

METAHEURÍSTICAS POPULACIONAIS APLICADAS NA OTIMIZAÇÃO DE CONTROLADORES PID PARA A VAZÃO DE UM TÚNEL DE VENTO ATMOSFÉRICO

IAN ARAÚJO MENDES^{1*}; ÁDREA LIMA DE SOUSA²; JEAN CHAVES BATISTA³;
RAFAEL AUGUSTO DIAS REZENDE⁴; ORLANDO FONSECA SILVA⁵

¹Engenheiro Eletricista, UFPA, Belém-PA, ian.eletrica@gmail.com;

²Acadêmico de Engenharia Elétrica, Bolsista do PET-EE, UFPA, Belém-PA, adrea-lima@hotmail.com;

³Acadêmico de Engenharia Elétrica, Bolsista do PET-EE, UFPA, Belém-PA, jeancbatista8@gmail.com;

⁴Acadêmico de Engenharia Elétrica, Bolsista do PET-EE, UFPA, Belém-PA, rafael.augusto.d.r@gmail.com

⁵Dr. em Eng. de Produção, Prof. Titular e Tutor do PET-Engenharia Elétrica, UFPA, Belém-PA, orfosi@ufpa.br

Apresentado no
Congresso Técnico Científico da Engenharia e da Agronomia – CONTECC'2018
21 a 24 de agosto de 2018 – Maceió-AL, Brasil

RESUMO: Este trabalho objetivou a comparação entre os resultados da sintonia dos parâmetros de controladores Proporcional-Integral-Derivativo, obtidos através de Algoritmo Genético, *Particle Swarm Optimization*, *Artificial Bee Colony* e *Firefly Algorithm*, para o controle da velocidade da vazão de ar em túnel de vento atmosférico, de modo a atender especificações de projeto. Os controladores PID foram sintonizados para determinadas faixas de velocidade, de modo a manter a velocidade de escoamento do vento no túnel igual ao valor de referência. Cada técnica resultou em resultados diferentes, mas com ótima sintonia em todos os casos.

PALAVRAS-CHAVE: Sintonia de controladores PID, metaheurísticas populacionais, túnel de vento atmosférico.

POPULATION METAHEURISTICS APPLIED IN THE OPTIMIZATION OF PID CONTROLLERS FOR A FLOW OF AN ATMOSPHERIC WIND TUNNEL

ABSTRACT: The study aimed the comparison between the results from parameters tuning of classic controllers Proportional-Integral-Derivative, obtained by Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization (PSO), Artificial Bee Colony (ABC) and Firefly Algorithm to control the velocity of the air flow in an atmospheric wind tunnel, to adequate the project specifications. The PID controllers were tuned for certain velocity ranges, to maintain the wind flow velocity in the tunnel equal to the reference value. Each technique had different results, but with a good tuning in all cases.

KEYWORDS: Tuning PID controllers, polulation metaheuristics, atmospheric wind tunnel.

INTRODUÇÃO

Os avanços tecnológicos e a tendência de um maior uso da automação, fazem dos sistemas de controle uma parte integrante da sociedade moderna, sendo assim, é crescente a necessidade do uso de técnicas mais eficazes e otimizadas para projetá-los. Os controladores clássicos do tipo Proporcional Integral e Derivativo (PID) são os que se apresentam em maior uso no setor industrial, principalmente. Associada a essa utilização vem a necessidade do desenvolvimento de técnicas de sintonia mais eficazes e mais rápidas possível. Na literatura existem métodos que demandam o conhecimento prévio da dinâmica do processo ou que impõem características específicas para seu uso (Ogata, 2003). O exponencial aumento da capacidade de processamento de computadores permite que métodos alternativos baseados em inteligência computacional sejam implementados, em especial os que utilizam algoritmos evolutivos (Gabriel & Delbem, 2018).

O princípio dos algoritmos evolutivos está na ideia de se gerar populações de estruturas, que a cada iteração do processo computacional evoluam para um resultado mais próximo do final, de acordo com a experiência de iterações anteriores. Pode-se dividir esse tipo de algoritmo em dois: Algoritmos Genéticos e Inteligência de Enxames (Gomes, 2015).

