

COMPARAÇÃO DE METAHEURÍSTICAS POPULACIONAIS NA SINTONIA DE PARÂMETROS DE CONTROLADORES CLÁSSICOS

JUAN F. VIDAL¹, ADRIANA R. G. CASTRO¹

1. Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Pará
Caixa Postal 479, 66075-110, Belém, PA, Brasil
E-mails: eng.juanvidal@gmail.com, adcastro@ufpa.br

Abstract—This paper presents a study on the performance of three bio-inspired algorithms applied to tune the parameters of classic PID controllers. It is used a PSO (Particle Swarm Optimization), a GA (Genetic Algorithm) and the islands model GA (IMGGA). The evaluation function used in this work is based on the calculation error between the responses generated with the use of controllers designed for each algorithm and a response that is created from the design specifications. The comparison is performed from the graphical comparison of the responses, comparing characteristics achieved in the scheme and the transition of each response and compared using the following indices: ITAE, ITSE, IAE and ISE.

Keywords—PSO, genetic algorithms, PID tuning, parameters optimization.

Resumo—Este trabalho apresenta um estudo sobre o desempenho de três algoritmos bio-inspirados aplicados à sintonia dos parâmetros de controladores PID clássicos. São utilizados um PSO (*Particle Swarm Optimization*), um AG (Algoritmo Genético) e um AG no modelo de ilhas (AGMI). A função de avaliação usada para os três algoritmos bio-inspirados é baseada no cálculo do erro entre as respostas geradas com o uso dos controladores projetados por cada algoritmo e uma resposta desejada que é criada a partir das especificações de projeto. A análise comparativa de desempenho dos algoritmos é realizada a partir das características alcançadas no regime permanente e no transitório de cada resposta e a partir dos índices de desempenho ITAE, ITSE, IAE e ISE.

Palavras-chave—PSO, algoritmos genéticos, sintonização de PID, otimização de parâmetros.

1 Introdução

Os sistemas de controle são parte integrantes da sociedade moderna e cada vez mais se faz necessário o uso de técnicas de otimização destes processos. Entre todos os controladores existentes na literatura, os controladores clássicos PID ainda encontram-se como os que estão em maior uso, principalmente no setor industrial. Estão disponíveis na literatura muitas técnicas para a sintonia de seus parâmetros e tais métodos visam, através da simplicidade, garantir o desempenho satisfatório para a maioria dos sistemas (Nise, 2002). Porém, muitas vezes estas técnicas necessitam do conhecimento prévio da dinâmica dos processos ou impõe características específicas para que seja possível seu uso na sintonia dos parâmetros (Ogata, 2003). Neste contexto surge a necessidade do uso de outros métodos de sintonia, sendo que entre os métodos propostos atualmente na literatura destacam-se os que utilizam algoritmos de Inteligência Computacional.

Em relação aos algoritmos baseados em Inteligência Computacional, as metaheurísticas populacionais são métodos de otimização que implementam uma busca por soluções ótimas para problemas complexos através do uso de direções orientadas por uma função objetivo (Michalewicz, 1992). Elas se baseiam em espécie de seres vivos e como estes se relacionam para manter a sua sobrevivência. Alguns autores vêm empregando com sucesso metaheurísticas populacionais na sintonia dos parâmetros dos controladores clássicos (Singh et al, 2015; Chaib et al, 2015) e no processo de controle adaptativo (Chiou et al, 2012; Patel et al, 2015). Entre os algoritmos de inteligência coletiva, o PSO (Particle Swarm Optimi-

zation) é o que recebe maior atenção na maioria das aplicações por apresentar uma grande capacidade de convergência para soluções próximas do ótimo e uma fácil implementação. No trabalho de (Chang et al, 2010) é proposto o uso de um PSO melhorado para procurar os ganhos ótimos de um controlador PID aplicado à sistemas não lineares. Em (Tarique et al, 2013) foi aplicado e avaliado o PSO para realizar a sintonia dos parâmetros do controlador PID usado para o controle de sistemas de velocidades de turbinas.

