porcentagem de ângulo de um indivíduo com variação de ângulo de outro indivíduo.

D. Avaliação

A avaliação dos indivíduos da população deve indicar o quão perto da melhor solução está um indivíduo, considerando que cada indivíduo representa uma solução para o problema. Uma vez que se pretende estimar valores de distorções harmônicas em pontos de uma rede elétrica tendo-se em mãos os valores das distorções em pontos de medições, o procedimento de avaliação dos indivíduos da população medirá a proximidade dos valores (tensão ou corrente) propostos nos indivíduos dos valores medidos.

E. Seleção

No algoritmo evolutivo proposto a operação de seleção dos indivíduos para a formação de gerações futuras é determinística, pois se limita a selecionar os melhores indivíduos no universo “população inicial” mais “filhos” ($\mu+\lambda$) ou somente filhos (μ,λ) [9].

III. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE ESTIMAÇÃO DE ESTADO HARMÔNICO UTILIZANDO ESTRATÉGIAS EVOLUTIVAS

O presente trabalho propõe o uso do Fluxo de Potência (FP) convencional para sincronizar os dados de tensões e correntes harmônicas provenientes dos medidores. Desta forma, o ponto inicial da metodologia proposta é calcular o FP e determinar o estado do sistema para a frequência fundamental.

A rede elétrica é modelada pela matriz de admitâncias nodais nas três seqüências (positiva, negativa e zero). Para a solução do FP na frequência fundamental foi utilizado o método de Gauss sobre a rede de seqüência positiva, pois admite-se não haver desequilíbrio de tensão e corrente nesta frequência.

Os dados de saída do FP são dados de entrada no algoritmo

de estimação. Assim, devem ser preestabelecidas as ordens harmônicas de interesse na estimação, seja através da leitura via *software* das informações dos medidores, seja pela configuração do aplicativo. Após o estabelecimento das ordens harmônicas, o FP calcula, além do estado do sistema para a frequência fundamental, os modelos da rede elétrica para cada frequência de interesse.

Em seguida, os módulos de EE são acionados buscando, de forma independente, o estado harmônico para cada frequência. O problema de estimação harmônica possui, nesta formulação, $2m$ variáveis provenientes dos módulos e ângulos das m barras de estimação e esse número de variáveis é o mesmo para todas as ordens harmônicas de interesse.

O fluxograma apresentado na Fig. 1 representa a metodologia proposta.

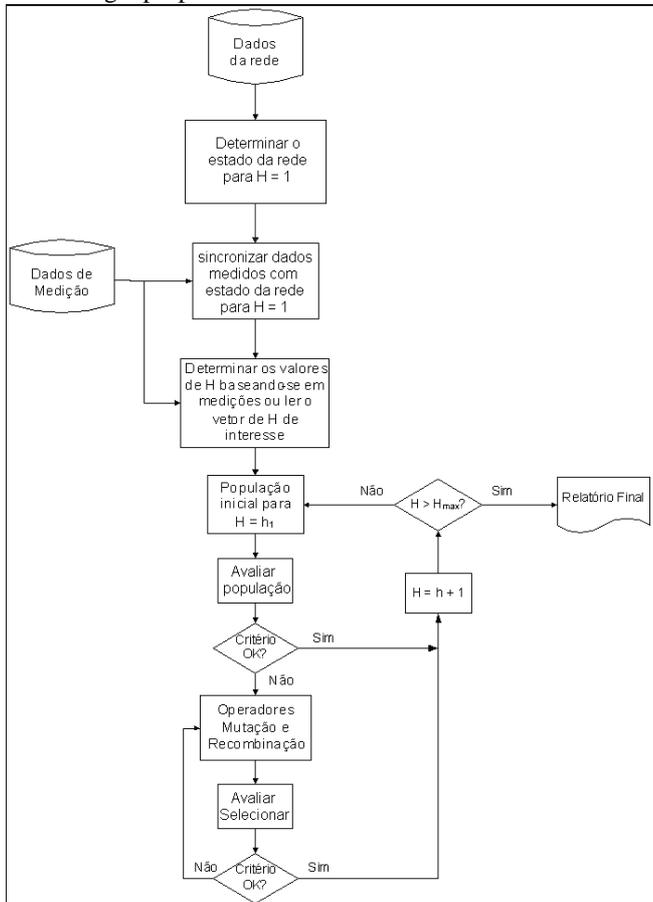


Fig. 1 – Fluxograma do método de estimação proposto.

