

Uma Aplicação de PSO na Qualidade da Energia Elétrica

Ricardo de Andrade Lira Rabêlo¹, Daniel Barbosa²,
Ivan Nunes da Silva¹, Mário Oleskovicz¹, Denis Vinicius Coury¹

¹ Av. Trabalhador São Carlense, 400, Centro, 13.566-590, São Carlos, SP
Universidade de São Paulo - Escola de Engenharia de São Carlos
Departamento de Engenharia Elétrica

²Rua Ponciano de Oliveira, 126, 2º andar, Rio Vermelho, 41.950-275, Salvador, BA
Universidade Salvador
Mestrado em Energia

{ricardor, insilva, olesk, coury}@sc.usp.br, daniel.barbosa@pro.unifacs.br

Abstract. *Electrical Power Systems Quality refers to any problem observed in the voltage, current or frequency. The voltage and current waveforms from an Electrical Power System (EPS) are not considered pure sinusoids due to the presence of, amongst others, the harmonic distortion. This work presents an approach based on the Particle Swarm Optimization (PSO) method for the harmonic component estimation in an EPS. PSO is a technique of search/optimization modeling the social behavior observed in many species of birds, schooling fish and even human social behavior. The technique uses a population of particles to search inside a multidimensional search space. The objective of the PSO is to adjust the speed and position of each particle, seeking for the best solution within the search space. The results demonstrate that the method can precisely identify the harmonic components in the distorted waveforms and it shows considerable advantages if compared to the most common algorithm for this purpose, the Discrete Fourier Transform (DFT).*

Resumo. *Qualidade da energia elétrica refere-se a qualquer problema manifestado na tensão, corrente ou desvio de frequência. As formas de onda das tensões e correntes nos Sistemas Elétricos de Potência (SEPs) não são puramente senoidais, devido à presença de distorções harmônicas. Este trabalho propõe uma abordagem baseada em Otimização por Enxame de Partículas (Particle Swarm Optimization - PSO) para a estimação dos componentes harmônicos em SEPs. PSO é uma técnica de busca/otimização que modela o comportamento social observado em muitas espécies de pássaros, cardumes de peixes, e até mesmo do comportamento social humano. PSO emprega uma população de partículas para realizar buscas dentro de um espaço de busca multidimensional. O objetivo do PSO consiste em ajustar a velocidade e a posição de cada partícula visando alcançar melhores soluções dentro do espaço de busca. Os resultados obtidos mostram que a abordagem proposta pode identificar os componentes harmônicos nas formas de onda distorcidas e apresentam vantagens em relação a algoritmos tradicionalmente empregados, como, por exemplo, a Transformada Discreta de Fourier (TDF).*

1. Introdução

A qualidade da energia elétrica (QEE) refere-se a qualquer distúrbio manifestado na tensão, corrente ou desvio de frequência, que resulta em falha ou operação indevida do equipamento do consumidor [Dugan et al. 2003]. Estes problemas podem ocorrer em várias partes do sistema elétrico de potência (SEP), seja no sistema supridor da concessionária, ou nas instalações dos consumidores finais. Como principais causas dos problemas associados à uma má QEE pode-se citar: saída de unidades geradoras, perda de linha de transmissão, chaveamento de bancos de capacitores e operações de cargas com características não-lineares.

Da prática, tem-se que as formas de onda das tensões e correntes nos sistemas elétricos de potência não são puramente senoidais, em função, principalmente, das distorções harmônicas sobrepostas ao componente fundamental. Recentemente, com a crescente aplicação dos dispositivos não lineares e dos bancos de capacitores em sistemas industriais, as preocupações com o monitoramento e a análise das causas e dos efeitos dessas distorções têm aumentado, fazendo com que os agentes do setor elétrico designem mais recursos para a observação destes fenômenos [Sabin et al. 1999]. Essa conscientização é o resultado do aumento observado dos níveis de distorção harmônica em muitos SEPs e pode ser denotada por meio das novas regulamentações do setor elétrico, como os Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) [Lamin et al. 2010], que abordam tais distúrbios, entre outros.

As preocupações e precauções no contexto da QEE estão diretamente associadas aos prejuízos financeiros para vários setores da economia, como para o setor industrial, uma vez que estes podem ter seus processos produtivos paralisados ou, mesmo, perder uma linha de produção inteira em decorrência de um evento de QEE [Baggini 2008].