Os Algoritmos evolutivos são heurísticas baseadas no mecanismo de seleção natural proposta por Darwin, e utilizam conhecimentos baseados no processo de reprodução e mutação das espécies para evoluir uma população-solução em direção à solução ótima de um problema a ser resolvido. Os Algoritmos Genéticos (AGs) pertencem a esta classe de algoritmos e vêm sendo também utilizados em aplicações de sistemas de controle com sucesso (Vidal et al, 2015). Em (Paiva, 2010) foi aplicado um AG para realizar a sintonia dos ganhos de um controlador PID e sua validação é feita através da comparação com outros métodos de sintonia clássicos encontrados na literatura. No trabalho de (Santos et al, 2011) é utilizado o AG para realizar a busca dos parâmetros de um PID que deve realizar o controle de um sistema de nível de líquido. Tais parâmetros devem ser capazes de minimizar o índice ITAE (*Integral of Time multiplied by Absolute Error*).

Nos trabalhos citados anteriormente os algoritmos são usados para encontrar os melhores conjuntos de parâmetros que minimize uma função objetivo que é baseada nos valores dos índices de desempenho de controle tais como ITAE, ISE (*Integral of the Square Error*), IAE (*Integral of the Absolute Error*) e

ITSE (*Integral of Time multiplie by the Square Error*).

Neste trabalho é proposta a realização de um estudo comparativo entre três algoritmos bio-inspirados: PSO, AG e um Algoritmo Genético no modelo de ilhas (AGMI), para otimização de uma função objetivo que impõe uma resposta limitante de projeto com valores específicos de máximo sobressinal, tempo de estabilização e erro de regime permanente. O desempenho dos algoritmos será avaliado usando os índices de desempenhos de controle e os valores característicos da resposta obtida.

O trabalho é dividido como apresentado a seguir. A Seção 2 aborda os conceitos de controle baseado em PID. A Seção 3 destaca as características das metaheurísticas populacionais abordando os passos do PSO e do AG. A Seção 4 apresenta o uso de metaheurísticas no processo de sintonia de controladores PID. A Seção 5 destaca os resultados numéricos e a Seção 6 faz uma breve discussão e observações sobre os resultados e apresenta as conclusões.

2 Controlador PID

O controlador PID é um dos mais utilizados nas indústrias, e sua popularidade pode ser atribuída ao seu desempenho robusto, em uma ampla gama de condições de funcionamento, e a sua simplicidade funcional, que permite aos engenheiros operá-los de uma forma simples e direta. O controlador PID é composto por três ações de controle: Proporcional, Integral e Derivativa. Através da sintonia dos parâmetros do controlador é possível obter uma resposta próxima da resposta ideal de projeto. A função de transferência de um controlador PID é dada por:

$$C(s) = K_p \left[1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s \right] \quad (1)$$

sendo K_p , T_i e T_d respectivamente o ganho proporcional, o tempo integral e o tempo derivativo.

A Figura 1 apresenta o diagrama de blocos de um sistema de controle utilizando um controlador PID.

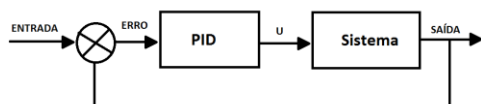


Figura 1. Diagrama de blocos de um sistema de controle com PID

Através das especificações de projeto, tais como o valor máximo do sobressinal (M_p), o tempo de acomodação da resposta desejada (T_s) e o tempo de subida (T_r), pode ser gerada a função de transferência em malha fechada desejada $G_d(s)$. Esta função tem a sua ordem determinada de acordo com as características das especificações de projeto desejadas, podendo ser utilizada durante o processo de ajustes dos parâmetros do controlador PID pelos métodos bio-inspirados.

