



Sintonia de controlador pid utilizando os métodos R2W e PSO Tuning of pid controller using R2W and PSO

Felipe Rebelo Lopes¹

Resumo: O trabalho aborda técnicas de sintonia de controladores PID (proporcional-integral-derivativo) através de algoritmos evolucionários e a análise de eficiência entre os dois. Foram implementados os algoritmos de enxame de partículas (PSO) e o R2W. Neste caso, a função objetivo passa a ser a saída da planta com o controlador PID, sobressinal, tempo de acomodação e resíduo. O resultado deve conter os parâmetros ótimos de K_p , T_i , e T_d , que satisfaçam a especificação de desempenho esperada para uma resposta ao degrau. Estas duas técnicas de procura aleatória garantem maior rapidez e facilidade na busca de ganhos necessários para o controlador por se manter na procura da resposta desejada para o sistema em malha fechada. Os resultados experimentais reforçam a eficiência dos métodos que garantem melhor desempenho que a sintonia clássica de Ziegler-Nichols e, apesar do método PSO possuir um maior número de pesquisas, o método de R2W se mostrou mais eficiente para os problemas de controle propostos.

Palavras-chave: Sintonia PID, PSO, R2W, otimização

¹ IME – Instituto Militar de Engenharia

Abstract: The parameters selection of proportional, integral and differential coefficient (PID) for controller is necessary for a control in a step response. However, it is difficult to adjust these parameters. This paper deals with two techniques for PID controller tuning using evolutionary algorithms and a fitness analysis of both. The Particle Swarm Optimization (PSO) and Random Restricted Window (R2W) were implemented in three different systems. The objective function becomes the output with PID controller, overshoot, settling time and residue. The result contains the optimal parameters of K_p , T_i and T_d , which satisfy the specification of expected performance for a step response. These two techniques ensure random searching more quickly and easily in search of earnings needed for the controller to remains in the search for desired response for the closed-loop system. The experimental results show the efficiency of methods with better performance than the classical Ziegler-Nichols tuning rules, and despite the PSO method has a larger number of papers, the R2W method is more efficient to control problems proposed.

Keywords: PID tuning, PSO, R2W, optimization.

1. Introdução

Os controladores PID (proporcional-integral-derivativo) são bastante utilizados em ambientes industriais, em parte por sua simplicidade de implementação e a robustez na presença de incertezas paramétricas do modelo. Vários trabalhos em engenharia podem ser citados, como o controle de um canal de irrigação (Domingues *et al*, 2011), o regulador de tensão automático (Pan e Das, 2012, 2013), controle de turbina hidráulica (Chen *et al*, 2014), controle de VANTs (Thums *et al*, 2012), reator nuclear (Das *et al*, 2013), e muitos outros.

Entretanto um dos grandes desafios nesta área é o ajuste adequado do controlador a fim de produzir uma resposta satisfatória. As regras de Ziegler-Nichols procuram ajustar os valores de ganhos proporcional, integral e derivativo, baseadas na resposta experimental ao degrau (Ogata, 2003). Além deste, existem outros métodos tradicionais como o Diagrama de resposta em frequência e o lugar das raízes. Estes métodos geralmente não atingem níveis desejados de eficiência e são dependentes do conhecimento do processo por parte do projetista para um posterior ajuste fino dos ganhos (Bindu e Namboothiripad, 2012; Neto e Gomes, 2010).

A possibilidade de gerar ganhos ótimos para a sintonia do controlador através de algoritmos evolucionário tem criado uma série de pesquisas na área para os mais diversos processos industriais, isto devido suas estruturas simples, melhores resultados e a velocidade da resposta. Eles podem ser utilizados como uma ferramenta vital no projeto de controladores clássicos e modificados em uma classe de modelos de processos instáveis (Latha *et al*, 2013).

Em literaturas recentes são apresentadas diversas sintonias de controladores PID de sistemas de uma entrada e uma saída (SISO) utilizando algoritmos evolucionários como os de algoritmos genéticos (Ayala e Coelho, 2012; Bindu e Namboothiripad, 2012; Zhang *et al*, 2009), o algoritmo de otimização de colônia de formigas (Coelho e Bernert, 2010; Tomera, 2014), otimização em espiral (Nasir *et al*, 2012), multi-parâmetros divergentes (Alagoz *et al*, 2013), e enxame de partículas (Greco *et al*, 2014; Jaafar *et al*, 2012; Latha *et al*, 2013).

