

# PROJETO E IMPLEMENTAÇÃO PRÁTICA DE CONTROLADORES DE CORRENTE PARA INVERSORES TRIFÁSICOS CONECTADOS À REDE UTILIZANDO ALGORITMO PSO

GUSTAVO G. KOCH\*, CAIO R. D. OSÓRIO\*, LUCAS C. BORIN\*, IURY CLEVESTON\*,  
VINÍCIUS F. MONTAGNER\*

\**Universidade Federal de Santa Maria*  
*Grupo de Eletrônica de Potência e Controle*  
*Santa Maria, RS*

Emails: gustavoguilhermekoch@gmail.com, caio.osorio@gmail.com, lukasciello@gmail.com,  
iurycl@gmail.com, vfmontagner@gmail.com

**Abstract**— This paper provides as contribution the design and experimental validation of state feedback gains obtained by means of a particle swarm optimization, applied to three-phase inverters connected to the grid through LCL filter. The control is designed off-line and takes into account grid impedance uncertainties, the delay on control implementation, and multiple resonant controllers. The particle swarm optimization algorithm provides the control gains from the minimization of an objective function based on the eigenvalues of the closed-loop system. The gain obtained provides good simulation results in time and frequency domains. The experimental validation of the control gains is carried out, showing the compliance of the grid currents with the IEEE-1547 Standard, proving the feasibility and good performance in applications for current control of three-phase grid-connected inverters.

**Keywords**— Grid-connected inverters, LCL filter, State feedback control, Particle swarm optimization.

**Resumo**— Este artigo fornece como contribuição o projeto e a validação experimental de ganhos de controle por realimentação de estados obtidos por meio de otimização por enxame de partículas, aplicados para inversores trifásicos conectados à rede por meio de filtro LCL. O controle é projetado *off-line*, levando em conta incertezas na impedância de rede, atraso na implementação do sinal de controle e múltiplos controladores ressonantes. O algoritmo de otimização por enxame de partículas fornece os ganhos do controlador a partir da minimização de uma função objetivo baseada nos autovalores do sistema em malha fechada. O ganho fornecido provê bons resultados de simulação nos domínios do tempo e da frequência. A validação experimental do ganho é realizada, mostrando a conformidade das correntes de rede com a norma IEEE-1547, comprovando a viabilidade e bom desempenho para aplicações no controle de corrente de inversores trifásicos conectados à rede.

**Palavras-chave**— Inversores conectados à rede, Filtro LCL, Controle por realimentação de estados, Otimização por enxame de partículas.

## 1 Introdução

A geração de energia elétrica a partir de fontes renováveis é um assunto relevante mundialmente, com impactos significativos no desenvolvimento tecnológico. No Brasil, a capacidade instalada de geração elétrica a partir de fontes renováveis, como em usinas eólicas e solares, tem crescido significativamente nos últimos anos (Empresa de Pesquisa Energética, 2017). Neste cenário, inversores PWM são utilizados como interface entre as fontes e a rede elétrica, e o controle das correntes injetadas na rede é um problema fundamental (Teodorescu et al., 2011; Blaabjerg and Ma, 2013; Buso and Mattavelli, 2006; Erickson, 1997; Blaabjerg et al., 2004). Normas e padrões, como por exemplo (IEEE, 2011), determinam limites aceitáveis de distorção harmônica para estas correntes.

Vários controladores de corrente têm sido utilizados para inversores trifásicos, em particular os controladores baseados em ação ressonante, especializados para rastreamento de referências senoidais em coordenadas  $\alpha\beta$ , e os controladores baseados em ação integral, para problemas que

usam referências constantes, em coordenadas  $dq$  (Liserre et al., 2006; Dannehl, Fuchs, Hansen and Thøgersen, 2010; Dannehl, Fuchs and Thøgersen, 2010; Maccari et al., 2014). Cabe observar que a síntese dos ganhos de controladores frequentemente visa atender especificações como margem de fase, frequência de corte, alocação de polos, etc. Estes problemas podem ser descritos como problemas de otimização com objetivo muitas vezes de difícil expressão em termos de funções analíticas. Neste cenário, técnicas de computação inteligente para otimização são atrativas no projeto de controladores (Haupt and Haupt, 2004; Deb et al., 2002; Kennedy and Eberhart, 1995).

Dentre estas técnicas, merece atenção a otimização por enxame de partículas (do inglês, *Particle Swarm Optimization* – PSO), eficiente para tratar funções objetivo não-lineares, contínuas ou discretas, cujo gradiente não é necessariamente conhecido (Kennedy and Eberhart, 1995; Pedersen, 2010; Veerachary and Saxena, 2015). O algoritmo PSO é baseado em duas disciplinas fundamentais: ciências sociais e ciência da computação. Inspirado em comportamentos sociais de peixes e pássaros, utiliza partículas que formam um