Dentre os diversos distúrbios de QEE existentes, destacam-se as distorções harmônicas, uma vez que estes fenômenos são distorções periódicas de alta frequência presentes nas tensões e nas correntes e podem estar associadas a operação contínua de cargas com características não lineares, como os dispositivos que usufruem de certa eletrônica de potência [Macedo et al. 2002]. Estes equipamentos modernos, além de produzirem as harmônicas, são, geralmente, mais sensíveis aos efeitos das variações da qualidade da energia elétrica do que os seus antecessores [Arrilaga et al. 1997].

Embora a avaliação da distorção harmônica seja uma tarefa importante para a correta operação do sistema elétrico, a mensuração destes é difícil e requer a aplicação de métodos rápidos para a medição e a estimação. Tal necessidade reside no fato de que as fontes harmônicas possuem natureza dinâmica e as amplitudes são variantes no tempo [Dugan et al. 2003].

Desta forma, engenheiros e pesquisadores buscam continuamente inovações que melhorem a precisão e a velocidade dos algoritmos aplicados na estimação dos componentes harmônicos. Dentre as diversas técnicas propostas, [Kamwa and Grondin 1992] propuseram um algoritmo que minimiza o erro médio entre os valores estimados e os medidos da função baseado no método dos mínimos quadrados *Least Squared Method*. Os autores em [Chen et al. 2010] reportaram um algoritmo utilizando o filtro de Kalman para estimar o conteúdo harmônico variante no tempo. A TDF (Transformada Discreta de Fourier), técnica baseada na teoria de funções ortogonais, também é comumente uti-

lizada para executar esta função. Todavia, a sua má aplicação pode levar a resultados incorretos, e o seu desempenho pode ser afetado pelo componente de corrente contínua (CC) e pelo ruído presentes no sinal analisado [Girgis et al. 1991]. Para melhorar a estimação em sinais ruidosos, [Lin 2007] apresentou uma técnica imune a este problema baseada em Redes Neurais Artificiais (RNAs). Em 2002, [Macedo et al. 2002] apresentaram a estimação harmônica como sendo um problema de otimização e utilizaram os Algoritmos Genéticos (AGs) para solucioná-lo. Entretanto, a otimização de parâmetros com forte correlação dentro da função objetivo (função objetivo epistática [Fogel 2006]) e a convergência prematura impedem que os AGs alcancem o máximo rendimento em muitas aplicações, reduzindo a eficácia na busca pela solução ótima [Eberhart and Shi 1998, Das and Venayagamoorthy 2006, Gaing 2004].

Assim, para superar algumas das limitações encontradas com o uso de AGs, a técnica de Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO) [Eberhart et al. 2001] tem chamado a atenção dos pesquisadores como uma ferramenta robusta para problemas de busca/otimização. Otimização por enxame de partículas constitui um conceito muito simples, e seus paradigmas podem ser implementados em poucas linhas de código computacional [Kennedy and Eberhart 1995]. Além do mais, PSO exige somente operadores matemáticos elementares e é computacionalmente barata em termos de requisito de memória e velocidade [Eberhart and Kennedy 1995]. Diferentemente de outras técnicas heurísticas, PSO tem mecanismos flexíveis e bem balanceados para realçar as habilidades de exploração global e local do espaço de busca [Shi and Eberhart 1998]. Como vantagem adicional em relação aos AGs, um sistema de enxame de partículas tem memória. Mesmo com a possibilidade do uso do elitismo, mudanças na composição genética da população durante a execução de um AG resultam na destruição do conhecimento prévio do problema armazenado nos cromossomos. Na Otimização por Enxame de Partículas, o conhecimento de boas soluções é armazenado pelas partículas do sistema.

Neste contexto, este trabalho propõe uma abordagem baseada em PSO para a estimação dos componentes harmônicos em SEPs, principalmente, no que tange o componente CC e sua constante de decaimento. Os resultados obtidos mostram que o método proposto pode identificar os componentes harmônicos nas formas de onda distorcidas e apresentam vantagens em relação ao algoritmo da TDF.

2. Representação da Modelagem Harmônica

Pela literatura consultada, verifica-se que um sinal periódico e distorcido pode ser representado em função de sua frequência fundamental e de seus componentes harmônicos, sendo estes expressos como a superposição ponderada de senoides complexas conhecida como a série de Fourier. Cada harmônico é múltiplo inteiro da frequência fundamental do sistema e pode ser representado matematicamente pela equação que segue [Madisetti and Williams 1998]:

$$x(t) = x_0 e^{-\lambda t} + \sum_{i=1}^N A_{c,i} \cos(i\omega_0 t + \theta_{c,i}) + A_{s,i} \sin(i\omega_0 t + \theta_{s,i}), \quad (1)$$

na qual x_0 é a componente contínua do sinal; λ é a constante de tempo do sistema, $A_{c,i}$, $A_{s,i}$, $\theta_{c,i}$ e $\theta_{s,i}$ são amplitudes dos cossenos e senos e os ângulos de fase dos i -ésimos harmônicos, respectivamente; ω_0 é a frequência fundamental, em radianos; i é a ordem

do componente harmônico evidenciado e N é o número de harmônicas presente no sinal utilizado para representar $x(t)$.