Outro método estocástico conhecido como R2W (Random Restricted Window) apresenta características similares aos já citados por ser simples e com um bom tempo de resposta. Trabalhos recentes, (Câmara e Silva Neto, 2008; Ribeiro *et al*, 2013, 2014), obtêm resultados significativos na busca de parâmetros comprovando sua eficiência e adaptabilidade.

Este trabalho tem por objetivo a aplicação deste método R2W em sistemas de controle, neste caso, na sintonia do controlador PID obtendo os ganhos proporcional, integral e derivativo para o ajuste fino do sistema em malha fechada. Além disso, realiza-se um comparativo do R2W com o enxame de partículas e as regras de Ziegler-Nichols já consolidadas.

2. Controladores PID

A utilidade dos controles PID está na sua aplicabilidade geral á maioria dos sistemas de controle. Em particular quando o modelo matemático não é conhecido (Ogata, 2003).

Em se tratando do sinal de erro (E) com o sinal de saída (U) do controlador PID, a função de transferência, no domínio da frequência, pode ser expressa por:

$$G_c(s) = \frac{U}{E} = K_p \left(1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s \right) \quad (1)$$

O diagrama da Figura 1 apresenta o diagrama de blocos para um sistema em malha fechada com um controlador PID.

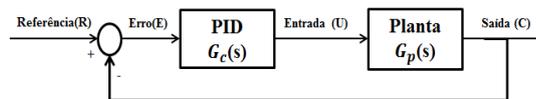


Figura 1: Sistema de Malha Fechada com um Controlador PID

Através desta análise se pode escrever a relação de entrada e saída de todo o sistema. Desta forma, a função de transferência é dada por:

$$G_{total}(s) = \frac{C}{R} = \frac{G_c(s) * G_p(s)}{1 + G_c(s) * G_p(s)} \quad (2)$$

Esta modelagem foi utilizada para a simulação de todos os controles propostos atuando apenas na sintonia dos parâmetros K_p , T_i e T_d .

3. Métodos de Sintonia

A sintonia de um controlador é o método utilizado para avaliar os parâmetros do controlador PID de modo que este proporcione uma resposta satisfatória com relação ao determinado no projeto. Para isto é necessário obter os valores ótimos dos três parâmetros do controlador PID. Há diversos métodos para calcular os valores adequados dos parâmetros e os métodos diferem em complexidade, flexibilidade e quantidade de processos conhecidos (Geetha *et al.*, 2014).

A Figura 2 apresenta de maneira geral, como o processo de sintonia do controlador será atualizado a partir das duas das técnicas que são utilizadas neste trabalho e apresentadas em seguida.

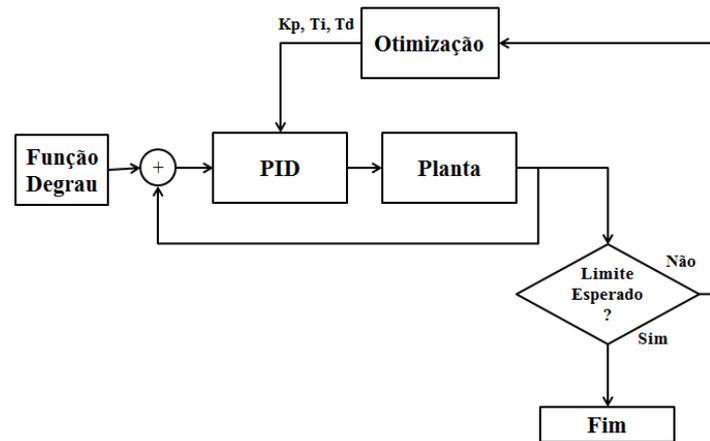


Figura 2: Diagrama de Sintonia do Controlador PID com Técnicas de Otimização.

3.1. Métodos PSO – Enxame de partículas

Desenvolvida em Kennedy e Eberhart (1995), a otimização por enxame de partículas (PSO) é uma técnica estocástica baseada na população. Criada a partir do modelo do comportamento social de um bando de aves à procura de locais para criar seus ninhos, a técnica considera a inteligência coletiva como uma forma de melhor busca de solução por meio da iteração entre seus indivíduos, ao contrário de um único agente totalmente isolado, carregar a informação. Este método tenta equilibrar a inteligência social e a cognitiva dos indivíduos, e conforme Colaço *et al* (2004) quando a individualidade é aumentada, a busca de locais alternativos para criadouros é também aumentada. No entanto, se for demasiado elevada, o indivíduo pode nunca encontrar o melhor local. Por outro lado, quando a sociabilidade é aumentada, o indivíduo aprende mais com a experiência dos seus vizinhos, porém, se for muito alto, todos os indivíduos podem convergir para o primeiro mínimo encontrado, que poderá ser um mínimo local.