exame combinando experiências individuais com experiências sociais para mover-se através do espaço de busca para encontrar uma solução ótima. É um algoritmo simples e eficaz, que possui curto tempo de computação, requer pouca memória, possui poucos parâmetros para ajuste e é mais eficiente em manter diversidade em sua execução em comparação com outras estratégias de otimização, como algoritmos genéticos, por exemplo (Kennedy and Eberhart, 1995; Del Valle et al., 2008). No contexto de aplicações, o algoritmo PSO já foi empregado em vários conversores de potência. Por exemplo, em (Altinoz and Erdem, 2010) e (Emami et al., 2008), usa-se PSO para otimizar parâmetros de um controlador PID para conversores Buck, e em (Banerjee et al., 2017) usado para um conversor Boost intercalado com controlador Tipo-III ideal. Em (Veerachary and Saxena, 2015), o algoritmo PSO é utilizado para otimizar componentes do estágio de potência de um conversor DC-DC de quarta ordem. (Yoshida et al., 2000) utilizam o PSO para otimização do controle de potência e tensão reativas, e (da Silva et al., 2016) ilustra a eficiência desse algoritmo ao tratar de um sistema fotovoltaico monofásico conectado à rede. (Rodriguez-Guerrero et al., 2018) aborda a utilização do PSO na estimação de parâmetros para distúrbios na qualidade da potência, e (Robinson and Rahmat-Samii, 2004) utilizam o algoritmo na otimização eletromagnética.

Entretanto, observa-se na literatura um número reduzido de trabalhos abordando a utilização de algoritmo PSO no projeto de controladores por realimentação de estados aplicados a inversores trifásicos, em especial com validações experimentais que considerem o projeto robusto frente a incertezas paramétricas. Neste sentido, este trabalho apresenta o projeto de um ganho de realimentação de estados por meio do PSO, utilizando uma função objetivo baseada nos autovalores de malha fechada do sistema, sujeito a atraso na implementação do controle e a múltiplos controladores ressonantes, para compensar as harmônicas mais relevantes. Simulações mostram a convergência do algoritmo PSO para prover os ganhos de controle viáveis em simulação, com bom rastreamento no domínio do tempo e com boa rejeição de harmônicas. Os resultados experimentais fornecidos aqui têm excelente correspondência com os resultados de simulação, e mostram correntes de rede trifásicas que respeitam os limites de distorção harmônica total (do inglês, *Total Harmonic Distortion* – THD) e de harmônicas individuais, prescritos na norma internacional IEEE 1547 (IEEE, 2011).

## 2 Descrição do problema

Considere o inversor conectado à rede por meio de filtro LCL, na Figura 1.

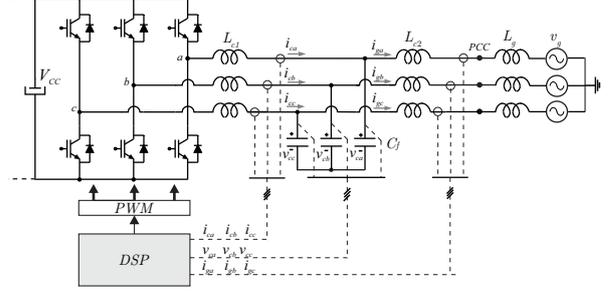


Figura 1: Inversor trifásico conectado à rede por meio de filtro LCL.

A indutância da rede,  $L_g$ , é assumido como um parâmetro incerto, descrito por

$$L_{gmin} \leq L_g \leq L_{gmax} \quad (1)$$

Assume-se também que o sincronismo com a tensão no ponto de conexão com a rede (do inglês, *Point of Common Coupling* – PCC) é garantido, que a tensão de entrada  $V_{cc}$  é regulada, e que as variáveis de estado estão disponíveis para a realimentação.

A partir das tensões de saída do inversor, na Figura 1, pode-se escrever o modelo em espaço de estados como

$$\dot{x}_{abc} = A_{abc}(L_g)x_{abc} + B_{uabc}u_{abc} + B_{dabc}(L_g)v_{gabc} \quad (2)$$

em que as matrizes  $A_{abc}(L_g)$ ,  $B_{uabc}$  e  $B_{dabc}(L_g)$  são dadas por

$$A_{abc}(L_g) = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & A_{p1} & 0_{3 \times 3} \\ A_{p2} & 0_{3 \times 3} & -A_{p2} \\ 0_{3 \times 3} & A_{p3}(L_g) & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix};$$

$$B_{uabc} = \begin{bmatrix} -A_{p1} \\ 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} \end{bmatrix}; B_{dabc}(L_g) = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} \\ -A_{p3}(L_g) \end{bmatrix} \quad (3)$$

e as matrizes  $A_{p1}$ ,  $A_{p2}$  e  $A_{p3}(L_g)$  são escritas como

$$A_{p1} = \begin{bmatrix} -\frac{2}{3L_{c1}} & \frac{1}{3L_{g1}^2} & \frac{1}{3L_{c1}} \\ \frac{1}{3L_{c1}} & -\frac{3L_{c1}}{2} & \frac{1}{3L_{g1}^2} \\ \frac{1}{3L_{c1}} & \frac{1}{3L_{c1}} & -\frac{3L_{c1}}{2} \end{bmatrix}; A_{p2} = \begin{bmatrix} \frac{1}{C_f} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{C_f} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{C_f} \end{bmatrix}$$

$$A_{p3}(L_g) = \begin{bmatrix} \frac{2}{3(L_{c2}+L_g)} & -\frac{1}{3(L_{c2}+L_g)} & -\frac{1}{3(L_{c2}+L_g)} \\ -\frac{1}{3(L_{c2}+L_g)} & \frac{1}{3(L_{c2}+L_g)} & -\frac{1}{3(L_{c2}+L_g)} \\ -\frac{1}{3(L_{c2}+L_g)} & -\frac{1}{3(L_{c2}+L_g)} & \frac{1}{3(L_{c2}+L_g)} \end{bmatrix} \quad (4)$$