3 Metaheurísticas Populacionais

As metaheurísticas são métodos de otimização que implementam alguns procedimentos para escapar de soluções ótimas locais e que possam se dirigir para pontos mais próximos dos ótimos globais. Em particular, as metaheurísticas populacionais se baseiam em espécies de seres vivos e como estes se relacionam para manter a sua sobrevivência. Estas populações são formadas por indivíduos que se movimentam de forma iterativa pelo espaço de busca do problema e a cada nova iteração, informações são trocadas para que cada indivíduo possa melhorar sua posição e assim a população convirja para a que leva a solução ótima. O mecanismo de troca destas informações é inspirado em processos naturais, tais como: reprodução de espécies, comportamentos sociais de grupos de animais e na teoria da seleção natural proposta por Darwin, entre outras.

3.1 Particle Swarm Optimization (PSO)

O PSO foi introduzido por Kennedy e Eberhart em 1995 como um processo estocástico de otimização baseado no comportamento coletivo de grupo de animais. No PSO os indivíduos que formam a população (Enxame) são conhecidos como partículas. Estas componentes representam a posição da partícula no espaço de busca e são atualizadas em cada interação do algoritmo. As partículas memorizam suas melhores posições já visitadas e seguem a melhor posição encontrada pelo grupo (Parsopoulos, 2010).

No algoritmo PSO o enxame é inicializado de forma aleatória. Em seguida cada partícula é avaliada. Se um dos critérios de parada for satisfeito o algoritmo irá encerrar e a melhor partícula encontrada é retornada. Os critérios são o número máximo de iteração ou se a resposta de alguma partícula do enxame gera uma resposta que satisfaz as especificações de projeto.

Caso nenhum dos critérios seja atingido, a velocidade de cada partícula é atualizada conforme:

$$V_i(t+1) = \omega \cdot V_i(t) + c_1 r_1 (P_i(t) - \Theta_i(t)) + c_2 r_2 (P_g(t) - \Theta_i(t)) \quad (2)$$

onde ω é fator de inércia, c_1 e c_2 são respectivamente os fatores cognitivo e social, r_1 e r_2 são números randômicos, V_i é a velocidade da partícula i , P_i é a melhor posição já visitada pela partícula, P_g é a melhor posição já visitada pelo enxame e Θ_i é a posição da partícula (Parsopoulos, 2010).

Em seguida a posição da partícula é atualizada usando:

$$\Theta_i(t+1) = \Theta_i(t) + V_i(t+1) \quad (3)$$

Após a atualização da velocidade e da posição de todo o enxame, a melhor posição de cada partícula

é atualizada juntamente com a melhor posição do enxame.

A facilidade de implementação decorrente da simplicidade das equações e etapas do algoritmo, assim como o número pequeno de parâmetros em comparação a outros algoritmos de otimização faz com que o PSO seja bastante utilizado em comparação a outros algoritmos de inteligência coletiva.

3.2 Algoritmo Genético (AG)

Um algoritmo genético representa uma técnica de busca heurística baseada na teoria da seleção natural proposta por Darwin, onde os mais aptos tendem a gerar descendentes em maior quantidade em relação aos menos aptos e deste modo fazendo com que a espécie evolua em direção a se adaptar ao ambiente (Goldberg, 1990; Michalewicz, 1992).

O algoritmo inicia criando de forma aleatória uma população de indivíduos-solução. Em seguida cada cromossomo é avaliado e os critérios de parada são então verificados, sendo estes o número máximo de gerações e se a resposta de algum cromossomo (indivíduo-solução) atende as especificações do projeto. Caso os critérios não sejam satisfeitos é então realizada a seleção dos pais que formarão os filhos que irão compor a nova população. Após os pais serem escolhidos é utilizado o operador de crossover BLX para gerar os filhos e a eles são aplicados o operador de mutação com uma taxa de 1%. No processo de substituição da população antiga pela nova pode ser utilizado o Elitismo para garantir que a melhor solução desta geração passe para a próxima. O algoritmo então retorna para a etapa de avaliação da nova população e retorna aos passos anteriores até que um dos critérios de parada seja satisfeito. Ao longo de sucessivas gerações o AG irá convergir para a região onde contém os melhores indivíduos.