O processo inicia com uma população de solução aleatória que ao passar das iterações buscam novas soluções. Cada partícula possui sua posição X_i^k e velocidade V_i^{k+1} , onde i é a posição da partícula na iteração k . A melhor posição de cada partícula (inteligência cognitiva) é guardada em XC_i^k e a melhor posição de todos os indivíduos durante todas as iterações (inteligência social) é mantida em XG . Durante a cada iteração k , a velocidade é atualizada por uma velocidade anterior determinada por:

$$V_i^{k+1} = \alpha V_i^k + \beta_c R_1 (XC_i^k - X_i^k) + \beta_s R_2 (XG - X_i^k) \quad (3)$$

Onde α é a inércia com que a velocidade anterior esta submetida, β_c o aprendizado cognitivo, β_s o aprendizado social e r_1 e r_2 números aleatórios entre 0 a 1 criados para que as partículas não caiam em mínimos locais na função objetivo. Além disso, em cada iteração é necessário atualizar a posição da partícula, na forma:

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (4)$$

Este processo iterativo deverá ser repetido até que o intervalo de erro seja atingido.

3.2. Método R2W – Random Restricted Window

O método de otimização R2W busca a melhor solução em uma janela com uma população de possíveis soluções e adapta-se a região de melhor solução fazendo um refinamento dos resultados (Câmara e Silva Neto, 2008).

O algoritmo R2W analisa a função objetivo a partir de estimativas aleatórias (ζ) pertencentes a um domínio definido (Z) para os parâmetros que se deseja obter, escolhendo as melhores soluções nos intervalos de valores estimados para os parâmetros em que a função objetivo apresenta menor resíduo,

$$Z = f(\zeta_1, \zeta_2, \zeta_3, \dots) \quad (5)$$

$$\zeta_i = \zeta_{iL} + R(\zeta_{iH} - \zeta_{iL}) \quad (6)$$

Onde ζ_{iL} e ζ_{iH} representam o menor e o maior valor do parâmetro respectivamente. Desta forma se define uma janela (intervalo) onde as estimativas pertençam, sendo R um número aleatório no intervalo $0 \leq R \leq 1$. Em seguida, todo o procedimento apresentado na Equação (6) é repetido para cada parâmetro ζ_i , obtendo valores aleatórios pertencentes ao domínio definido conforme o número de parâmetros desejados.

Por fim, ao gerar as estimativas definidas por um domínio restrito, os resultados das simulações são comparados com os dados experimentais para encontrar as melhores soluções em questão. Para isso, é feita uma avaliação da soma dos resíduos quadrados Q .

$$Q = \sum_{i=1}^{np} (C_{exp} - C_{sim})^2 \quad (7)$$

Onde C_{exp} e C_{sim} são os dados experimentais do problema e os dados simulados com as estimativas aleatórias e np corresponde ao número de dados experimentais utilizados na simulação.

Após a busca aleatória inicial ψ_1 , uma nova busca ψ_2 é feita em uma janela menor que a anterior, o que restringe ainda mais a busca, sendo este novo intervalo de busca definido por δ (fator de restrição) utilizando as Equações 8 e 9, para ζ_i^* sendo a melhor solução do parâmetro i encontrado na fase anterior ψ_1 .

$$\zeta_L = \zeta_i^* - \delta \cdot (\zeta_i^*) \quad (8)$$

$$\zeta_H = \zeta_i^* + \delta \cdot (\zeta_i^*) \quad (9)$$

Buscando sempre uma melhor solução, é realizada uma terceira etapa ψ_3 apenas repetindo os procedimentos das Equações 8 e 9, onde é realocada a janela (Bihain *et al.*, 2012).

O procedimento deve ser mantido até obter o resultado obedecendo ao critério de convergência.