O vetor de estados  $x_{abc}$ , o vetor de controle  $u_{abc}$  e o vetor de distúrbio  $v_{gabc}$  são dados por

$$x_{abc} = [i_{ca} \ i_{cb} \ i_{cc} \ v_{ca} \ v_{cb} \ v_{cc} \ i_{ga} \ i_{gb} \ i_{gc}]'$$

$$u_{abc} = [u_a \ u_b \ u_c]'$$

$$v_{gabc} = [v_{ga} \ v_{gb} \ v_{gc}]' \quad (5)$$

Considerando um sistema trifásico equilibrado, o modelo em  $abc$  pode ser reescrito

em coordenadas  $\alpha\beta$  a partir da transformação (Duesterhoeft et al., 1951)

$$T_{\alpha\beta} = \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (6)$$

Uma vez que não há caminho para a corrente de eixo '0', o sistema pode ser representado por

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_\alpha \\ \dot{x}_\beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A(L_g) & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & A(L_g) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_\alpha \\ x_\beta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_u & 0_{3 \times 1} \\ 0_{3 \times 1} & B_u \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_\alpha \\ u_\beta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_d(L_g) & 0_{3 \times 1} \\ 0_{3 \times 1} & B_d(L_g) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{g\alpha} \\ v_{g\beta} \end{bmatrix} \quad (7)$$

Observe que (7) representa dois sistemas monofásicos desacoplados. Para o eixo  $\alpha$ , por exemplo, o modelo é dado por

$$\dot{x}_\alpha = A(L_g)x_\alpha + B_u u_\alpha + B_d(L_g)v_{g\alpha} \quad (8)$$

com

$$A(L_g) = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{1}{L_{c1}} & 0 \\ \frac{1}{C_f} & 0 & -\frac{1}{C_f} \\ 0 & \frac{1}{L_{c2}+L_g} & 0 \end{bmatrix}, B_u = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_{c1}} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$B_d(L_g) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -\frac{1}{L_{c2}+L_g} \end{bmatrix}, x_\alpha = \begin{bmatrix} i_{c\alpha} \\ v_{c\alpha} \\ i_{g\alpha} \end{bmatrix} \quad (9)$$

Um modelo idêntico ao apresentado em (8)-(9) é válido para o eixo  $\beta$ .

Para a utilização de uma lei de controle digital, considere a discretização da planta em um período de amostragem  $T_s$  suficientemente pequeno e também a inclusão de um estado adicional para representar o atraso de transporte no sinal de controle. Para garantir rastreamento de referências senoidais e rejeição de distúrbios harmônicos, controladores ressonantes são incluídos no modelo, levando à representação

$$\begin{aligned} x(n+1) &= A_d(L_g)x(n) + B_{ud}(L_g)\varphi(n) + B_{dd}(L_g)v_g(n) \\ \varphi(n+1) &= u(n) \\ \xi(n+1) &= R\xi(n) + T(i_{ref}(n) - i_g(n)) \end{aligned} \quad (10)$$

em que  $\varphi$  representa o atraso de transporte,  $i_{ref}$  a referência para as correntes injetadas na rede,  $R$  e  $T$  são as matrizes e  $\xi$  é o vetor de estados dos controladores ressonantes, obtidos conforme apresentado em (Maccari et al., 2014).

O modelo (10) pode ser reescrito, para o vetor de estados aumentado dado por  $\rho(n) = [x(n)' \varphi(n) \xi(n)']'$ , como

$$\begin{aligned} \rho(n+1) &= A_{aug}(L_g)\rho(n) + B_{uug}(L_g)u(n) \\ &\quad + B_{dug}(L_g)v_g(n) + B_{raug}i_{ref}(n) \\ y(n) &= C_{aug}\rho(n) \end{aligned} \quad (11)$$

Suponha agora a lei de controle por realimentação de estados dada por

$$u(n) = K\rho(n) \quad (12)$$

Para um estudo de caso a ser detalhado neste artigo, considere os parâmetros da planta dados na Tabela 1.

Tabela 1: Parâmetros da planta.

Parâmetros	Valores
$L_{c1}$	1 mH
$C_f$	62 $\mu F$
$L_{c2}$	0,3 mH
$L_g$	[0, 1] mH
Tensão do barramento	400 V
Tensão da rede	180 V(pico); 60 Hz
Frequência de amostragem	20040 Hz
Frequência de comutação	10020 Hz
Frequências dos ressonantes	60, 180, 300, 420 Hz
Fator de amortecimento dos ressonantes	0,0001

Neste cenário, tem-se quatro controladores ressonantes sintonizados em 60, 180, 300 e 420 Hz, e o problema de projeto dos ganhos em (12) particulariza-se em projetar ganhos de controle com 12 elementos, dado por

$$K = [k_1 \ k_2 \ \dots \ k_{12}] \quad (13)$$

Note que os três primeiros elementos do ganho (13) se referem à realimentação dos estados da planta, o quarto ganho se refere à realimentação do estado referente ao atraso, e os últimos oito ganhos se referem à realimentação dos estados internos dos controladores ressonantes.