IV. AJUSTES NOS PARÂMETROS

As avaliações realizadas nos parâmetros do algoritmo utilizaram a rede de 14 barras apresentada na Fig. 2. Os dados desta rede foram obtidos no sítio do *Institute of Electrical and Electronical Engineering* (IEEE) [12]. Como as análises deste trabalho focam apenas a EE da componente harmônica de ordem 3, o número de medidores instalados na rede foi considerado fixo em 6, nas barras 2, 4, 8, 9, 12 e 14.

A. Ajuste do Número de Indivíduos

Como primeiro parâmetro de ajuste de um algoritmo de EE

tem-se o número de indivíduos na população inicial.

Nas avaliações foram considerados, inicialmente fixos, o número de gerações igual 100, o número de mutações por indivíduo igual a 5, a taxa de recombinação por geração igual a 10%, o passo de mutação inicial igual a 1 para módulos e π para ângulos, o parâmetro n referente à auto-adaptação igual a 2, a forma de evolução $(\mu+\lambda)$ e o método de recombinação igual a média.

Foram realizadas trinta simulações para as alternativas: 2 indivíduos, 5 indivíduos, 20 indivíduos, 40 indivíduos, 100 indivíduos e 400 indivíduos.

Os resultados apresentados na Fig. 3 representam o erro médio das simulações para cada número de indivíduos considerados na população inicial. Pode ser percebido que à medida que é aumentado o número de indivíduos na população inicial o erro na estimação diminui. No entanto a diminuição do erro a partir de 20 indivíduos não é muito significativa, tornando este número de indivíduos na população inicial suficiente para garantir uma boa estimação.

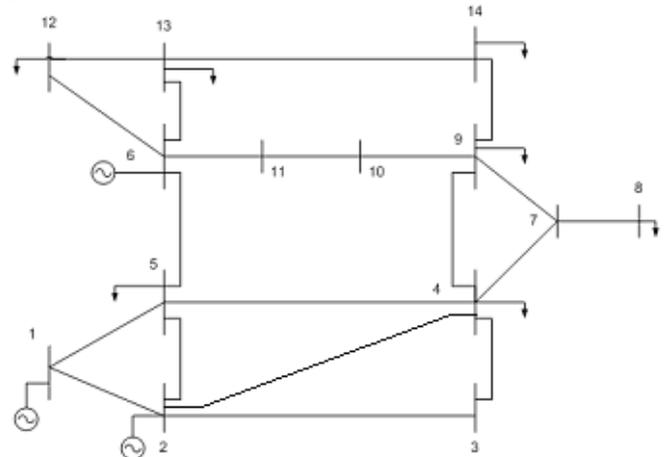


Fig. 2 – Rede elétrica utilizada nas avaliações.

B. Ajuste do Passo de Mutação

O passo de mutação indica a distância do indivíduo pai que um indivíduo filho poderá ocupar no espaço de soluções. Um passo muito grande de mutação poderá introduzir muita variação nas populações de filhos descaracterizando o conceito da mutação em EE. Já um passo de mutação muito pequeno implicaria em variações muito pequenas nos indivíduos filhos diminuindo a velocidade de convergência do algoritmo.

Para as porcentagens de módulo foram analisados os valores $[0,1 \ 0,5 \ 1 \ 2 \ 5]$ e para as variações de ângulos os valores $[0,1 \ \pi/4 \ \pi/2 \ \pi \ 2\pi]$ como passos de mutações iniciais. As análises foram realizadas utilizando as mesmas configurações utilizadas para os ajustes de mutação, sendo o número de indivíduos fixado em 20 e para cada configuração de passo de mutação foram simulados 30 casos.