3.3. Sintonia do Controlador PID por PSO e R2W

Neste trabalho é proposta a sintonia do controlador PID para três diferentes plantas. A primeira é um sistema de segunda ordem para verificar a funcionalidade básica do método R2W e comparar os resultados com o do enxame de partículas. A segunda planta foi retirada de (Ogata, 2003) e os valores obtidos no método R2W e PSO são também comparados aos valores originais das regras de Ziegler-Nichols e dos valores após o ajuste fino após as regras. A terceira planta apresenta características que impedem a aplicação das regras de Ziegler-Nichols e torna os métodos de sintonia aqui aplicados uma alternativa de solução.

A primeira planta (Sistema 1) é representada por:

$$G_1(s) = \frac{4}{s^2 + 0.5s + 1} \quad (10)$$

Utilizando o método R2W, o valor de δ para o deslocamento da janela é de 0.08 e definiu-se a janela inferior como [0, 0, 0] e a janela superior de [3, 3, 3].

No método enxame de partículas, foi determinado que o valor inercial α tem valor 0.5 e que β_c e β_s são iguais a 1. Para criar a população, foi determinado que a posição e a velocidade de K_p as faixas de 0 a 10 e para T_d e T_i faixas de 0 a 1. Os dois métodos contém uma população de 800 indivíduos.

Na segunda planta (Sistema 2), o sistema é expresso por:

$$G_1(s) = \frac{1}{s(s+1)(s+5)} \quad (11)$$

Para o R2W, o valor de δ é de 0.08, e para as janelas [0, 0, 0] e [20, 50, 2] inferior e superior respectivamente.

Para o enxame de partículas, são utilizados os mesmos valores para α e β com posição e velocidade para T_d variando entre 0 e 1 e para K_p e T_i variando de 0 a 100. Para os dois métodos foram avaliados 800 indivíduos.

Por fim, analisando o a terceira planta (Sistema 3), o modelo é representado por:

$$G_1(s) = \frac{(s+2)(s+3)}{s(s+1)(s+5)} \quad (12)$$

Para esta planta, no método R2W permanece o valor de δ e da janela inferior modificando apenas a janela superior, [20, 10, 0.01].

Partindo dos mesmos valores do enxame de partículas dos dois sistemas já estudados, apenas são alteradas as faixas de busca de cada parâmetro. Neste caso, K_p busca entre 0 e 10, T_d varia entre 0 e 1 e T_i busca os valores entre a faixa de 0 e 60.

4. Resultados e Discussão

Todos os modelos apresentados nas Equações 10, 11 e 12 são obtidos por meio das funções de transferência como mostrado na Equação 2. Foram avaliados três parâmetros na saída do controlador como sobressinal (overshoot), tempo de resposta e erro em regime permanente. Os valores para os ganhos de K_p , T_d e T_i são apresentados na Tabela 1 e os resultados do sinal de saída do sistema 1 controlado na Tabela 2.

A figura 3 apresenta uma comparação entre os métodos R2W e PSO atuando no sistema 1. Nota-se que, nos três testes apresentados na figura, o método de PSO obteve tempo de subida menor que do obtido no R2W, contudo um tempo de acomodação e sobressinal maiores. Neste caso, o R2W tem resultados melhores em todos os testes realizados que no PSO.

Tabela 1: Parâmetros Calculados para Sistema 1

Teste	Método	K_p	T_d	T_i
1	PSO	6.7372	0.8530	0.9673
	R2W	2.4430	1.1896	1.1263
2	PSO	7.2515	0.7719	0.5198
	R2W	2.6236	1.0323	1.3854
3	PSO	7.4651	0.7870	0.6075
	R2W	2.8143	1.1052	1.5788
4	PSO	5.0596	0.8909	0.6991
	R2W	2.8318	1.1447	1.3666
5	PSO	9.8440	0.7856	0.8589
	R2W	10.489	1.1680	33.752
6	PSO	7.9364	0.8248	1.1161
	R2W	2.8650	1.0248	1.3740

Tabela 2: Resultados dos Parâmetros da Tabela 1

Teste	Método	Sobressinal (%)	Tempo (s)	Resíduo
1	PSO	2.3176	1.4958	0.0000
	R2W	1.1814	1.0329	0.0030
2	PSO	3.8087	2.1299	0.0088
	R2W	1.8204	1.6473	0.0185
3	PSO	3.2344	1.8856	0.0035
	R2W	1.1592	0.8813	0.0036
4	PSO	3.1182	1.4896	0.0054
	R2W	1.2826	0.9122	0.0019
5	PSO	2.1701	1.6682	0.0012
	R2W	0.0317	0.1080	0.0000
6	PSO	2.1075	1.4554	0.0019
	R2W	1.8425	1.6985	0.0175