Na próxima seção, um procedimento *off-line* para a obtenção do ganho  $K$  é dado, baseado no algoritmo PSO.

### 3 Otimização por enxame de partículas

No algoritmo PSO, uma partícula  $i$  representa uma possível solução de um problema de otimização. O conjunto de partículas é denominado enxame.  $s_i$  define a posição de cada partícula e, no problema em questão, representa o ganho de controle  $K$  em (12). Cada partícula utiliza equações de velocidade para atualizar sua posição e deslocar-se no espaço de busca no decorrer das épocas. Para um espaço de  $m$  dimensões, a posição de cada partícula é determinada por um vetor de coordenadas dado por

$$s_i = [s_{i,1} \ s_{i,2} \ s_{i,3} \ \dots \ s_{i,m}] \quad (14)$$

O algoritmo armazena a posição que resultou o melhor valor da função objetivo que cada partícula já obteve, denominada de  $P_{i,best}$ . O algoritmo também armazena a posição que resultou o melhor valor da função objetivo entre todas as partículas do enxame, denominada de  $G_{best}$ .

A velocidade da partícula  $i$  é dada por

$$\begin{aligned} v_i(k+1) &= \omega v_i(k) + \phi_1 rand_1() (P_{i,best} - s_i(k)) \\ &\quad + \phi_2 rand_2() (G_{best} - s_i(k)) \end{aligned} \quad (15)$$

em que a nova velocidade é definida pela velocidade anterior, multiplicada pelo escalar  $\omega$  (inércia) e aumentada na direção de  $P_{i,best}$  e  $G_{best}$ .  $\phi_1$  e  $\phi_2$  são fatores denominados de taxas cognitivas e sociais, respectivamente.  $\phi_1$  determina o quanto a partícula é influenciada pela memória de sua melhor posição, e  $\phi_2$  determina quanto a partícula é influenciada pela melhor posição do enxame. A função de número aleatório  $rand()$  retorna um número entre 0 e 1. Usa-se números aleatórios independentes a fim de variar estocasticamente a atração relativa de  $P_{i,best}$  e  $G_{best}$ . A introdução de um elemento aleatório na otimização destina-se a simular que o componente tenha um pequeno comportamento imprevisível em relação ao deslocamento natural do enxame.

A atualização da posição da partícula é dada por

$$s_i(k+1) = s_i(k) + v_i(k+1) \quad (16)$$

e pode ser observada na Figura 2, em um exemplo ilustrativo para um espaço de busca de duas dimensões.

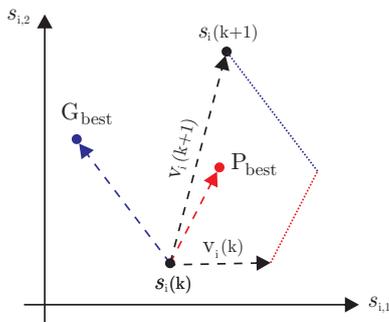


Figura 2: Atualização da posição de uma partícula no algoritmo PSO.

O fluxo de execução do algoritmo segue os passos a seguir.

1. Inicializa aleatoriamente a posição das partículas do enxame dentro dos limites do espaço de busca definido.
2. Calcula a função objetivo de cada partícula.
3. Atualiza  $P_{i,best}$  de cada partícula e  $G_{best}$  do enxame.
4. Atualiza posição e velocidade das partículas.
5. Se o critério de parada é atingido, retorna a melhor solução e finaliza a execução. Se não, retorna ao passo 2.

Retomando o projeto do ganho do controlador com o algoritmo PSO, tem-se que as posições das partículas representam possíveis ganhos  $K$  e, portanto, o vetor em (13) pode ser representado por

$$s_i = [s_{i,1} \ s_{i,2} \ s_{i,3} \ \cdots \ s_{i,12}] \quad (17)$$

A função objetivo escolhida aqui é dada pelo máximo módulo dos autovalores de malha fechada, que indica a estabilidade do sistema, calculada para a posição atual da partícula  $i$  como

$$f(s_i) = \max |eig(A_{aug}(L_g) + B_{uaug}(L_g) s_i)| \quad (18)$$

com  $L_g$  em (1) e os demais parâmetros para calcular  $A_{aug}(L_g)$  e  $B_{uaug}(L_g)$  definidos na Seção 2.

O algoritmo PSO é configurado com os parâmetros da Tabela 2

Tabela 2: Configurações do PSO.

Número de partículas	50
$\phi_1$	0,5
$\phi_2$	0,5
Velocidade das partículas	[-0,5 0,5]
Número de épocas	100

e com os seguintes limites para o espaço de busca

$$\begin{aligned} K_{sup} &= [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 100 \ 0 \ 50 \ 0 \ 50 \ 0 \ 50 \ 0] \\ K_{inf} &= [-15 \ -15 \ -15 \ -15 \ 0 \ -100 \ 0 \ -50 \ 0 \ -50 \ 0 \ -50] \end{aligned} \quad (19)$$

Executando o PSO até a época 100 (critério de parada), tem-se que a melhor partícula do enxame, que representa o ganho de controle  $K$  em (13), é dada por

$$G'_{best} = \begin{bmatrix} -13,723036617693124 \\ -3,601302702276610 \\ -3,589590280088251 \\ -0,352751517565715 \\ 41,921960443839822 \\ -41,935030326885503 \\ 35,389053872400702 \\ -34,948353497737664 \\ 23,223234997664903 \\ -24,325771567878782 \\ 25,670135007355846 \\ -27,678452639493937 \end{bmatrix} \quad (20)$$

e a função objetivo associada a esta partícula é dada por

$$f(G_{best}) = 0,99319 \quad (21)$$

A Figura 3 mostra a convergência e o comportamento do enxame no decorrer das épocas, para as coordenadas 1 e 3 das partículas. A Figura 4 mostra o menor valor da função objetivo obtida no enxame em cada época.