A Fig. 4 apresenta a evolução dos passos de mutação para os valores iniciais considerados. Pode-se perceber que valores iniciais altos para os passos de mutação implicam em menor velocidade de convergência dificultando a obtenção de bons resultados de estimação. Por outro lado, a escolha de valores

iniciais muito pequenos convergem rapidamente para zero podendo eliminar a variabilidade na evolução e estagnar em ótimos locais.

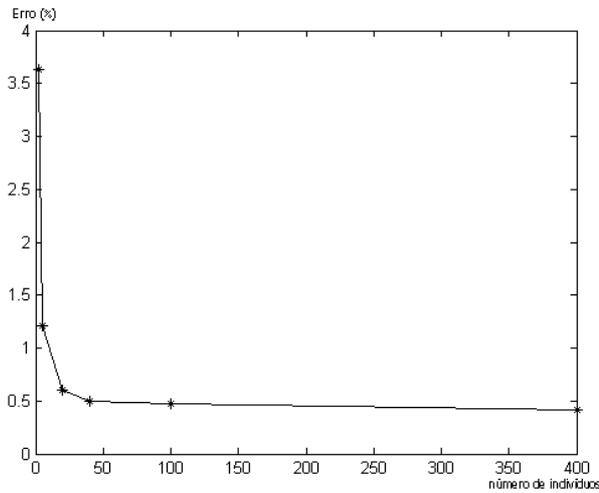


Fig. 3 – Erro médio de estimação em função do número de indivíduos na população inicial.

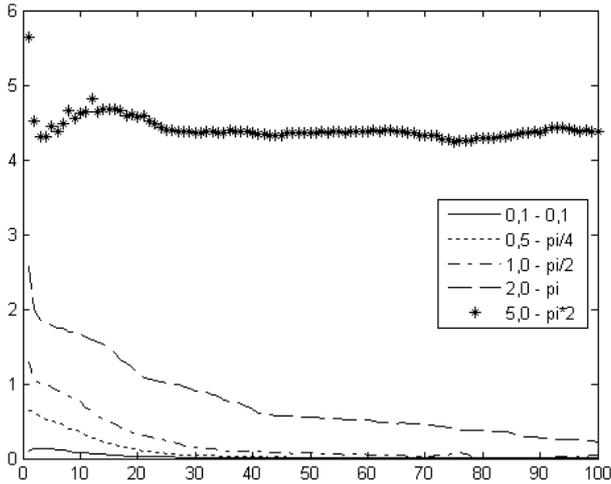


Fig. 4 – Evolução dos passos de mutação para diferentes valores iniciais

C. Ajuste do Número de Mutações por Indivíduo

Outro parâmetro importante de se ajustar é o número de mutações que cada indivíduo de uma população de pais pode sofrer. Este parâmetro está ligado ao comportamento do espaço de soluções, uma vez que quanto maior este parâmetro maior será a cobertura do espaço.

Foram escolhidos para análise os valores [1 5 10 50 100] como número de mutações. Nestas simulações o número de indivíduos foi fixado em 20 e os passos de mutações fixados em 1 para as porcentagens de módulos e $\pi/2$ para as variações de ângulos. Foram realizadas 30 simulações para cada caso considerado.

Como apresentado na Tabela I o erro de estimação tende a diminuir com o aumento do número de mutações por indivíduo até um certo limite em que os resultados deixam de ser tão dependentes deste parâmetro. Como exemplo, pode-se perceber que variando de 50 para 100 o número de mutações por indivíduo, o erro na estimação melhora nas barras com

medição (em destaque cinza na Tabela I), porém pode piorar nas barras sem medição. Outro ponto primordial na escolha do número de mutações por indivíduo em cada geração está em sua relação direta com o aumento no tempo de simulação.