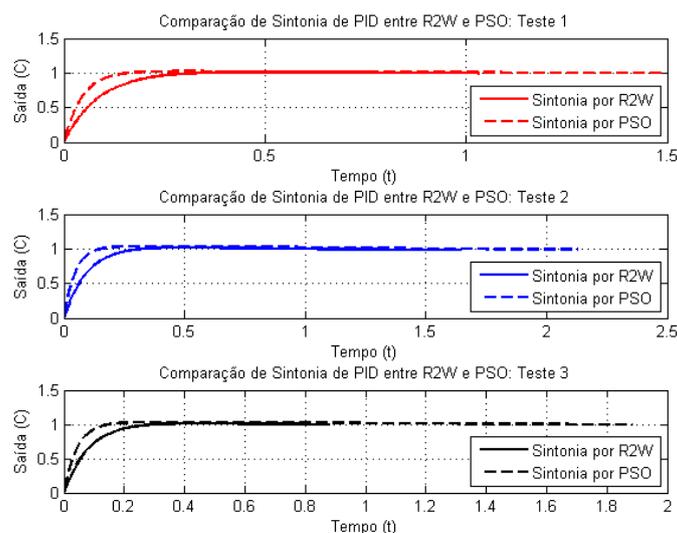


Figura 3: Resposta do Sistema 1 Controlado

Em relação à eficiência, o método PSO alcançou o seu melhor resultado com menos iterações que do R2W, porém com resultados inferiores aos dos alcançados por R2W. Estes resultados de eficiência na planta 1 pode ser visualizado na Figura 4.

Em se tratando da planta 2, os valores para os ganhos de K_p , T_d e T_i são apresentados na Tabela 3 e, por conseguinte, os resultados do sinal de saída do sistema controlado na Tabela 4.

No sistema 2, o método R2W apresentou melhores resultados qualitativos. Nos testes 1, 4, 5 e 6, o PSO tem menor sobressinal contudo tempo acima do R2W. Já para os testes 2 e 3, o

método R2W obteve menor sobressinal com maior tempo de acomodação. Quanto ao resíduo, apenas no teste 2, o PSO levou vantagem ao R2W.

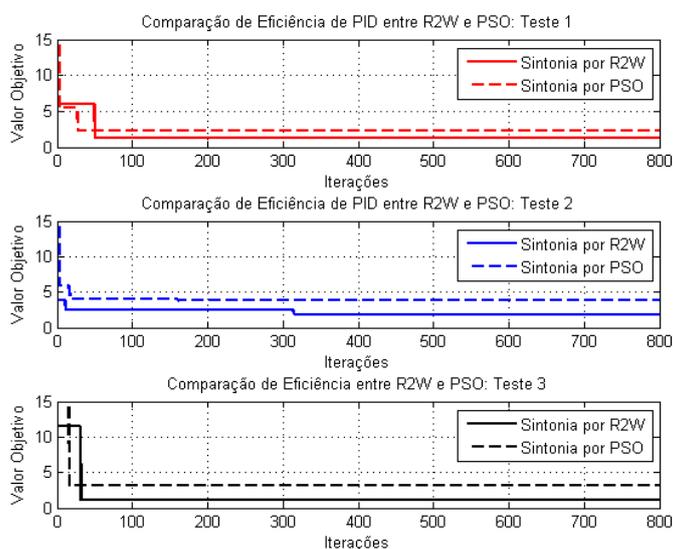


Figura 4: Eficiência dos Métodos na Busca de Valores Ótimos para o Sistema

Tabela 3: Parâmetros Calculados para Sistema 2

Teste	Método	Kp	Td	Ti
1	PSO	12.832	1.1261	100.05
	R2W	13.948	1.1619	23.277
2	PSO	19.598	0.9246	58.383
	R2W	11.010	1.1471	41.482
3	PSO	17.076	0.9980	77.976
	R2W	15.666	1.2343	41.719
4	PSO	8.800	1.1524	53.259
	R2W	16.221	1.0639	45.025
5	PSO	10.935	1.1553	52.825
	R2W	15.724	1.0724	38.908
6	PSO	9.8101	0.9981	92.305
	R2W	12.247	1.1912	21.940

Representando estes dados, a Figura 5 apresenta uma comparação entre os métodos R2W e PSO atuando no sistema 2.