Para comprovar a viabilidade do ganho de controle  $K = G_{best}$ , simulações e resultados experimentais do sistema em malha fechada são apresentados na próxima seção.

## 4 Simulações e resultados experimentais

Para comprovar a viabilidade do controlador, é muito importante sua implementação em condições reais, em protótipo físico. Isto porque, na

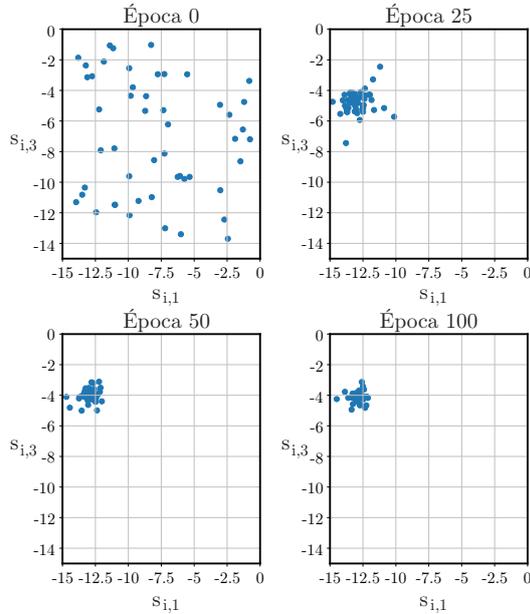


Figura 3: Comportamento do enxame no decorrer das épocas, para as componentes 1 e 3 das partículas.

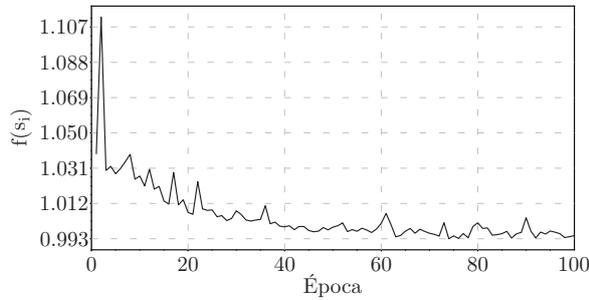


Figura 4: Menor valor da função objetivo obtido no enxame em cada época.

prática, o sistema é sujeito a condições de difícil reprodução em simulação, como ruídos, não-linearidades e dinâmicas não-modeladas, que podem validar o controlador obtido ou, no caso de instabilidade ou de desempenho insatisfatório, indicar necessidade de reprojetos.

Para a implementação prática, foi utilizado um protótipo com parâmetros dados na Tabela 1. O inversor trifásico utilizado tem potência 5,4 kW. Para as medições de correntes e tensões nos elementos do filtro LCL, foram utilizados sensores de efeito Hall. Para implementação do controle, foi utilizado um DSP TMS320F28335, de ponto flutuante. O algoritmo de sincronismo com a tensão da rede também é implementado no DSP, utilizando um filtro de Kalman (Cardoso et al., 2008). Todos os resultados desta seção foram obtidos com o conversor conectado à rede elétrica trifásica especificada na Tabela 1.

A Figura 5 mostra o máximo módulo dos autovalores do sistema em malha fechada com o ganho de controle (20), para indutância de rede  $L_g$  entre  $L_{gmin}$  e  $L_{gmax}$ . Pode-se comprovar por esta figura que, no pior caso, o máximo módulo dos au-

tovalores confirma o valor dado em (21), indicando a estabilidade robusta à incerteza paramétrica em  $L_g$  com o controlador fornecido pelo PSO.

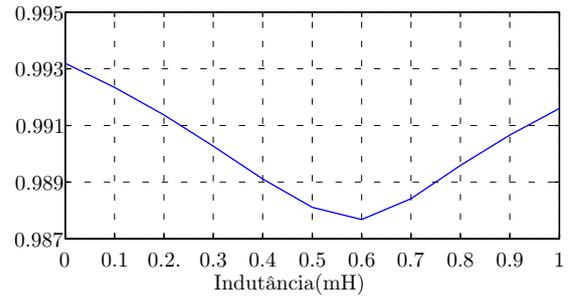


Figura 5: Máximo módulo dos autovalores do sistema em malha fechada com ganhos em (20), obtido a partir do PSO, para indutância de rede  $L_{gmin} \leq L_g \leq L_{gmax}$ .

A resposta em frequência da entrada  $i_{ref}$  para a saída  $i_g$ , do sistema em malha fechada, é mostrada na Figura 6, para valores de  $L_g$  entre  $L_{gmin}$  e  $L_{gmax}$ . Pode-se notar o ganho de 0 dB e a fase equivalente a 0 graus na frequência de 60 Hz para todos os casos, assegurando o rastreamento de referências senoidais nesta frequência para a corrente de rede.