4. Sintonia de Parâmetros de Controladores PID Usando Metaheurísticas Populacionais

Para o caso do algoritmo de inteligência coletiva PSO e algoritmo evolutivo AG, aplicados para o problema de sintonia de parâmetros de controladores PID, deve ser gerado para ambos uma população de indivíduos candidatos a solução para o problema. Neste caso, cada indivíduo da população é representado por um vetor que contém os parâmetros do controlador PID :

$$\Theta_n = [K_p, T_i, T_d] \quad (4)$$

Cada indivíduo deve ser avaliado para que seja usada uma heurística para guiar a população em direção às regiões onde estão contidas as melhores soluções. Cada algoritmo implementa esta heurística de uma forma particular. A Figura 2 apresenta a estrutura em diagrama de blocos que deve ser usada para avaliar a qualidade da resposta gerada pelos parâmetros do PID representados por cada indivíduo. A estrutura é formada pelo bloco que contém a função de malha fechada desejada $G_d(s)$ e o bloco de avaliação (sistema em malha fechada com o contro-

lador $C_n(s)$ e a planta $G(s)$, mais o diagrama com o algoritmo de sintonia usado.

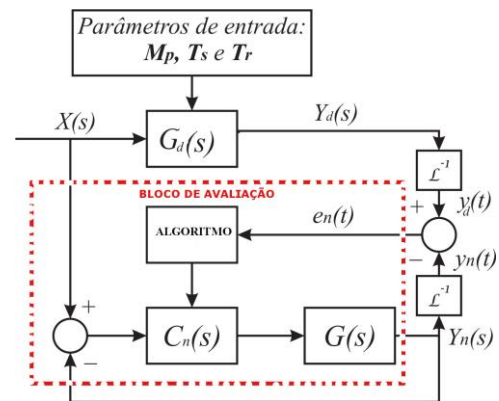


Figura 2. Estrutura de sintonia usando metaheurísticas

Um sinal $X(s)$ é aplicado à função em malha fechada desejada $G_d(s)$ gerando o sinal desejado $Y_d(s)$. O mesmo sinal de entrada é aplicado ao bloco de avaliação, sendo que os parâmetros do controlador $C_n(s)$ serão determinados pelo indivíduo Θ_n , sendo que para cada indivíduo será gerada a resposta $Y_n(s)$, com $n=1,2,...,N$, e N sendo o tamanho da população. Estes sinais serão então convertidos para o domínio do tempo juntamente com o sinal $Y_d(s)$ gerando os sinais $y_d(t)$ e $y_n(t)$. O erro entre a resposta do indivíduo n da população e a resposta desejada de projeto será calculado conforme:

$$e_n(t) = y_n(t) - y_d(t) \quad (5)$$

Em seguida todos os sinais de erros $e_n(t)$ serão repassados ao algoritmo de sintonia para que possa ser usado no cálculo da avaliação de cada indivíduo. A partir do sinal de erro obtido em (8) para cada indivíduo, sendo que cada sinal apresenta um número total de m pontos, o erro médio quadrático para cada indivíduo pode ser calculado conforme:

$$\bar{e}_n = \frac{\sum_{t=1}^m [e_n(t)]^2}{m} \quad (6)$$

Por fim cada indivíduo poderá ser avaliado usando a Função Objetivo:

$$F_n = \frac{1}{0,001 + \bar{e}_n} \quad (7)$$

Como pode ser observado, o indivíduo que obter o menor valor de erro médio quadrático será o indivíduo com maior valor de avaliação, e assim tem-se o controlador com parâmetros que fornecem a resposta mais próxima da resposta desejada.