Em se tratando do número de iterações, o método R2W leva grande vantagem em comparação ao PSO. Apresentado na Figura 6, o número de iterações alcançados no R2W foram: 123 para o teste 1, 3 iterações para o teste 2 e 10 iterações para o teste 3. Para o PSO, os valores obtidos foram: 169 para o teste 1, 169 iterações para o teste 2 e 581 iterações para o teste 3.

Tabela 4 Resultados dos Parâmetros Tabela 3

Teste	Método	Sobressinal (%)	Tempo (s)	Resíduo
1	PSO	3.8550	2.2528	0.0085
	R2W	5.4579	1.8284	0.0071
2	PSO	12.218	1.9367	0.0032
	R2W	1.6526	2.0250	0.0052
3	PSO	9.3437	1.8968	0.0052
	R2W	7.3001	2.4288	0.0024
4	PSO	0.8417	2.0165	0.0085
	R2W	8.2212	1.8663	0.0071
5	PSO	1.4133	2.0227	0.0076
	R2W	7.6843	1.8623	0.0061
6	PSO	1.8811	2.7423	0.0057
	R2W	3.2293	1.8169	0.0054

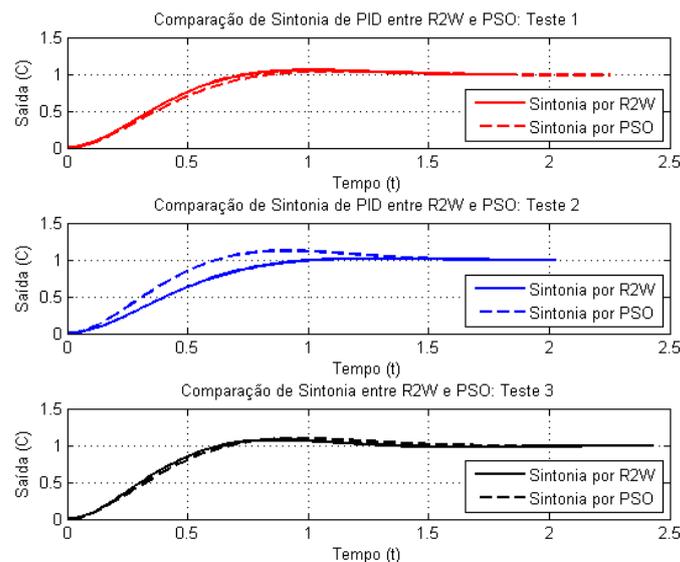


Figura 5: Resposta do Sistema 2 Controlado

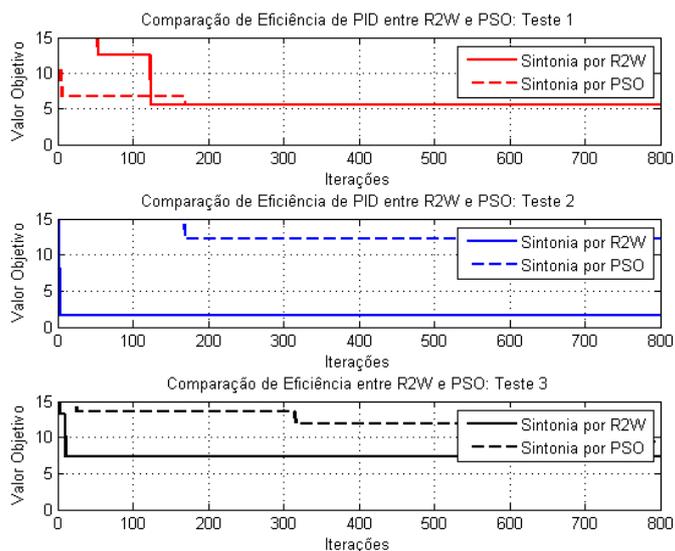


Figura 6: Eficiência dos Métodos na Busca de Valores Ótimos para o Sistema 2.

Por fim, na planta 3, os valores de ganho para o controlador são apresentados na Tabela 5 e os seus respectivos resultados do sinal controlado na Tabela 6.