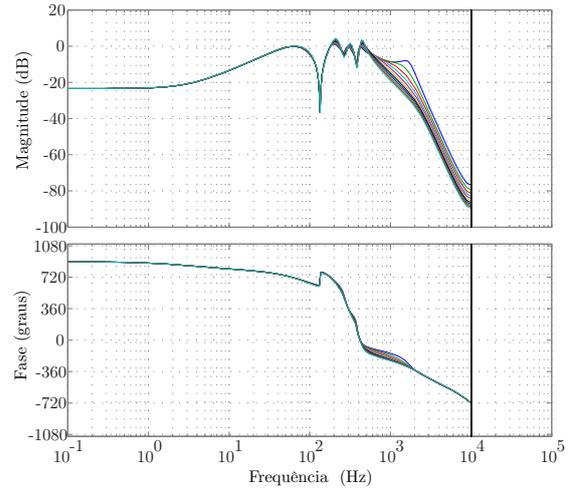
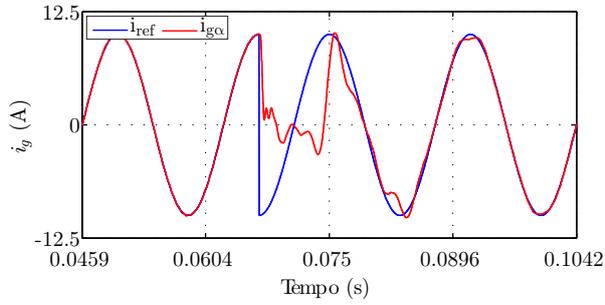
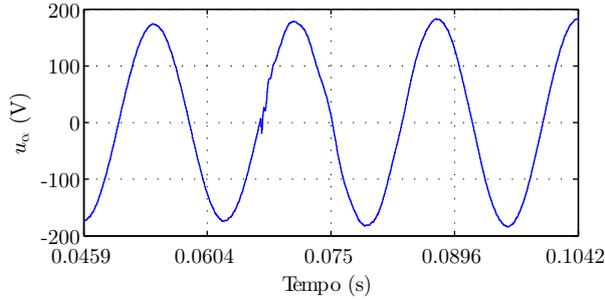


Figura 6: Diagrama de Bode do sistema em malha fechada com ganhos dados em (20), com entrada dada por  $i_{ref}$  e saída  $i_g$ , com indutância de rede  $L_{gmin} \leq L_g \leq L_{gmax}$ .

A Figura 7 mostra a simulação do sistema em malha fechada com o ganho (20), para a situação de indutância de rede  $L_{gmin}$  e para uma variação de fase na referência de corrente, representando uma variação de potência reativa. Pode-se notar, na Figura 7(a), a boa recuperação transitória e o bom rastreamento da corrente em regime permanente, antes e depois da variação da referência, o que é esperado tendo em vista a resposta em frequência na Figura 6. A Figura 7(b) mostra o sinal de controle referente à simulação na Figura 7(a), o qual é factível, sem saturações de amplitude nem exigência de componentes de alta frequência.



(a)



(b)

Figura 7: Resultados de simulação do sistema em malha fechada para  $L_{gmin}$ : (a) referência senoidal incluindo variações de fase e de amplitude e saída; (b) sinal de controle.

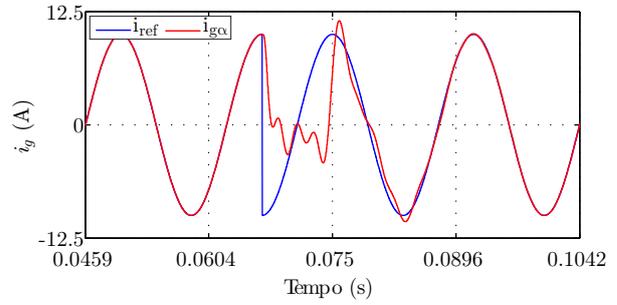
As mesmas simulações realizadas na Figura 7 foram repetidas na Figura 8, agora para o caso de operação sob indutância de rede  $L_{gmax}$ . As conclusões sobre boa recuperação transitória e bom rastreamento em regime permanente permanecem válidas, indicando a capacidade do controlador em prover respostas satisfatórias para operações em casos de valores extremos de indutância de rede.

A Figura 9 mostra resultados experimentais do sistema em malha fechada com os ganhos (20), obtidos por meio do PSO. Estes resultados foram extraídos dos dados do DSP, para a corrente no eixo  $\alpha$  e sua referência, repetindo o padrão de testes de simulação de variação de referência nas Figuras 7 e 8. Nota-se a boa correspondência dos resultados experimentais na Figura 9, principalmente com os resultados de simulação para  $L_{gmin}$ , da Figura 7, o que indica que os modelos utilizados na simulação e a faixa de incerteza paramétrica estão adequados.

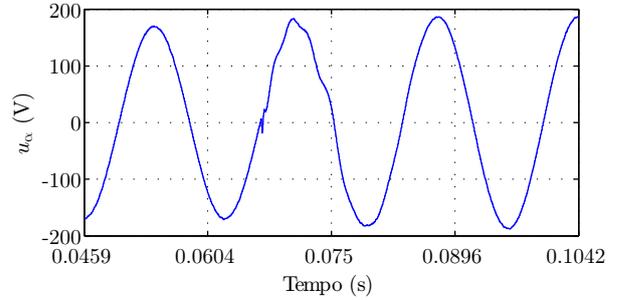
As correntes trifásicas experimentais, referentes ao ensaio mostrado na Figura 9, são dados na Figura 10. Como esperado, tem-se boa recuperação frente ao transitório de variação na fase da referência e bom comportamento das formas de onda de corrente em regime permanente.