TABELA I - ERRO MÉDIO PARA UMA DADA ORDEM HARMÔNICA EM FUNÇÃO DO NÚMERO DE MUTAÇÕES POR INDIVÍDUO EM CADA GERAÇÃO.

Barra	Número de mutações por indivíduo				
	1	5	10	50	100
1	1,3526	0,6649	0,5273	0,4022	0,4516
2	1,3817	0,4989	0,4346	0,2562	0,1543
3	1,2358	0,3120	0,1531	0,0842	0,0589
4	1,1489	0,5558	0,5385	0,3228	0,2269
5	1,1660	0,6300	0,6175	0,3720	0,3776
6	1,4802	1,1147	0,9023	0,8349	0,9120
7	0,8732	0,2931	0,2621	0,0993	0,0688
8	1,2676	0,4537	0,3389	0,2006	0,1239
9	1,2049	0,6523	0,5334	0,2726	0,1551
10	1,3017	1,0191	0,7979	0,5766	0,8354
11	1,1962	0,9638	1,0658	0,9433	1,2052
12	1,5128	0,4517	0,2922	0,0942	0,0514
13	1,7985	0,9765	0,6746	0,7539	0,9224
14	1,5170	0,5370	0,4112	0,1886	0,0953

D. Ajuste da Auto-Adaptação

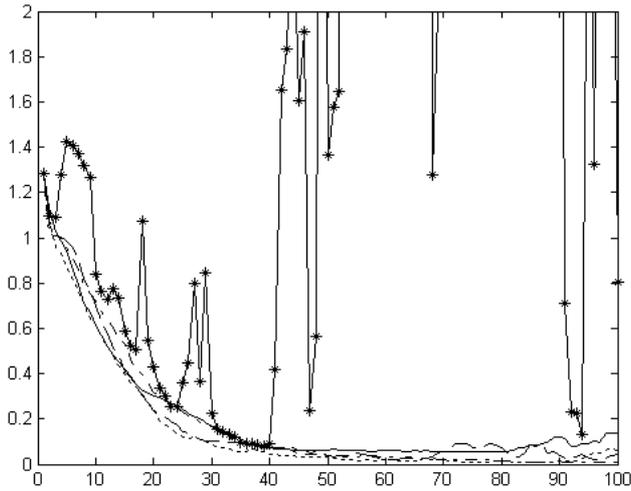
Como apresentado em [10] a auto-adaptação insere na evolução do indivíduo uma correção de seu passo de mutação. Desta forma o passo de mutação deve diminuir à medida que o indivíduo se aproxima do “ótimo”. O comportamento da mutação frente às mudanças nos parâmetros da auto-adaptação pode mudar em sua forma de evolução e velocidade de evolução.

A utilização de um passo de mutação para cada parâmetro do indivíduo fornece maior diversidade na evolução permitindo aos indivíduos evoluir para regiões hiperbólicas em torno do indivíduo pai [10].

O parâmetro n está relacionado à velocidade de diminuição do passo a cada geração. Este parâmetro foi avaliado para os valores [0,1 1 2 10 100] sendo rodados 30 casos para cada análise.

Embora o esperado teórico relacionado às variações no parâmetro n fossem expressivos, não foram percebidos benefícios diretos na variação dos valores de n maiores que 1. Para valores menores que 1 foram verificadas variações expressivas na evolução dos passos de mutação, como pode ser verificado na Fig. 5 que apresenta a evolução dos passos de mutação para os valores de n considerados. A curva com maior variação nesta figura representa n igual a 0,1. Percebe-se que para os demais valores de n considerados a evolução dos passos de mutação foram similares.

Embora se tenha observado a grande variação apresentada na Fig. 5, os erros na estimação não sofreram variações expressivas em função da modificação deste parâmetro. A Tabela II apresenta os erros de estimação em cada barra do sistema em estudo para cada valor do parâmetro n considerado. Através da análise dos erros e dos demais parâmetros pré-fixados para análise, não se pode definir um valor ótimo para o parâmetro n .