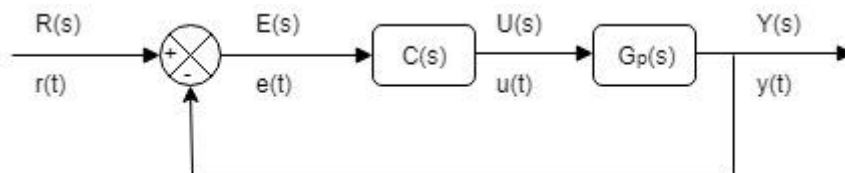
O primeiro se baseia na teoria evolutiva de combinação genética para a sobrevivência dos indivíduos que melhor se adaptarem. Devido a sua versatilidade e robustez, são utilizados em vários tipos de aplicações. Tem como características buscar soluções diretamente no espaço de busca; busca pelo ótimo em torno de uma população de pontos e busca por amostragem, sem a necessidade de um conhecimento prévio além do valor da função (Goldberg, 1989). O segundo consiste num conjunto de técnicas baseadas no comportamento coletivo de um sistema, com a habilidade de perceber e modificar seu ambiente. Nessa técnica, as experiências adquiridas individualmente são consideradas, unificadas e o grupo determina o comportamento na próxima interação a partir delas (Gomes, 2015).

Nesse trabalho fez-se a comparação da utilização de algoritmos de inteligência computacional na sintonia de controladores clássicos. Os objetos de estudo na comparação foram o algoritmo genético (AG) e os de inteligência de enxame representados pelos algoritmos: *Particle Swarm Optimization* (PSO), baseado no comportamento de pássaros em bando; *Artificial Bee Colony* (ABC), baseado no comportamento de colônias de abelha na busca de alimentos; e *Firefly Algorithm* (FA) baseado na observação da luz de vaga-lumes piscando.

MATERIAL E MÉTODOS

Sistemas de controle em malha fechada podem ser representados conforme a Figura 1, em que o valor da variável de saída da planta $y(t)$, é comparado com o valor de referência da entrada $r(t)$, gerando um sinal de erro $e(t)$. O controlador $C(s)$ determina o sinal de controle $u(t)$, a ser aplicado na planta $G_p(s)$ de modo que o erro tenda pra zero (Coswosk *et al*, 2016).

Figura 1. Malha de controle.



O controlador Proporcional-Integral-Derivativo (PID) é comumente utilizado em sistemas automatizados. De um modo geral, a ação proporcional permite aumentar a velocidade de resposta do sistema e reduzir o erro de regime permanente, a integral elimina o erro de regime e torna a resposta mais lenta e a derivativa altera o amortecimento e velocidade de resposta do sistema (Andrade, 2013). A função de transferência $C(s)$ de um controlador PID é dada pela Equação 1 onde K_p é o ganho proporcional, T_i é a constante de tempo integral e T_d é a constante de tempo derivativo.

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

A sintonia de controladores se baseia em especificações de projeto, ou seja, valores aceitáveis para o sobressinal máximo (M_p), o tempo de acomodação (T_a) e erro de regime permanente. O alcance de tais especificações está diretamente relacionado à definição dos parâmetros do controlador. Os métodos clássicos de sintonia são projetados de forma manual, em sua maioria, pelo método de Ziegler-Nichols, que obtém bons resultados para sistemas relativamente simples, contudo em sistemas mais complexos surge a necessidade de se criar técnicas mais eficientes para a determinação dos parâmetros utilizados no controlador (SOUSA, 2016). Como alternativa têm-se o Algoritmo Genético e os métodos de enxame para a determinação de valores ótimos de K_p , T_i e T_d que atendam as especificações de projeto.