Para comprovar a boa qualidade das formas de onda de corrente injetadas na rede pelo conversor, a Figura 11 mostra um detalhe das correntes experimentais em regime permanente. Visualmente, pode-se notar a baixa distorção das formas de onda senoidais.

Finalmente, para comprovar que, na prática,



(a)



(b)

Figura 8: Resultados de simulação do sistema em malha fechada para  $L_{gmax}$ : (a) referência senoidal incluindo variações de fase e de amplitude e saída; (b) sinal de controle.

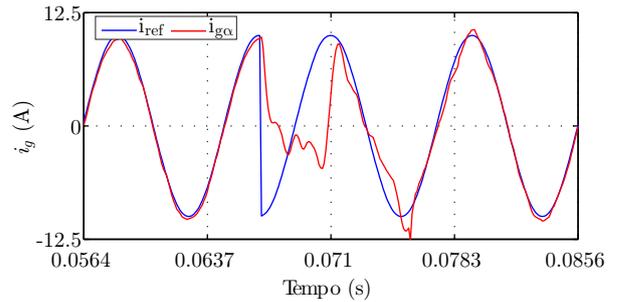


Figura 9: Resultado experimental do sistema em malha fechada para a corrente  $\alpha$

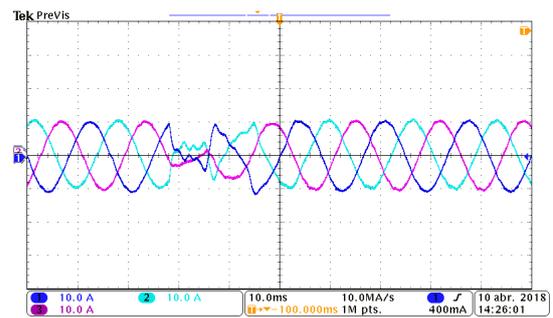
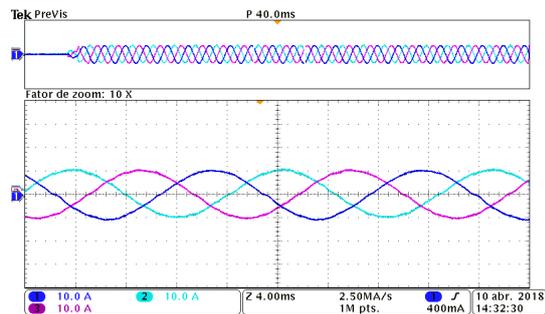


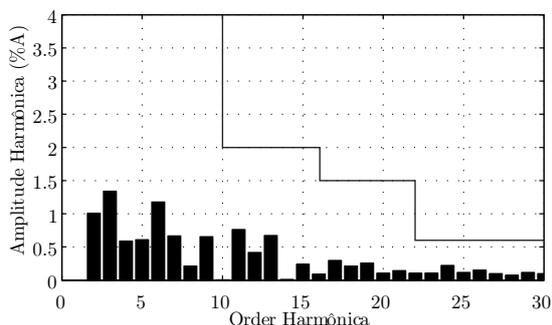
Figura 10: Resultado experimental do sistema em malha fechada correspondente ao ensaio na Figura 9, apresentando as correntes trifásicas.

as correntes injetadas na rede pelo conversor atendem a exigências de norma, foi feita a análise harmônica de uma das correntes de fase da Figura 11(a), cujos resultados são mostrados na Figura 11(b), juntamente com os limites de harmônicas da norma (IEEE, 2011). Nota-se claramente

que as harmônicas individuais estão dentro dos limites prescritos pela norma. A THD desta forma de onda é 3%, comprovando a boa qualidade dos resultados com o controlador obtido por meio do PSO.



(a)



(b)

Figura 11: Resultado experimental em regime permanente do sistema em malha fechada, em um ensaio de referência com amplitude de 10 A.

## 5 Conclusões

Este artigo apresentou ganhos de controle por realimentação de estados projetados por meio de um algoritmo PSO e aplicados a inversores trifásicos conectados à rede. Diferentemente de outros trabalhos correlatos, aqui os ganhos fornecidos pelo PSO são validados experimentalmente para o caso trifásico e com incertezas na rede. A otimização do controlador é baseada na minimização do máximo módulo dos autovalores do sistema em malha fechada, sujeito a incertezas paramétricas na indutância de rede, o que garante robustez contra estas incertezas e respostas transitórias rápidas, conforme se pode observar pelos resultados de simulação e experimentais apresentados. A análise das correntes de rede obtidas experimentalmente confirma THD e harmônicas individuais compatíveis com os limites da norma IEEE-1547, atestando a viabilidade do controlador para esta importante aplicação.

## Agradecimentos

Os autores agradecem às agências brasileiras CAPES e ao CNPq (Projeto 306197/2015-4).