Todavia, embora o sinal seja contínuo no tempo, este deve ser digitalizado para que algoritmos computacionais possam ser empregados. Assim, a representação do sinal amostrado é determinado pela equação 2, sendo $e(t_k)$ o erro associado a cada instante de tempo amostrado (t_k) e m o número total de amostras [Souza 2008].

$$\begin{bmatrix} x(t_1) \\ x(t_2) \\ \vdots \\ x(t_k) \end{bmatrix} = [M] \begin{bmatrix} x_0 \\ A_{c,1} \\ A_{s,1} \\ \vdots \\ A_{c,m} \\ A_{s,m} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e(t_1) \\ e(t_2) \\ \vdots \\ e(t_k) \end{bmatrix}, \quad (2)$$

sendo a matriz de cossenos e senos (M) dada pela equação 3.

$$[M] = \begin{bmatrix} e^{-\lambda t_1} & \cos(\omega_0 t_1 + \theta_{c,1}) & \sin(\omega_0 t_1 + \theta_{s,1}) & \cdots & \cos(N\omega_0 t_1 + \theta_{c,N}) & \sin(N\omega_0 t_1 + \theta_{s,N}) \\ e^{-\lambda t_2} & \cos(\omega_0 t_2 + \theta_{c,1}) & \sin(\omega_0 t_2 + \theta_{s,1}) & \cdots & \cos(N\omega_0 t_2 + \theta_{c,N}) & \sin(N\omega_0 t_2 + \theta_{s,N}) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ e^{-\lambda t_m} & \cos(\omega_0 t_m + \theta_{c,1}) & \sin(\omega_0 t_m + \theta_{s,1}) & \cdots & \cos(N\omega_0 t_m + \theta_{c,N}) & \sin(N\omega_0 t_m + \theta_{s,N}) \end{bmatrix} \quad (3)$$

Na representação fornecida pela equação 2, geralmente o número de amostras (m) é superior ao número de parâmetros a ser estimado ($N + 1$). Portanto, para resolver o problema, este trabalho aplicou o PSO com o objetivo de minimizar o vetor de erro ($e[]$) e, conseqüentemente, proporcionar um sinal estimado que seja o mais próximo possível do sinal amostrado. A figura 1 ilustra o procedimento supracitado.

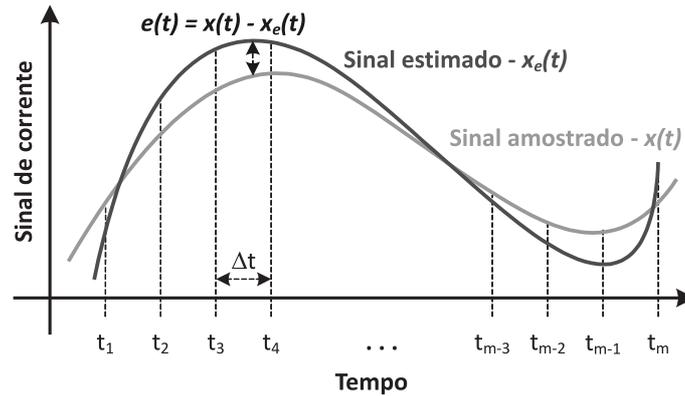


Figura 1. Representação do erro ($e[]$) a ser minimizado.

3. Otimização por Enxame de Partículas

A Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO) é uma técnica de busca/otimização que modela o comportamento social observado em muitas espécies de pássaros e cardumes de peixes, e até mesmo do comportamento social humano [Serapião 2009]. O PSO emprega uma população de partículas para realizar buscas

dentro de um espaço de busca multidimensional. Neste espaço de busca, em um determinado intervalo de tempo, cada partícula ocupa uma posição específica e movimenta-se com uma velocidade, a qual é modificada baseada na experiência adquirida pela própria partícula e na experiência das outras partículas do grupo (enxame). A experiência de cada partícula inclui informações relevantes da sua trajetória no espaço de busca, de forma a armazenar a melhor posição já ocupada pela própria partícula. Portanto, a melhor posição já ocupada por cada partícula corresponde à memorização do conhecimento associado às boas soluções obtidas durante o processo iterativo. A posição e a velocidade de cada partícula são ajustadas a cada iteração, de acordo com a melhor posição já ocupada pela própria partícula e com a melhor posição já ocupada por uma partícula dentre todas as partículas do enxame [AlRashidi and El-Hawary 2009]. Desta forma, as partículas tendem a se movimentar no espaço de busca de modo a alcançar regiões cada vez mais promissoras.