O projeto de um controlador para uma planta física depende do comportamento dinâmico da mesma, tanto no transitório quanto em regime permanente, quando submetida a um sinal de referência. Esse comportamento dinâmico da planta é sintetizado por seu modelo matemático e os sistemas físicos, por sua vez, podem ser modelados a partir de funções de transferência geralmente de primeira ou segunda ordem conforme as Equações 2 e 3, respectivamente (SOUSA, 2016), onde K é o ganho proporcional, T é a constante de tempo, L é o atraso de transporte, W_n é a frequência natural do sistema e ξ é o coeficiente de amortecimento.

$$G(s) = \frac{K * e^{-Ls}}{Ts + 1} \quad (2)$$

$$G(s) = \frac{K\omega_n^2}{s^2 + 2\xi\omega_n s + \omega_n^2} \quad (3)$$

A planta utilizada neste trabalho consiste num túnel de vento onde se deseja controlar a velocidade de vazão do vento e foi obtida em Coswosk 2016 para seis patamares de velocidade. Sua função de transferência $G_p(s)$ para o sexto patamar de velocidade é mostrada na Equação 4.

$$G(s) = \frac{1,2476 * e^{-1,5s}}{4,885s + 1} \quad (4)$$

Os algoritmos de otimização *PSO*, *ABC* e *FA* são técnicas computacionais baseadas da inteligência de um enxame distribuído em um espaço N-dimensional de soluções. Para o *PSO* as partículas se movimentam no espaço com determinada velocidade que pode ser modificada pela experiência adquirida pela própria partícula (solução local) ou por todo o grupo (solução global) pertencente ao espaço de busca, assim o algoritmo busca fazer com que a velocidade de cada partícula se encaminhe para a solução local e global a cada iteração (Haupt, 2004). Na Equação 5 tem-se o modelo matemático da velocidade com que a partícula se desloca em direção às melhores posições.

$$V_i(t + 1) = \omega V_i(t) + c_1 r_1 (P_i(t) - X_i(t)) + c_2 r_2 (P_g(t) - X_i(t)) \quad (5)$$

Onde $V_i(t)$ é a velocidade da partícula, ω é o fator inercial, c_1 é o fator cognitivo relacionado a experiência da própria partícula, c_2 é fator social, relacionado às experiências do grupo, r_1 e r_2 é um valor aleatório entre 0 e 1. $P_i(t)$ e $P_g(t)$ são as melhores posições de uma partícula e do grupo, respectivamente, e $X_i(t)$ é a posição de uma partícula na iteração.

Para o *ABC*, a solução possível para o problema de otimização é representada pela posição de uma fonte de néctar e a quantidade de alimento corresponde à qualidade da solução encontrada. A colônia é dividida em três tipos abelhas operárias, campeiras, seguidoras e escudeiras. Cada uma com funções bem estabelecidas como explorar uma fonte particular, seguir a pista de feromônio deixada pelas campeiras, e explorar o ambiente em busca de novas fontes, novas soluções possíveis (Serapião, 2009).

No algoritmo *FA* os indivíduos, utilizam sua luminosidade para atrair parceiros reprodutivos ou presas, no algoritmo presume-se que, os vaga-lumes possuem um único sexo e são atraídos unicamente pela luminosidade, a capacidade de atração é proporcional ao seu brilho e diminui com a distância, e na ausência de brilho os indivíduos irão se movimentar aleatoriamente em busca de novas soluções. O brilho de um vaga-lume é afetado por sua aptidão, valor da função objetivo (Gomes, 2011; Rodrigues, 2011). O movimento de um indivíduo i do enxame que é atraído por outro j mais atrativo, de melhor solução, é dada pela Equação 6 onde β_0 é o grau de atratividade, r é a distância ente os indivíduos i e j , γ é o grau de absorção da luz pelo meio e u_j é um vetor de randomização.

$$x_i = \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_i - x_j) + u_j \quad (6)$$

O Algoritmo Genético otimiza soluções baseado em conceitos de seleção natural, dentre eles o *crossover*, a mutação, a hereditariedade e evolução das espécies, objetivando a escolha dos melhores indivíduos (soluções). Uma população de cromossomos é criada de forma aleatória de modo que a população possua alta diversidade, em seguida são inseridos operadores de torneio que selecionam os indivíduos mais aptos, com maiores valores de função objetivo. A próxima geração é criada pelo *crossover* entre os indivíduos sobreviventes. Observa-se então o grau de mutação e os novos valores da função objetivo dos indivíduos, dessa forma a nova geração substitui a antiga, o processo iterativo

continua até se alcançar o critério de parada do algoritmo (Sousa, 2016). Com base na teoria supracitada, foram projetados em MATLAB os parâmetros ótimos do controlador.