## Referências

- Altinoz, O. and Erdem, H. (2010). Evaluation function comparison of particle swarm optimization for buck converter, *Power Electronics Electrical Drives Automation and Motion (SPEEDAM), 2010 International Symposium on*, IEEE, pp. 798–802.
- Banerjee, S., Ghosh, A. and Rana, N. (2017). An improved interleaved boost converter with pso-based optimal type-iii controller, *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics* **5**(1): 323–337.
- Blaabjerg, F., Chen, Z. and Kjaer, S. (2004). Power electronics as efficient interface in dispersed power generation systems, *Power Electronics, IEEE Transactions on* **19**(5): 1184–1194.
- Blaabjerg, F. and Ma, K. (2013). Future on power electronics for wind turbine systems, *Emerging and Selected Topics in Power Electronics, IEEE Journal of* **1**(3): 139–152.
- Buso, S. and Mattavelli, P. (2006). *Digital Control in Power Electronics*, Morgan & Claypool Publishers.
- Cardoso, R., de Camargo, R. F., Pinheiro, H. and Gründling, H. A. (2008). Kalman filter based synchronisation methods, *Generation, Transmission Distribution, IET* **2**(4): 542–555.
- da Silva, S. A. O., Sampaio, L. P., de Oliveira, F. M. and Durand, F. R. (2016). Feed-forward dc-bus control loop applied to a single-phase grid-connected pv system operating with pso-based mppt technique and active power-line conditioning, *IET Renewable Power Generation* **11**(1): 183–193.
- Dannehl, J., Fuchs, F. and Thøgersen, P. (2010). PI state space current control of grid-connected PWM converters with LCL filters, *Power Electronics, IEEE Transactions on* **25**(9): 2320–2330.
- Dannehl, J., Fuchs, F. W., Hansen, S. and Thøgersen, P. B. (2010). Investigation of active damping approaches for PI-based current control of grid-connected pulse width modulation converters with LCL filters, *IEEE Transactions on Industry Applications* **46**(4): 1509–1517.
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S. and Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* **6**(2): 182–197.

- Del Valle, Y., Venayagamoorthy, G. K., Mohagheghi, S., Hernandez, J.-C. and Harley, R. G. (2008). Particle swarm optimization: basic concepts, variants and applications in power systems, *IEEE Transactions on evolutionary computation* **12**(2): 171–195.
- Duesterhoeft, W., Schulz, M. W. and Clarke, E. (1951). Determination of instantaneous currents and voltages by means of alpha, beta, and zero components, *American Institute of Electrical Engineers, Transactions of the* **70**(2): 1248–1255.
- Emami, S., Poudeh, M. B. and Eshtehardiha, S. (2008). Particle swarm optimization for improved performance of PID controller on buck converter, *Mechatronics and Automation, 2008. ICMA 2008. IEEE International Conference on*, IEEE, pp. 520–524.
- Empresa de Pesquisa Energética (2017). *2017 Statistical Yearbook of Electricity*, Ministério de Minas e Energia.
- Erickson, R. W. (1997). *Fundamentals of Power Electronics*, Chapman & Hall, New York, NY.
- Haupt, R. and Haupt, S. (2004). *Practical Genetic Algorithms*, Wiley-Interscience publication, John Wiley.
- IEEE (2011). IEEE:1547 standard for interconnecting distributed resources with electric power systems.
- Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization, *Neural Networks, 1995. Proceedings.*, *IEEE International Conference on*, Vol. 4, IEEE, pp. 1942–1948.
- Liserre, M., Teodorescu, R. and Blaabjerg, F. (2006). Multiple harmonics control for three-phase grid converter systems with the use of PI-RES current controller in a rotating frame, *IEEE Transactions on Power Electronics* **21**(3): 836–841.
- Maccari, Jr., L. A., Massing, J. R., Schuch, L., Rech, C., Pinheiro, H., Oliveira, R. C. L. F. and Montagner, V. F. (2014). LMI-based control for grid-connected converters with LCL filters under uncertain parameters, *IEEE Transactions on Power Electronics* **29**(7): 3776–3785.
- Pedersen, M. E. H. (2010). Good parameters for particle swarm optimization, *Hvass Lab., Copenhagen, Denmark, Tech. Rep. HL1001*.
- Robinson, J. and Rahmat-Samii, Y. (2004). Particle swarm optimization in electromagnetics, *IEEE transactions on antennas and propagation* **52**(2): 397–407.
- Rodriguez-Guerrero, M. A., Jaen-Cuellar, A. Y., Carranza-Lopez-Padilla, R. D., Osornio-Rios, R. A., Herrera-Ruiz, G. and Romero-Troncoso, R. d. J. (2018). Hybrid approach based on ga and pso for parameter estimation of a full power quality disturbance parameterized model, *IEEE Transactions on Industrial Informatics* **14**(3): 1016–1028.
- Teodorescu, R., Liserre, M. and Rodríguez, P. (2011). *Grid Converters for Photovoltaic and Wind Power Systems*, Wiley - IEEE, John Wiley & Sons.
- Veerachary, M. and Saxena, A. R. (2015). Optimized power stage design of low source current ripple fourth-order boost dc-dc converter: A pso approach, *IEEE Transactions on Industrial Electronics* **62**(3): 1491–1502.
- Yoshida, H., Kawata, K., Fukuyama, Y., Takayama, S. and Nakanishi, Y. (2000). A particle swarm optimization for reactive power and voltage control considering voltage security assessment, *IEEE Transactions on power systems* **15**(4): 1232–1239.