Fig. 5 – Evolução dos passos de mutação em função do parâmetro n .TABELA II – ERRO DE ESTIMAÇÃO EM FUNÇÃO DO PARÂMETRO n DE AUTO-ADAPTAÇÃO.

Barra	Valor do parâmetro n na auto-adaptação				
	0,1	1	2	10	100
1	0,5085	0,5952	0,7417	0,5734	0,7430
2	0,4007	0,3644	0,5359	0,4019	0,4455
3	0,3340	0,2444	0,3433	0,2259	0,2638
4	0,5242	0,4556	0,5093	0,5000	0,5638
5	0,5556	0,4913	0,5639	0,5547	0,5550
6	1,1131	1,3904	1,1678	1,4486	1,1684
7	0,3571	0,3140	0,2545	0,2709	0,2964
8	0,6394	0,5066	0,5088	0,5951	0,4053
9	0,6866	0,7909	0,6228	0,5632	0,5148
10	1,0471	1,3505	1,0594	1,0291	0,8784
11	0,9901	1,3673	1,1234	1,3224	1,0632
12	0,4204	0,4734	0,5121	0,4150	0,5011
13	1,0604	0,9386	0,8408	0,9563	1,0008
14	0,6008	0,6326	0,5012	0,4886	0,5825

E. Ajuste do Operador Recombinação

A forma de introduzir na evolução variações que tirem um indivíduo resultante da região convergente de evolução pode ser realizada, como já mencionado, através de média dos parâmetros ou troca das informações.

Essas duas alternativas foram analisadas tendo sido rodados 100 casos para cada alternativa.

Como apresentado na Fig. 6 a utilização das médias dos parâmetros como forma de evolução obteve um comportamento com maiores variações frente a utilização da troca de informações entre os indivíduos pais. Embora esta variabilidade na evolução dos passos de mutação não tenha correspondido em grandes variações nos erros de estimação, como apresentados na Tabela III, espera-se que o algoritmo tenha maior dificuldade de convergência para ótimos locais.

F. Ajuste da Forma de Evolução

Como apresentado na referência [9] não se tem um consenso em relação a forma de evolução. Neste trabalho as formas $(\mu+\lambda)$ e (μ,λ) foram avaliadas tendo sido rodados 100 casos para cada análise.

A Fig. 7 apresenta a evolução dos passos de mutação para as

duas formas de evolução consideradas. A forma de evolução (μ,λ) apresentou grandes variações nos passos de mutação não convergindo com o passar das gerações de evolução.

Pode-se verificar a não convergência desta forma de evolução através dos erros de estimação apresentados na Table III.

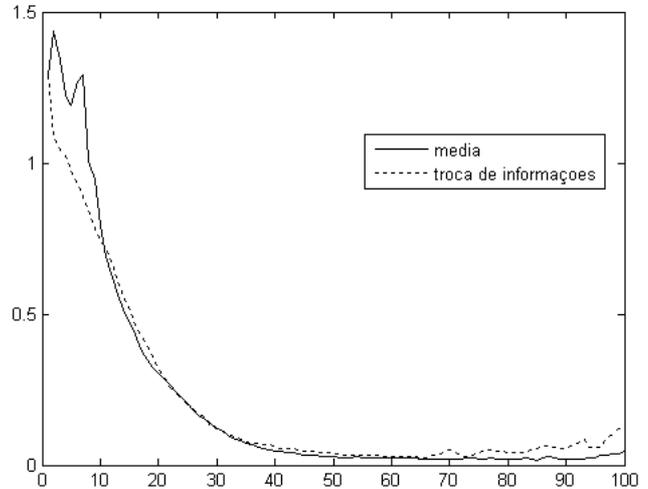


Fig. 6 – Evolução dos passos de mutação em função da forma de recombinação.

TABELA III – ERRO RELATIVO NA ESTIMAÇÃO EM FUNÇÃO DA FORMA DE RECOMBINAÇÃO.