Os elementos básicos da técnica PSO são definidos a seguir [Abido 2002]:

- Posição da partícula j ($X_j(t)$);
- População $Pop(t)$;
- Velocidade da partícula j ($V_j(t)$);
- Função de avaliação $f(X(t))$;
- Melhor posição prévia da partícula j até o instante de tempo t ($X^*(t)$);
- Melhor posição prévia do enxame de partículas até o instante de tempo t ($X^{**}(t)$);
- Coeficientes de aceleração (c_1 e c_2);
- Critério de parada para definir quando o processo iterativo de busca/otimização será finalizado;
- Peso de inércia ($w(t)$).

O algoritmo para implementar o PSO segue os passos descritos pela Figura 2.

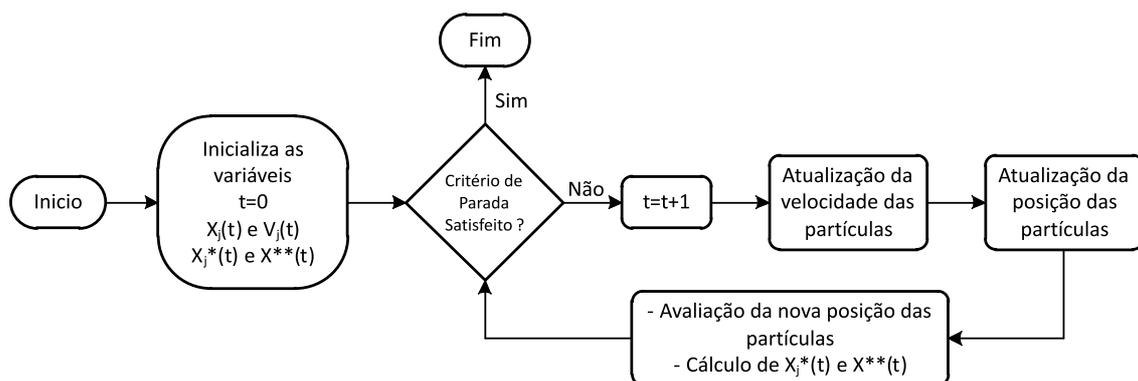


Figura 2. Fluxograma do PSO.

Os passos do algoritmo PSO estão descritos a seguir:

1. Inicialização:
 - (a) Inicialize o contador de iterações, $t = 0$. Inicialize aleatoriamente a posição e a velocidade de cada partícula j da população. Atribuem-se os valores iniciais de $X_j^*(t)$ e $X^{**}(t)$;
2. Processo Iterativo:
 - (a) Atualize o contador de tempo, $t = t + 1$;

- (b) Atualização da velocidade da partícula j na dimensão k de acordo com a equação abaixo:

$$\begin{aligned} v_{j,k}(t) &= w(t) \cdot v_{j,k}(t-1) \\ &+ c_1 \cdot r_1 \cdot (x_{j,k}^*(t-1) - x_{j,k}(t-1)) \\ &+ c_2 \cdot r_2 \cdot (x_k^{**}(t-1) - x_{j,k}(t-1)). \end{aligned} \quad (4)$$

Os valores de r_1 e r_2 são números aleatórios uniformemente distribuídos no intervalo $[0,1]$;

- (c) Atualização da posição da partícula j na dimensão k de acordo com a seguinte equação:

$$x_{j,k}(t) = v_{j,k}(t) + x_{j,k}(t-1). \quad (5)$$

- (d) Cada partícula é avaliada de acordo com a posição atualizada. Se a avaliação da posição atualizada for melhor do que a avaliação da melhor posição anterior, faça $X_j^*(t) = X_j(t)$;
- (e) Procure a melhor posição prévia de todo o enxame e faça $X^{**}(t) = X_g^*(t)$ onde g é o índice da partícula cuja avaliação da melhor posição anterior é a melhor de todo o enxame;
- (f) Se um dos critérios de parada for satisfeito, então pare, caso contrário volte ao passo 2.