Para realizar a sintonia dos parâmetros de um controlador PID para um sistema com atraso usando um algoritmo de enxame, cada indivíduo que compõe o enxame deve representar uma combinação de valores de ganho proporcional, tempos integral e derivativo, ou seja, um ponto no espaço de busca (VIDAL, 2016; SOUSA, 2016). Diante disso, cada indivíduo n do enxame é representado por um vetor que contém os parâmetros do controlador PID do sistema a ser controlado, Equação 7.

$$\vartheta_n = [K_p \ T_i \ T_d] \quad (7)$$

Como a escolha dos possíveis valores do vetor ϑ_n é baseada em números aleatórios, existe a possibilidade de que o controlador PID resulte em um sistema instável. Portanto, é essencial que se defina um critério para verificar a estabilidade.

Cada resposta gerada com o uso do controlador representado por cada indivíduo do enxame deve ser avaliada de acordo com a função objetivo da Equação 8, para que seja usada uma heurística que guie o enxame em direção às regiões que contém as melhores soluções, isto é, as que atendem aos requisitos do projeto. Sendo \bar{e}_n o erro médio quadrático para cada indivíduo do enxame.

$$F_n = \frac{1}{0,001 + \bar{e}_n} \quad (8)$$

Com base na função objetivo, observa-se que os indivíduos que obtiverem os menores valores de erros serão os com maior valor de avaliação, portanto os mais próximos da resposta desejada de projeto.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Foram modelados controladores PID com o objetivo de manter a velocidade de escoamento igual ao valor de referência. Os algoritmos de controle e as plantas foram implementados utilizando o *software* MATLAB. Tomando como base os métodos de sintonia exibidos anteriormente foram calculados os parâmetros de cada controlador para cada faixa de velocidade e o tempo gasto pelo *software* ($T_{\text{simulação}}$) para a determinação desses parâmetros. Dentro desse contexto, foram realizados diversos testes com o objetivo de encontrar os valores ótimos para obtenção da resposta desejada. Para o problema em estudo, adotaram-se os seguintes parâmetros: $K_{\text{máx}} = [10 \ 10 \ 10]$, $K_{\text{min}} = [0 \ 0 \ 0]$, $M_{p \text{ desejado}} = 0$ e $T_{a \text{ desejado}} = 8,5\text{s}$. A Tabela 1 apresenta os resultados, respectivamente, para cada um dos patamares de velocidade.

Tabela 1. Resultados das sintonias dos métodos apresentados para os patamares de velocidade.

Patamares de Velocidade	Método	K_p	T_i (s)	T_d (s)	M_p	T_a (s)	$T_{\text{simulação}}$ (s)
0 a 10 m/s	ABC	0.9407	2.9415	0.2911	0	8.53	149.12
	AG	0.9558	2.9945	0.2607	0	8.50	45.45
	FA	0.9535	2.9846	0.2646	0	8.85	97.92
	PSO	0.9540	2.9851	0.2638	0	8.47	44.07
0 a 15 m/s	ABC	1.0078	3.4899	0.2725	0	9.00	144.77
	AG	1.0188	3.4846	0.2725	0	8.49	45.15
	FA	1.0168	3.4770	0.2739	0	8.78	97.78
	PSO	1.0170	3.4777	0.2738	0	8.48	37.54
0 a 20 m/s	ABC	0.9864	3.9316	0.2576	0	8.8	140.78
	AG	0.9726	3.8513	0.2796	0	8.49	46.34
	FA	0.9729	3.8499	0.2576	0	8.58	95.74
	PSO	0.9726	3.8513	0.2796	0	8.49	42.30
0 a 25 m/s	ABC	1.2267	4.5236	0.2941	0	8.52	140.41
	AG	1.2346	4.5552	0.2879	0	8.48	44.76
	FA	1.2345	4.5198	0.2952	0	8.62	96.88
	PSO	1.2346	4.5552	0.2879	0	8.50	41.70