4.1 Algoritmo Genético no Modelo de Ilhas (AGMI)

Em um controlador PID as ações de controle proporcional, integral e derivativa são combinadas para que possam ser produzidas respostas com valores sem erro de regime estacionário, a partir da ação proporcional-integral. E para que possa ser gerada uma resposta com uma melhor característica no transitório e um sistema estável é usada a ação de contro-

le derivativa (Ogata, 2003). Sendo assim, além do PSO e do AG, será utilizado também para a sintonia dos parâmetros do controlador PID o algoritmo genético no modelo de ilhas (AGMI).

Um AG que possua uma população com um tamanho de N indivíduos e execute por G gerações irá manipular um total de $N \times G$ indivíduos ao longo de sua excursão. Em casos onde o custo para se testar a qualidade de um único indivíduo seja um processo demorado, então o uso de uma população muito grande torna-se indesejável. Uma variante na literatura conhecida como μA utiliza um tamanho reduzido de indivíduos em sua população, e para evitar convergências prematuras que podem ocorrer devido a falta de diversidade genética é empregada uma estratégia frequente de reinicialização da população no decorrer de poucas gerações. Além disso, é usada alguma heurística para inicializar a população próxima das regiões onde se tem mais chance de ser encontrar os melhores indivíduos (Zalzala & Fleming, 1997; Krishnakumar, 1989). Considerando então a importância do desenvolvimento de AGs baseados em heurísticas para inicialização das populações próximas das regiões onde se tem mais chance de ser encontrar os melhores indivíduos, em (Vidal et al, 2015) propõe-se o AGMI baseado na utilização de três Algoritmos Genéticos, denominados de AG1, AG2 e AG3, para realizar a busca dos parâmetros do controlador PID. O AG1 evolui uma população aleatória ao longo de gerações calculando o erro entre as respostas dos indivíduos e a resposta desejada de projeto somente no período transitório. Enquanto que o AG2 evolui uma população criada aleatoriamente comparando o erro somente das respostas em regime permanente. Assim os indivíduos do AG1 são levados para próximo da região onde contém os melhores valores dos ganhos que diminuem o erro no transitório, porém com uma maior influência para o ganho derivativo. De forma análoga o AG2 faz o mesmo para o regime estacionário, com maior influência para os ganhos proporcional e integral. Os dois primeiros AGs possuem uma população pequena e um número de gerações baixo a fim de que não ocorra a completa convergência dos indivíduos. O AG3 recebe as duas populações anteriores e evolui as mesmas ao longo de sua geração calculando o erro em todo o tempo de resposta. Assim o AG3 começa a busca com um bom ponto de partida, uma vez que irá iniciar a busca em uma região com boas informações genéticas dos parâmetros.

5 Resultados Numéricos

5.1- Caso 1: Sistema de Segunda Ordem com erro de regime estacionário

Para analisar o desempenho da sintonia dos algoritmos para um sistema de segunda ordem foi utilizado o sistema com a seguinte função de transferência:

$$G(s) = \frac{0,2412}{s^2 + 0,45s + 0,09} \quad (8)$$

Como especificação de projeto para a sintonia dos parâmetros do PID é imposto que a resposta do sistema desejado (com controlador) se aproxime de um sistema de segunda ordem e passe a responder com uma resposta sem erro de regime permanente e atenda as especificações de desempenho apresentadas na Tabela 1. A Tabela 1 além de apresentar as especificações desejadas, também apresenta os valores alcançados para o sistema com o uso de cada controlador sintonizado pelos algoritmos AG, AGMI e PSO.

Tabela 1. Especificações desejadas e valores alcançados

	M_p	T_s
Valor de projeto	2%	1,83s
AG	0%	1,69s
AGMI	0,82%	1,7s
PSO	0%	1,59s

A Tabela 2 apresenta os ganhos dos controladores sintonizados por cada algoritmo e a Tabela 3 apresenta os valores dos índices de desempenho calculados para cada caso.

Tabela 2. Ganhos dos controladores projetados por cada algoritmo.