4. Aspectos da Implementação

A abordagem proposta, baseada em otimização por enxame de partículas, foi implementada usando a linguagem de programação C++ [Stroustrup 2000]. O desenvolvimento do software foi executado em um processador Intel Core 2 Duo de 1,83GHz, e memória RAM de 3,00GB, em um sistema operacional *Microsoft Windows Vista* de 32 bits.

4.1. Representação das Partículas

O primeiro passo na utilização do PSO consiste em representar as partículas, isto é, os parâmetros do problema. A representação das partículas é feita especificando cada uma das dimensões do espaço de busca. Neste trabalho, consideram-se como parâmetros a componente contínua do sinal (x_0), a constante de tempo do sistema (λ) e as amplitudes dos senos ($A_{s,i}$) e cossenos ($A_{c,i}$) dos harmônicos. Desta forma, cada partícula representa os parâmetros para a estimação de harmônicas. Ressalta-se que cada um dos parâmetros é armazenado de forma contínua, isto é, por meio de números reais.

4.2. Função de Avaliação

A função de avaliação é responsável por medir a qualidade de cada partícula do enxame como solução potencial do problema. Como o objetivo deste trabalho consiste em proporcionar um sinal estimado que seja o mais próximo possível do sinal amostrado, a função de avaliação deve contemplar a minimização do vetor de erro de estimação ($e[]$) associado à equação 1.

Desta forma, para proporcionar uma melhor estimação dos componentes harmônicos contidos nos sinais, adota-se como objetivo a maximização da função de avaliação

Tabela 1. Parâmetros do PSO proposto.

Parâmetros	
Np	30
t_{max}	15000
c_1	2,0
c_2	2,0
w_{min}	0,40
w_{max}	0,90
v^{max}	$0.2 * (x^{max} - x^{min})$

(FA):

$$FA = \frac{1}{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p e_p^2}{p} + \Delta}} \quad (6)$$

na qual Δ é uma constante para evitar um possível *overflow* quando o erro for nulo ($\Delta = 0,00001$) e p é o número de amostras do sinal.

4.3. Aspectos Gerais

O algoritmo do PSO tem um grupo de parâmetros que precisa ser estabelecido. Um dos primeiros parâmetros para ajuste é o número de partículas do enxame, ou seja, o tamanho da população. Para esta aplicação, a população (Np) foi definida considerando-se 30 partículas. Verificou-se que 30 partículas garantiam o bom desempenho do algoritmo, bem como um esforço computacional aceitável. O critério de parada adotado consiste em parar a execução do algoritmo caso o número máximo de iterações (t_{max}) seja excedido. O número máximo de gerações (iteraões) considerado foi de 15000. Os valores adotados para os coeficientes de aceleração foram 2.0 tanto para o componente cognitivo (c_1) como para o componente social (c_2). Deve ser mencionado que a atribuição dos valores para os coeficientes de aceleração também segue as várias aplicações práticas de PSO. Para o algoritmo implementado, adotou-se 0,4 e 0,9 como limites inferior (w_{min}) e superior (w_{max}), respectivamente para o peso de inércia. Adotou-se o limite máximo da velocidade da partícula (v_k^{max}) correspondente a 20% da amplitude máxima em cada dimensão. A Tabela 1 resume os valores dos parâmetros utilizados na implementação do algoritmo de PSO.

5. Casos de Teste

A validação do método proposto foi realizada com a utilização de formas de onda de tensão e de corrente provenientes de um sistema elétrico de potência, cujos coeficientes da série de *Fourier* são previamente conhecidos, e que podem ser modeladas matematicamente pelas Equações 7 e 8.

$$\begin{aligned} V(t) = & 0,0550e^{-0.4t} + 0,9829\cos(\omega t) + 0,1842\sen(\omega t) + \\ & 0,0141\cos(2\omega t) + 0,0245\sen(2\omega t) + \\ & 0,0077\cos(3\omega t) + 0,0197\sen(3\omega t) + \\ & 0,0050\cos(4\omega t) + 0,0168\sen(4\omega t) + \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& 0,0039\cos(5\omega t) + 0,0154\sen(5\omega t) + \\
& 0,0033\cos(6\omega t) + 0,0161\sen(6\omega t) + \\
& 0,0033\cos(7\omega t) + 0,0230\sen(7\omega t)
\end{aligned} \tag{7}$$

$$\begin{aligned}
I(t) = & 0,2491e^{-0.4t} + 0,95872\cos(\omega t) + 0,2841\sen(\omega t) + \\
& 0,0619\cos(2\omega t) + 0,1054\sen(2\omega t) + \\
& 0,0329\cos(3\omega t) + 0,0811\sen(3\omega t) + \\
& 0,0206\cos(4\omega t) + 0,0643\sen(4\omega t) + \\
& 0,0146\cos(5\omega t) + 0,0528\sen(5\omega t) + \\
& 0,0116\cos(6\omega t) + 0,0448\sen(6\omega t) + \\
& 0,0052\cos(7\omega t) + 0,0401\sen(7\omega t)
\end{aligned} \tag{8}$$