Barra	Erro em função da forma de recombinação	
	Média	Troca de Informações
1	0,8319	0,8144
2	0,6432	0,5845
3	0,3528	0,3748
4	0,6327	0,5827
5	0,6430	0,6139
6	1,1738	1,3238
7	0,4024	0,3380
8	0,5437	0,6643
9	0,7770	0,6815
10	1,2743	1,1689
11	1,1813	1,0825
12	0,5382	0,6244
13	0,8523	0,9375
14	0,6936	0,6687

V. CONCLUSÕES

Foi apresentado neste trabalho o efeito das configurações de parâmetros de um algoritmo de Estratégias Evolutivas utilizado na estimação de distorções harmônicas em um sistema elétrico. Para cada variação de parâmetro do algoritmo foi rodado pelo menos 30 casos de forma a se obter maior segurança nos resultados. Embora os resultados apresentados ilustrem a média dos casos rodados, as variações nos resultados para as análises, número de indivíduos, passo de mutação, número de mutações por indivíduo, ajustes na auto-adaptação e operador recombinação não superaram 5%. Na análise da forma de evolução os resultados variaram até 15% para o método (μ,λ) .

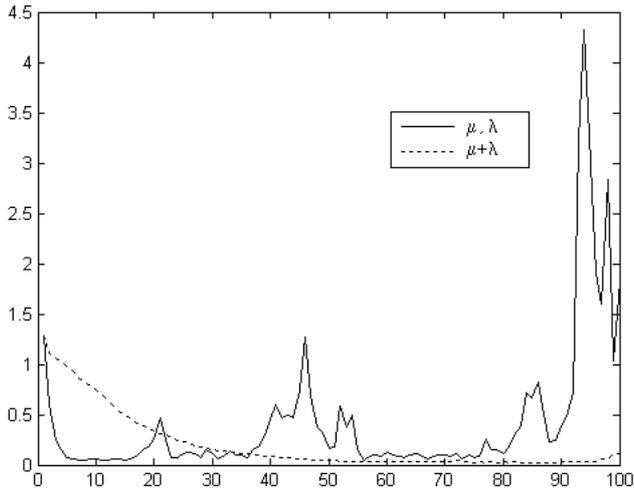


Fig. 7 – Evolução dos passos de mutação em função da forma de evolução: $(\mu + \lambda)$ e (μ, λ) .

TABLE III – ERRO DE ESTIMAÇÃO EM FUNÇÃO DA FORMA DE EVOLUÇÃO.

Barra	Forma de evolução	
	(μ, λ)	$(\mu + \lambda)$
1	14,7769	0,8454
2	14,6325	0,6937
3	14,4508	0,4865
4	13,4392	0,7645
5	13,6969	0,7716
6	11,8724	1,2729
7	11,4144	0,4601
8	11,2406	0,5736
9	10,6349	0,7973
10	10,3667	1,1879
11	10,5926	1,2099
12	10,8155	0,6366
13	10,5179	1,1006
14	9,4858	0,7107

Através das análises apresentadas pôde-se melhorar a eficiência do algoritmo reduzindo os erros de estimação. Notou-se que os erros de estimação reduzem com a utilização dos seguintes ajustes de configuração:

- Aumento do número de indivíduos na população inicial;
- Aumento do número de mutações por indivíduo;
- Utilização do método de evolução $(\mu + \lambda)$

Quanto ao ajuste dos passos de mutação iniciais observou-se que para altos valores o algoritmo pode apresentar dificuldade de convergência e que a escolha dos valores 1 para os módulos e $\pi/2$ para as variações de ângulos apresentaram convergência satisfatória para o algoritmo proposto.

Na formulação da auto-adaptação não foram percebidas grandes influências na evolução das soluções para diferentes valores de n , embora a evolução dos passos de mutação para valores de n menores que 1 tenha apresentado grandes variações com o aumento das gerações.