Algoritmos	Valor K_p	Valor T_i	Valor T_d
AG	4,3949	4,5638	2,3595
AGMI	4,0358	3,9124	2,3060
PSO	4,7352	5	2,3114

Tabela 3. Comparação entre os índices de desempenho

Índice	AG	AGMI	PSO
IAE	400,8016	455,4146	394,0223
ISE	198,658	219,5021	194,8274
ITAE	192,9159	330,1039	172,6921
ITSE	39,8319	49,6358	36,8821

A Figura 3 apresenta a resposta desejada (resposta limitante de projeto) e as respostas do sistema em malha fechada usando cada um dos controladores sintonizados pelos algoritmos AG, AGMI e PSO.

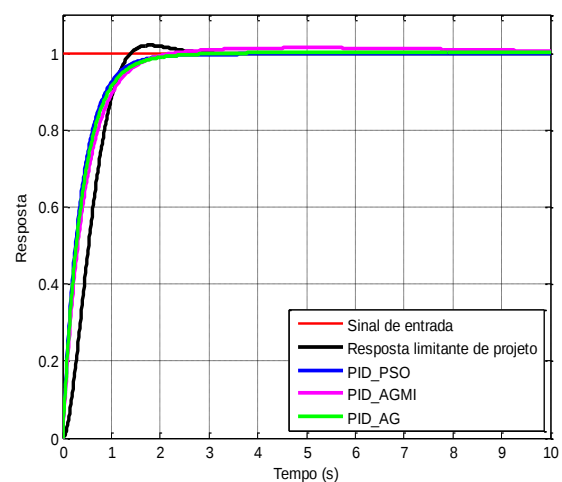


Figura 3- Caso 1: Comparação entre as respostas usando os controladores projetados por cada algoritmo

Para este caso o PSO obteve os melhores índices de desempenho em relação ao AG e ao AGMI. O AGMI foi o que resultou em valores de especificação mais próximos dos desejados.

5.2- Caso 2: Sistema de Primeira Ordem

Para analisar o desempenho da sintonia dos algoritmos para um sistema de primeira ordem foi utilizado o sistema com a seguinte função de transferência:

$$G(s) = \frac{2,99}{4,67s + 1} \quad (9)$$

Como especificação de projeto para a sintonia dos parâmetros do PID é imposto que a resposta do sistema desejado (com controlador) se aproxime de um sistema de primeira ordem. As especificações de desempenho desejadas para o sistema podem ser vistas na Tabela 4 juntamente com os valores alcançados para os sistemas com os controladores sintonizados pelo AG, AGMI e PSO.

Tabela 4. Especificações desejadas e valores alcançados

	M_p	T_r
Valor de projeto	0%	3,3s
AG	0%	2,47s
AGMI	0%	3,3s
PSO	0%	2,66s

A Tabela 5 contém os ganhos dos controladores projetados e a Tabela 6 apresenta os valores dos índices de desempenho para cada controlador.

Tabela 5. Ganho dos controladores

Algoritmos	Valor K_p	Valor T_i	Valor T_d
AG	1,6041	4,8016	0,1250
AGMI	1,1440	4,6463	0,1551
PSO	1,3537	4,7783	0

Tabela 6. Comparação entre os índices de desempenho

Índice	AG	AGMI	PSO
IAE	888,3183	1177,7	1944
ISE	418,5844	582,4943	915,214
ITAE	876,16	1458,5	4521,8
ITSE	222,2026	411,744	1733

A Figura 4 apresenta as respostas geradas com o uso dos controladores e a resposta desejada (limitante) de projeto.

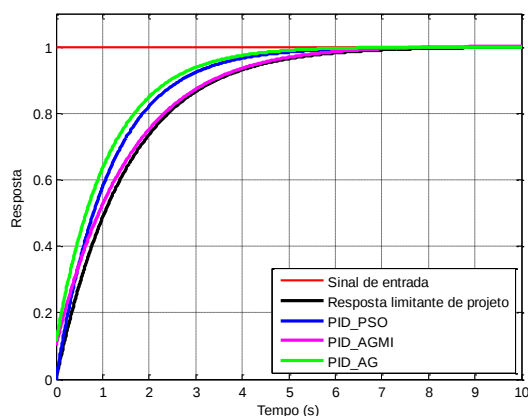


Figura 4-Caso 2: Comparação entre as respostas usando os controladores projetados por cada algoritmo

Para este caso o AG obteve os melhores índices de desempenho em relação ao PSO e ao AGMI. O

AGMI foi o que resultou em valores de especificação mais próximos dos desejados.