Os resultados do PSO foram obtidos com a aplicação da função de aptidão em uma janela de dados contendo um ciclo com 64 amostras, e estes são comparados com a tradicional Transformada Discreta de *Fourier* (TDF). É factível salientar que apesar da apresentação de apenas dois casos, diversos testes foram realizados com o intuito de verificar o comportamento e a confiabilidade do algoritmo PSO na estimação de componentes harmônicos.

A Tabela 2 apresenta as estimativas obtidas pela TDF e pelo PSO para a forma de onda da tensão. Todavia, devido a característica heurística e aleatória do método proposto, os testes foram repetidos dez vezes e os resultados encontrados estão sumarizados na tabela mencionada.

Tabela 2. Amplitude dos componentes harmônicos que compõe o sinal de tensão.

	TDF			PSO		
	Referência	Estimação	Erro (%)	Est. Média	$\pm\sigma(10^{-8})$	Erro (%)
V_0	0,0550	0,1102	100,3636	0,0550	0,00063	0,0025
λ_V	0,4000	-	-	0,4008	1,78696	0,2016
$V_{c,1}$	0,9829	0,9832	0,0305	0,9829	0,00036	0,0001
$V_{s,1}$	0,1842	0,1834	0,4343	0,1842	0,00049	0,0032
$V_{c,2}$	0,0141	0,0139	1,4184	0,0141	0,00007	0,0063
$V_{s,2}$	0,0245	0,0245	0,0000	0,0245	0,00016	0,1628
$V_{c,3}$	0,0077	0,0077	0,0000	0,0077	0,00098	0,0076
$V_{s,3}$	0,0197	0,0197	0,0000	0,0197	0,00061	0,0002
$V_{c,4}$	0,0050	0,0050	0,0000	0,0050	0,00133	0,0106
$V_{s,4}$	0,0168	0,0168	0,0000	0,0168	0,00081	0,0002
$V_{c,5}$	0,0039	0,0039	0,0000	0,0039	0,00074	0,0142
$V_{s,5}$	0,0154	0,0154	0,0000	0,0154	0,00023	0,0003
$V_{c,6}$	0,0033	0,0033	0,0000	0,0033	0,00030	0,0200
$V_{s,6}$	0,0161	0,0161	0,0000	0,0161	0,00012	0,0005
$V_{c,7}$	0,0033	0,0034	3,0303	0,0033	0,00024	0,0327
$V_{s,8}$	0,0230	0,0229	0,4348	0,0230	0,00060	0,0011
		Erro Médio:	7,0475		Erro Médio:	0,0290

A Figura 3 apresenta a forma de onda utilizada como referência e as formas de ondas reconstruídas por meio das componentes harmônicas estimadas. Observa-se que

os resultados encontrados pelo PSO produz uma forma de onda que fica sobreposta a referência, elucidando a viabilidade do método proposto. Tal precisão se deve a estimação correta do componente CC, uma vez que a constante de decaimento também é considerada na modelagem.

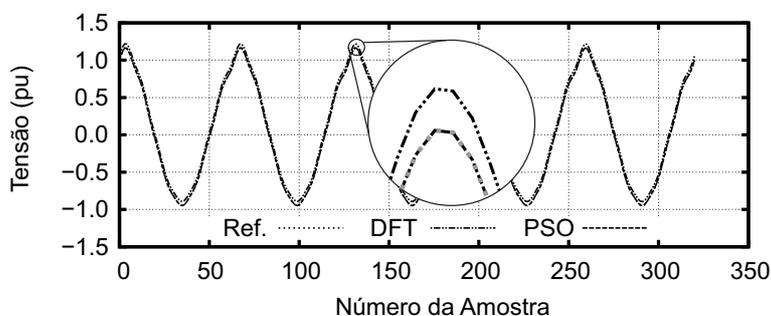


Figura 3. Parâmetros estimados para a tensão.