Tabela 5: Parâmetros Calculados para Sistema 3

Teste	Método	Kp	Td	Ti
1	PSO	8.4688	0.1074	44.561
	R2W	18.998	0.0072	6.5359
2	PSO	9.3349	0.1080	53.160
	R2W	18.810	0.0094	8.6866
3	PSO	9.6587	0.2306	1.0488
	R2W	17.426	0.0069	8.0786
4	PSO	9.3319	0.0468	45.612
	R2W	9.1703	0.0053	0.4658
5	PSO	9.3561	0.2781	48.165
	R2W	18.933	0.0077	3.4497
6	PSO	9.2874	0.2522	50.320
	R2W	19.346	0.0081	3.3331

Tabela 6: Resultados dos Parâmetros Tabela 5

Teste	Método	Sobressinal (%)	Tempo (s)	Resíduo
1	PSO	2.2055	3.9403	0.0022
	R2W	2.0412	1.9013	0.0087
2	PSO	2.0196	3.3677	0.0022
	R2W	1.8779	1.9162	0.0078
3	PSO	6.7720	3.8021	0.0032
	R2W	2.0685	1.8971	0.0089
4	PSO	2.3880	2.5968	0.0048
	R2W	13.785	1.8221	0.0071
5	PSO	1.2359	4.0239	0.0021
	R2W	2.6329	2.5988	0.0064
6	PSO	1.3369	3.8966	0.0021
	R2W	2.6170	2.5732	0.0064

Nota-se pela Tabela 6 que o método R2W foi capaz de resultados melhores do que para o PSO mesmo com uma planta mais complexa. Dentre os 6 testes, em três obteve-se melhor valor de sobressinal e em todos, o melhor tempo de acomodação como é visualizado na Figura 7.

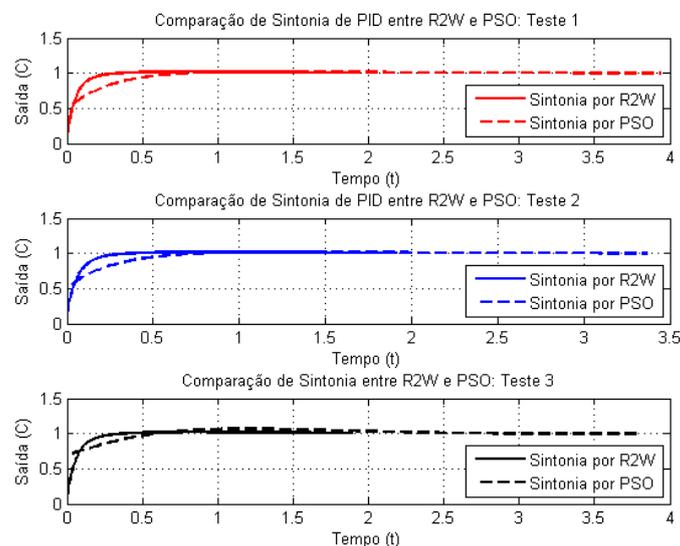


Figura 7: Resposta do Sistema 3 Controlado

5. Conclusão

O estudo da técnica R2W para projeto de controladores mostrou-se bastante eficiente comparada a uma técnica já consolidada no controle de PID, o enxame de partículas. A possibilidade de projetar um controlador contendo ganhos que proporcionam um resultado mínimo para tempo de acomodação e a busca de sobressinal necessário para o sistema, fazem do R2W uma ferramenta poderosa para este problema de sintonia da área de controle. Além disso, a simplicidade do método permite a adaptação a um micro controlador para sistemas de controles em tempo real.

6. Agradecimentos

O autor agradece a Coordenação de Aperfeiçoamento de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro durante todo o período deste trabalho.

7. Referências

ALAGOZ, B., ATES, A., e YEROGLU, C. 2013. Auto-tuning of pid controller according to fractional-order reference model approximation for dc rotor control. *Mechatronics*, pp. 789-797.

AYALA, H., e COELHO, L. 2012. Tuning of PID controller based on a multiobjective genetic algorithm applied to a robotic manipulator. *Expert Systems with Applications*, pp. 8969-8974.

BIHAIN, A., CÂMARA, L., e SILVA NETO, A. (2012). Avaliação da Rotina Inversa R2W na Estimacão de Parâmetros de Transferência de Massa no Processo de Adsorção de Glicose e Frutose. *TEMA. Tendências em Matemática Aplicada e Computacional*, 13, pp. 277-289.

BINDU, R., e NAMBOOTHIRIPAD, M. K. 2012. Tuning of PID Controller for DC Servo Motor using Genetic Algorithm. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, pp. 310-314.