5.3- Caso 3: Sistema de Segunda Ordem com Resposta Oscilatória e Erro de regime Permanente

Para analisar o desempenho da sintonia dos algoritmos para um sistema de segunda ordem com resposta oscilatória no período transitório e erro de regime permanente foi utilizado o sistema com a seguinte função de transferência:

$$G(s) = \frac{0,294}{s^2 + 0,14s + 0,49} \quad (10)$$

A Figura 5 apresenta a resposta do sistema para uma entrada do tipo degrau unitário.

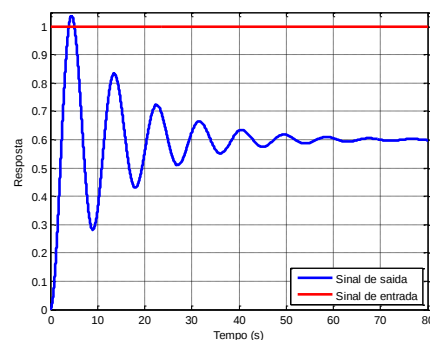


Figura 5. Resposta do sistema $G(s)$

Como especificação de projeto para a sintonia dos parâmetros do PID é imposto que a resposta do sistema desejado (com controlador) se aproxime de um sistema de segunda-ordem. As especificações desejadas de projeto para este caso estão apresentadas na Tabela 7, além das especificações alcançadas com o uso dos PID sintonizados.

Tabela 7. Especificação de projeto e valores alcançados

	M_p	T_s
Valor de projeto	1%	0,5s
AG	1,52%	0,57s
AGMI	0,61%	0,5s
PSO	1%	0,62s

A Figura 6 apresenta os gráficos das respostas para cada caso.

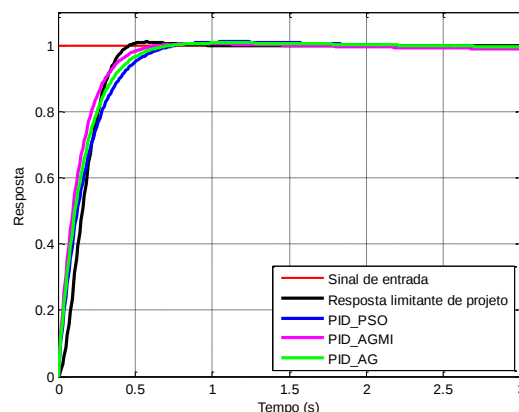


Figura 6-Caso 3: Comparação entre as resposta usando os controladores projetados por cada algoritmo

A Tabela 8 apresenta os valores dos ganhos encontrados. A Tabela 9 apresenta os valores dos índices de desempenho para este caso.

Tabela 8. Ganho dos controladores projetados por cada Algoritmo

Algoritmos	Valor Kp	Valor Ti	Valor Td
AG	4,5973	0,4463	4,6150
AGMI	5,7041	0,5235	4,3214
PSO	4,7085	0,5335	3,9540

Tabela 9. Comparação entre os índices para o caso 3

Índice	AG	AGMI	PSO
IAE	46,4356	40,5847	51,8687
ISE	23,8526	20,7468	26,8332
ITAE	7,7512	6,3529	9,7240
ITSE	1,8189	1,3715	2,2955

Neste terceiro caso o AGMI foi o que apresentou os melhores índices de desempenho e conseguiu produzir uma resposta com valores abaixo dos especificados no projeto. O pré-processamento nas regiões específicas da resposta onde cada parâmetro atua com mais efeito agrega ao algoritmo AGMI uma maior adaptabilidade para os casos em que as exigências especificadas no projeto são conflitantes.