Os resultados obtidos para a estimação das componentes harmônicas na forma de onda da corrente podem ser verificados na Tabela 3 e na Figura 4. É factível verificar que as formas de onda de referência e do PSO estão sobrepostos, o que confirma o erro inferior a 0,03% encontrado nos testes realizados.

Tabela 3. Amplitude dos componentes harmônicos que compõe o sinal de corrente.

	Referência	TDF		PSO		
		Estimação	Erro (%)	Est. Média	$\pm\sigma(10^{-7})$	Erro (%)
I_0	0,2491	0,4911	97,1497	0,2491	0,00492	0,001
λ_I	0,4000	-	-	0,4003	2,35544	0,065
$I_{c,1}$	0,9587	0,9592	0,0522	0,9587	0,00006	0,002
$I_{s,1}$	0,2841	0,2838	0,1056	0,2841	0,00317	0,002
$I_{c,2}$	0,0619	0,0619	0,0000	0,0619	0,00004	0,003
$I_{s,2}$	0,1054	0,1055	0,0949	0,1054	0,00175	0,001
$I_{c,3}$	0,0329	0,0330	0,3040	0,0329	0,00007	0,005
$I_{s,3}$	0,0811	0,0812	0,1233	0,0811	0,00109	0,001
$I_{c,4}$	0,0206	0,0208	0,9709	0,0206	0,00014	0,008
$I_{s,4}$	0,0643	0,0643	0,0000	0,0643	0,00084	0,001
$I_{c,5}$	0,0146	0,0148	1,3699	0,0146	0,00013	0,012
$I_{s,5}$	0,0528	0,0527	0,1894	0,0528	0,00074	0,002
$I_{c,6}$	0,0116	0,0118	1,7241	0,0116	0,00007	0,016
$I_{s,6}$	0,0448	0,0447	0,2232	0,0448	0,00040	0,004
$I_{c,7}$	0,0052	0,0054	3,8462	0,0052	0,00016	0,342
$I_{s,7}$	0,0401	0,0399	0,4988	0,0401	0,00004	0,000
Erro Médio (%):		7,1101		Erro Médio (%):	0,0290	

A análise dos resultados encontrados permite que seja observada a viabilidade da aplicação do PSO na estimação de componentes harmônicos de potência, uma vez que o desvio padrão nas diversas estimativas é muito pequeno, o que caracteriza uma alta confiabilidade nos resultados obtidos. Este fato pode ser reflexo da consideração do decaimento exponencial na modelagem e a consequente não linearização do componente CC como ocorre pela aplicação da TDF.

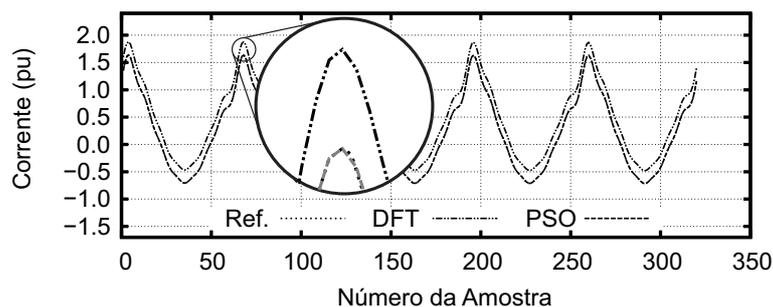


Figura 4. Parâmetros estimados para a tensão.

6. Conclusão

Este trabalho apresentou uma nova técnica baseada em otimização por enxame de partículas para a estimação de componentes harmônicos em sistemas elétricos de potência (SEP). Esse método foi testado com sucesso em formas de onda de corrente e tensão provenientes de simulações computacionais cujos os coeficientes de *Fourier* são conhecidos.

Os resultados apresentados no trabalho foram comparados com o método tradicional de *Fourier* e alguns ganhos foram observados. Entre as vantagens verificadas estão a melhora na obtenção da componente CC e a maior precisão na estimação dos demais componentes. Além disso, o erro médio obtido pelo método proposto é praticamente nulo e se manteve constante em todos testes realizados.

A estimação de harmônicos apresentada neste trabalho supôs uma modelagem de um sistema real, o que confere maior precisão nos resultados obtidos. Nesse sentido, é factível observar que a função utilizada para caracterizar as formas de onda estudadas, e aplicada durante o processamento do algoritmo proposto, possui duas variáveis para definir a componente CC, possibilitando um aumento na eficiência do método nesta componente, uma vez que os valores da constante de decaimento (λ) e do valor médio (x_0) são considerados.