Outro parâmetro que não apresentou grandes impactos foi a forma de recombinação dos indivíduos, no entanto o método das médias introduziu maior variabilidade aos indivíduos recombinados.

Embora os ajustes realizados neste trabalho tenham focado apenas uma rede de 14 barras, os resultados obtidos servem

como indicativo geral para qualquer rede. No entanto tal afirmação deve ser avaliada com a utilização de redes maiores.

VI. AGRADECIMENTOS

Ao Enerq – Centro de Estudos em Regulação e Qualidade de Energia da Escola Politécnica da USP e aos colegas de trabalho pelos auxílios técnicos.

VII. REFERÊNCIAS

- [1] G. T. Heydt, "Identification of Harmonic Sources by a State Estimation Technique," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 4, pp. 8, 1989.
- [2] A. P. S. Meliopoulos, F. Zhang, and S. Zelingher, "Power System Harmonic State Estimation," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 9, pp. 1701-1709, 1994.
- [3] Z. P. Du, J. Arrilaga, and N. R. Watson, "Continuous Harmonic State Estimation of Power Systems," *IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*, vol. 143, pp. 329-336, 1996.
- [4] Z. P. Du, J. Arrilaga, N. R. Watson, and S. chen, "Implementation of Harmonic State Estimation," *Proceedings, 8th International Conference on Harmonics and Quality of Power*, vol. 1, pp. 273-278, 1998.
- [5] T. Lobos, T. Kozina, and H.-J. Koglin, "Power System Harmonics Estimation Using Linear Least Squares Method and SVD," presented at Proceedings of the 16th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference - IMTC, Venice, Italy, 1999.
- [6] E. F. Arruda and N. Kagan, "Estimação Harmônica Utilizando Algoritmos Evolutivos," presented at X Simpósio de Especialistas em Planejamento da Operação e Expansão Elétrica - X SEPOPE, Florianópolis, 2006.
- [7] N. Kagan and E. F. Arruda, "Harmonic Estimation Using Evolutionary Algorithms," presented at ICHQP - International Conference on Harmonics and Quality of Power, Cascais, 2006.
- [8] D. B. Fogel, *Evolutionary computation : toward a new philosophy of machine intelligence*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1995.
- [9] T. Back and H.-P. Schwefel, "Evolutionary Computation: An Overview," presented at Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation, 1996.
- [10] T. Back, U. Hammel, and H.-P. Schwefel, "Evolutionary Computation: Comments on the History and Current State," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 1, pp. 3-17, 1997.
- [11] H.-P. Schwefel, *Numerical optimization of computer models*. Chichester ; New York: John Wiley & Sons, 1981.
- [12] IEEE, "Test Systems for Harmonics Modeling and Simulation," in *Task Force on Harmonics Modeling and Simulation, IEEE Power Engineering Society*, <http://grouper.ieee.org/groups/harmonic/simulate/download.htm>, Ed.

VIII. BIOGRAFIAS

Elcio F. de Arruda nasceu em Minas Gerais, Brasil, em 1976. Graduiu-se na Universidade Federal de Juiz de Fora em 2000. Obteve o título de mestre em 2003 pela Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo. Trabalha como Engenheiro de Desenvolvimento de Geradores na Alstom desde 2006 e desenvolve sua tese de doutorado na Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Suas principais áreas de interesse são Qualidade de Energia, Sistemas Inteligentes, Transformada Wavelet e projeto de geradores. (elcio.arruda@gmail.com)

Nelson Kagan nasceu em São Paulo, Brasil, no dia 8 de outubro de 1960. Graduiu-se na Escola Politécnica da Universidade de São Paulo em 1982. Obteve o título de mestre em 1988, pela Escola Politécnica da Universidade de São Paulo e o título de Ph. D. em 1993 pela Universidade de Londres. Leciona na Escola Politécnica da Universidade de São Paulo desde 1983, na qual é Professor Associado. Suas principais áreas de interesse são Planejamento de Sistemas de Potência e Qualidade de Energia.