6 Conclusão

Neste trabalho foi apresentado um estudo sobre o desempenho na sintonia de parâmetros de controladores PID clássicos utilizando algoritmos bio-inspirados. Foi utilizado uma função de avaliação que gera uma resposta desejada de projeto a partir de especificações estabelecidas tais como: sobressinal máximo, tempo de acomodação da resposta e o tempo de subida. Foram calculados os índices de desempenho para serem utilizados na comparação dos controladores projetados. Apesar de o AGMI possuir índices maiores em relação aos outros algoritmos, nos três casos, ele foi o que melhor conseguiu seguir a resposta desejada de projeto (especificações de desempenho). Os três algoritmos demonstraram capacidade para sintonizar os parâmetros de um controlador PID, mostrando-se como excelentes recursos para as aplicações em sistema de controle.

Referências Bibliográficas

- Chaib, L.; Choucha, A.; Arif, S. (2015) Optimal design and tuning of novel fractional order PID power system stabilizer using a new metaheuristic Bat Algorithm. *Aim Shams Engineering Journal*.
- Chang, W. D. and Shih, S. P. (2010) PID controller design of nonlinear systems using an improved particle swarm optimization approach. *Commun Nonlinear Sci Numer Simulat*.
- Chiou, J. S.; Tsai, S. H. and Liu, M T. (2012) A PSO-based adaptive fuzzy PID-controllers. *Simulation Modelling Practice and Theory*.
- Goldberg, D. E. (1990) Real-coded genetic algorithms, virtual alphabets, and blocking. *Dept. of General Engineering, IlliGAL Report 90001, Illinois, EUA*.

- KRISHNAKUMAR, K., (1989) Micro-genetic algorithms for stationary and non-stationary function optimization. *Proceedings of SPIE Intelligent Control and Adaptive Systems Conference*.
- Michalewicz, Z. (1992). *Algorithms + data Structures = Evolutions programs*. New York, Springer-Verlag.
- Nise, N. S. (2002). *Engenharia de sistemas de controle*. 3ª ed. Rio de Janeiro: LTC.
- Ogata, K. (2003) *Engenharia de controle moderno*. 4ª ed. Rio de Janeiro: Prentice/ Hall do Brasil.
- Paiva, L. S. (2010) *Aplicação de algoritmos genéticos para a sintonia de controladores*. Departamento de Engenharia Electrotécnica, Instituto Superior de Engenharia do Porto.
- Parsopoulos, K. E. (2010) *Particle Swarm Optimization and intelligence: Advances and Application*. Information Science Reference (IGI Global), USA.
- Patel, R. and Kumar, V. (2015) Artificial neuro fuzzy logic PID controller based on BF-PSO algorithm. *Eleventh International Multi-Conference on Information Processing*.
- Santos, F. G.; Mazzini, H. M.; Souza, B. B. e Melotti, G. (2011) Métodos de sintonia de controladores PI/PID aplicados a um sistema de nível. *X-SBAI- Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*.
- Singh, K.; Vasant, P.; Elamvazuthi, I. and Kamani, R. (2015) PID tuning of servomotor using Bat Algorithm. *19th International Conference on Knowledge Based Intelligent Information and Engineering Systems*.
- Tarique, A. and Gabbar, H. A. (2013) Particle Swarm Optimization (PSO) based turbine control. *Intelligent Control and Automation*.
- Vidal, J. F.; Silva, O. F.; Freitas, V. S.; Medeiros, R. L. P. e Castro, A. R. G. (2015) Estratégia de identificação de sistemas e controle PID via algoritmo genético no modelo de ilhas. *XII-SBAI- Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*.
- ZALZALA, A. M. S. and FLEMING, P. J. (1997) *Genetic Algorithms in Engineering Systems*. Institution of Electrical Engineers, United Kingdom.