Outros testes estão sendo realizados em sistemas mais complexos e os resultados iniciais demonstram que o uso de PSO pode ser uma boa alternativa na estimativa de componentes harmônicos em SEPs. Nestes casos, o objeto de estudo principal é a influência dos parâmetros de configuração do PSO nos resultados encontrados.

Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer aos Laboratórios de Automação Inteligente de Processos e Sistemas (LAIPS) e de Sistemas de Energia Elétrica (LSEE), da Escola de Engenharia de São Carlos (EESC-USP) e a Universidade Salvador pela infra-estrutura proporcionada para a realização desta pesquisa.

Referências

- Abido, M. (2002). Optimal design of power-system stabilizers using particle swarm optimization. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 17(3):406–413.
- AlRashidi, M. and El-Hawary, M. (2009). A survey of particle swarm optimization applications in electric power systems. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 13(4):913–918.

- Arrilaga, J., Smith, B. C., Watson, N. R., and Wood, A. R. (1997). *Power System Harmonic Analysis*. John Wiley & Sons, New Zealand.
- Baggini, A. (2008). *Handbook of Power Quality*. Wiley.
- Chen, C. I., Chang, G. W., Hong, R. C., and Li, H. M. (2010). Extended real model of kalman filter for time-varying harmonics estimation. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 25(1):17–26.
- Das, T. and Venayagamoorthy, G. (2006). Optimal design of power system stabilizers using a small population based PSO. In *IEEE Power Engineering Society General Meeting*, page 7. IEEE.
- Dugan, R. C., Santoso, S., McGranaghan, M. F., and Beaty, H. W. (2003). *Electrical Power Systems Quality*. McGraw–Hill, New York, 2 edition.
- Eberhart, R. and Kennedy, J. (1995). A new optimizer using particle swarm theory. In *Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*, pages 39–43. IEEE.
- Eberhart, R. and Shi, Y. (1998). Comparison between genetic algorithms and particle swarm optimization. In *Proceedings of the 7th International Conference on Evolutionary Programming*, pages 611–616. Springer-Verlag.
- Eberhart, R., Shi, Y., and Kennedy, J. (2001). *Swarm Intelligence*. Morgan Kaufmann.
- Fogel, D. (2006). *Evolutionary Computation: toward a new Philosophy of Machine Intelligence*. Wiley-IEEE Press.
- Gaing, Z. (2004). A particle swarm optimization approach for optimum design of PID controller in AVR system. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 19(2):384–391.
- Girgis, A., Chang, W., and Makram, E. (1991). A digital recursive measurement scheme for online tracking of power system harmonics. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 6(3):1153–1160.
- Kamwa, I. and Grondin, R. (1992). Fast adaptive schemes for tracking voltage phasor and local frequency in power transmission and distribution systems. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 7(2):789–795.
- Kennedy, J. and Eberhart, R. C. (1995). Particle swarm optimization. In *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, volume 4, pages 1942–1948. Perth, Australia.
- Lamin, H., Mattar, C. A. C., and de Sousa, R. E. F. (2010). Procedimentos de distribuição – PRODIST: destaques, inovações e a importância para o setor elétrico brasileiro. In *The International Congress on Electricity Distribution (CIDEL)*, Argentina.
- Lin, H. C. (2007). Intelligent neural network-based fast power system harmonic detection. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 54(1):43–52.

- Macedo, R. A., Silva, D. d., Coury, D. V., and Carvalho, A. C. P. L. F. d. (2002). A new technique based on genetic algorithms for tracking of power system harmonics. In *VII Brazilian Symposium on Neural Networks*, pages 7–12.
- Madisetti, V. K. and Williams, D. B., editors (1998). *Digital Signal Processing Handbook*. CRC Press. ISBN-13: 978-0849385728.
- Sabin, D. D., Brooks, D., and Sundaram, A. (1999). Indices for assessing harmonic distortion from power quality measurements: definitions and benchmark data. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 14(2):489–496.
- Serapião, A. B. S. (2009). Fundamentos de otimização por inteligência de enxames: uma visão geral. *Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica*, 20:271–304.
- Shi, Y. and Eberhart, R. (1998). A modified particle swarm optimizer. In *IEEE World Congress on Computational Intelligence Evolutionary Computation Proceedings*, pages 69–73. IEEE.
- Souza, S. A. d. (2008). *Algoritmos genéticos aplicados à proteção e estimação de harmônicos em sistemas elétricos de potência*. PhD thesis, Escola de Engenharia de São Carlos (EESC), São Carlos.
- Stroustrup, B. (2000). *A Linguagem de Programação C++*. Bookman.