CÂMARA, L., e SILVA NETO, A. 2008. Inverse Stochastic Characterization of Adsorption Systems by a Random Restricted Window (R2W) Method. *International Conference on Engineering Optimization*, p. 7.

CHEN, Z., YUAN, X., JI, B., WANG, P., e TIAN, H. 2014. Design of a fractional order PID controller for hydraulic turbine regulating system using chaotic non-dominated sorting genetic algorithm II. *Energy Conversion and Management*, p. 15.

COELHO, L., e BERNERT, D. 2010. A modified ant colony optimization algorithm based on differential evolution for chaotic synchronization. *Expert Systems with Applications*, pp. 4198-4203.

COLAÇO, J., ORLANDE, H., e DULIKRAVICH, G. 2004. Inverse and Optimization Problems in Heat Transfer. *10th Brazilian Congress of Thermal Sciences and Engineering*.

DAS, S., PAN, I., e DAS, S. 2013. Fractional order fuzzy control of nuclear reactor power with thermal-hydraulic effects in the presence of random network induced delay and sensor noise having long range dependence. *Energy Convers Manage*.

DOMINGUES, J., VALÉRIO, D., e DA COSTA, J. 2011. Rule-Based fractional control of an irrigation canal. *Comput Nonlinear Dyn*.

GEETHA, M., MANIKANDAN, P., e JOVITHA, J. 2014. Soft Computing Techniques based Optimal Tuning of Virtual Feedback PID Controller for Chemical Tank Reactor. *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*.

GRECO, R., AVAKIAN, J., e MARANO, G. 2014. A comparative study on parameter identification of fluid viscous dampers with different models. *Arch Appl Mech*, pp. 1117-1134.

JAAFAR, H., MOHAMED, Z., ABIDIN, A., e GHANI, Z. 2012. PSO-tuned pid controller for a nonlinear gantry crane system. *IEEE international conference on control system, computing and engineering (ICCSCE)*, pp. 515-519.

KENNEDY, J., e EBERHART, R. 1995. Particle Swarm Optimization. *Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks*, 4, pp. 1942-1948.

ENGEVISTA, V. 19, n.2 , p. 482-497, Maio 2017.

Todos as informações e direitos sobre o presente artigo são de total e única responsabilidade do(s) autor(es).

LATHA, K., RAJINIKANTH, V., e SUREKHA, P. 2013. PSO-Based PID Controller Design for a Class of Stable and Unstable Systems. *ISRN Artificial Intelligence*, p. 11.

NASIR, A., TOKHI, M., GHANI, N., e AHMAD, M. 2012. A novel hybrid spiral dynamics bacterial chemotaxis algorithm for global optimization with application to controller design. *UKACC international conference on control (CONTROL)*, pp. 753-758.

NETO, A., e GOMES, F. 2010. Controladores PID: Introduzindo Inteligência Computacional no controle industrial. *XXXVIII Congresso Brasileiro de Educação em Engenharia (COBENGE)*.

OGATA, K. 2003. *Engenharia de Controle Moderno*. São Paulo: Pearson Prentice Hall.

PAN, I., e DAS, S. 2012. Chaotic multi-objective optimization based design of fractional order PID controller in AVR system. *Int J Electr Power Energy Syst*, pp. 393-407.

PAN, I., e DAS, S. 2013. Frequency domain design of fractional order PID controller for AVR system using chaotic multi-objective optimization. *Int J Electr Power Energy*.

RIBEIRO, M., CÂMARA, L., e SILVA NETO, A. 2012. Estimativa dos parâmetros cinéticos de adsorção através dos métodos estocásticos LJ e R2W. *Congresso de Matemática Aplicada e Computacional*, 593-596.

RIBEIRO, M., CÂMARA, L., e SILVA NETO, A. 2014. Estimação de Ótimos Globais de Equações Não-Lineares Através dos Métodos Estocásticos R2W e MR2W. *XXXV Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional*.

THUMS, G.D., TORRES, L.A.B., PALHARES, R.M. 2012. Sintonia PID Robusta Multi-malha para Veículos Aéreos Não Tripulados. Belo Horizonte.

TOMERA, M. 2014. Ant Colony Optimization Algorithm Applied to Ship Steering Control. *Procedia Computer Science*, pp. 83-92.

ZHANG, J., ZHUANG, J., DU, H., e WANG, S. 2009. Self-organizing genetic algorithm based tuning of pid controllers. *Information Sciences*, pp. 1007-1018.