0 a 30 m/s	ABC	1.2443	4.9767	0.3336	0	8.60	139.34
	AG	1.2482	4.9930	0.2981	0	8.50	44.69
	FA	1.2519	5.0197	0.2923	0	8.52	107.5
	PSO	1.2523	5.0220	0.2921	0	8.48	33.69
0 a 35 m/s	ABC	1.3023	5.3420	0.2798	0	8.47	143.82
	AG	1.2844	5.2343	0.3038	0	8.39	45.49
	FA	1.2955	5.3203	0.2945	0	8.55	115.05
	PSO	1.2954	5.3214	0.2944	0	8.23	34.35

Para diferentes estados do sistema, os algoritmos apresentaram desempenhos diferenciados, mesmo que todos os resultados finais convergissem para uma boa sintonia dos controladores. O melhor método dependerá do objetivo do usuário, isso porque, para um sistema com menor variação de velocidade do vento, o algoritmo AG apresentou resultados mais próximos do objetivo desejado em uma menor velocidade, o que não se pode obter para outros intervalos de variação. Além disso, para outros métodos, se alcançava o objetivo inicial precisamente, porém com um tempo de simulação muito maior, como o que ocorreu com o método ABC ao variar a velocidade de 0 a 35m/s.

CONCLUSÃO

A utilização da inteligência computacional para a resolução de problemas é crescente devido avanço das tecnologias e sua eficácia, isso pôde ser verificado na aplicação realizada. Embora o objetivo principal do trabalho seja a comparação entre os métodos, percebeu-se o bom funcionamento de todos os testados, com resultados alcançados de forma rápida e satisfatória.

Conclui-se, portanto, que todos os métodos podem ser bem empregados na aplicação sugerida, porém com desempenhos variados de acordo com o compromisso entre a precisão exigida pelo sistema e a demanda de processamento computacional, compromisso esse que deve ser avaliado pelo usuário.

REFERÊNCIAS

- Andrade, L. H.; Costa, B. L. G.; Angélico, B. PSO aplicado à sintonia do controlador PI/PID da malha de nível de uma planta didática industrial. XI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, 2013.
- Coswosk, B.; Lima, E.S.; Rocha, H.R.O; Fiorutti, R. Otimização usando PSO no controle PI de vazão de um túnel de vento atmosférico utilizando a técnica de *Gain Scheduling*. v.3, n.2. Lajer, 2016.
- Gabriel, P. H. R.; Delbem, A. C. B. Fundamentos de algoritmos evolutivos. Universidade de São Paulo – USP, 2018. Disponível em: http://conteudo.icmc.usp.br/CMS/Arquivos/arquivos_enviados/BIBLIOTECA_113_ND_75.pdf. Acesso em: 23 de junho de 2018.
- Goldberg, D. E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley, 1989.
- Gomes, A. C. S. Técnicas de inteligência computacional aplicadas à estabilidade nos sistemas DSL. Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Pará, Instituto de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. CDD 22. ed. 621.39814. Belém, PA. 2015.
- Gomes, H. M; Rodrigues, E. R. Algoritmo Meta-Heurístico de Vaga-Lume para a Otimização Estrutural em Tamanho e Forma com Restrições de Frequências Naturais. Engenharia Estudo e Pesquisa. 2011
- Haupt, R. L; Haupt, S. E. *Practical Genetic Algorithms*. John Wiley & Sons Inc. USA-2004
- Serapião, A. B. de S. Fundamentos de Otimização por Inteligência de Enxames: Uma Visão geral. Sba Controle & Automação vol.20 no.3. Natal-2009.
- MATLAB. 2018. Disponível em <https://www.mathworks.com/products/matlab.html>. Acesso em: 15 de fevereiro de 2018.
- Ogata, K. Engenharia de Controle Moderno. Rio de Janeiro: Prentice/Hall do Brasil, 4º ed. Rio de Janeiro. 2003.
- Sousa, A.L. de. Algoritmo Memético Aplicados à Identificação de Sistemas e Sintonização de Controladores. Trabalho de Conclusão de Curso. Universidade Federal do Pará. Belém, 2016.
- Vidal, J.F. Metaheurísticas Populacionais: Estudo Comparativo na Sintonia de Parâmetros de Controladores Clássicos. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Pará. Belém, 2016.