

ESTUDO COMPARATIVO ENTRE VARIAÇÕES DE EVOLUÇÃO DIFERENCIAL PARA A SINTONIA DE CONTROLADORES PID

A COMPARATIVE STUDY ON DIFFERENTIAL EVOLUTION VARIATIONS FOR PID CONTROLLERS TUNING

Mateus Antonio Guelfi¹ Paulo Ricardo Sparapan Servilha Oliveira²
Alexandre Ataíde Carniato³ Leonardo Ataíde Carniato⁴

Data de entrega dos originais à redação em: 07/12/2019
e recebido para diagramação em: 18/05/2021

O presente trabalho tem como objetivo comparar a atuação de diferentes estratégias de Evolução Diferencial (ED) aplicadas à problemas de otimização. A ED é um algoritmo evolutivo que se destaca pela simplicidade e rápida convergência. Esta ferramenta requer poucas variáveis de controle, pequenas populações e, assim como os algoritmos genéticos, também se baseia na seleção natural, apresentando os operadores de mutação, cruzamento e seleção. A proposta envolve a sintonia dos parâmetros de um controlador PID (Proporcional – Integral – Derivativo), que apresenta ampla aplicabilidade em processos industriais. Desta maneira, propõe-se encontrar os ganhos dos controladores utilizando o algoritmo evolutivo, que emprega como parâmetros os dados fornecidos pelos modelos de planta (Função de Transferência). Neste contexto, são analisados os resultados obtidos em cada variação adotada para o algoritmo ED, no que tange a características de desempenho como tempo de processamento, erro, quantidade de gerações, dentre outras. Utiliza-se como função objetivo (fitness) o ITAE (do inglês, Integral Time-weighted Absolute Error). Por fim, discussões acerca dos resultados de simulação são apresentadas a fim de comparar o desempenho de diversas estratégias de ED para diferentes tipos de plantas.

Palavras-chave: Evolução Diferencial. Controlador PID. Otimização.

The present work aims to compare the performance of diverse differential evolution (ED) strategies applied to optimization problems. ED is an evolutionary algorithm that stands out for its simplicity and rapid convergence. This tool requires few control variables, small populations and, like genetic algorithms, also relies on natural selection, presenting the operators of mutation, crossing and selection. The proposal involves PID tuning parameters, which presents wide applicability in industrial processes. Thus, it is proposed finding gains of the controllers using the evolutionary algorithm, which uses as parameters the data provided by the plant models (Transfer Function). In this context, the results obtained in each variation adopted for the ED algorithm are analyzed, regarding performance characteristics such as processing time, error, number of generations, among others. The ITAE (Integral Time-weighted Absolute Error) is used as fitness function. Finally, discussions about simulation results are presented in order to compare several ED strategies for different types of plants.

Keywords: Differential Evolution. Controller PID. Optimization

1 INTRODUÇÃO

O termo Heurística deriva da palavra grega *heuriskein*, que significa descobrir. Atualmente, esse termo é utilizado para descrever um método “que, baseado na experiência ou julgamento, parece conduzir a uma boa solução de um problema, mas que não garante produzir uma solução ótima” (FOULDS, 1984).

Já o termo “meta-heurística” deriva da composição de duas palavras gregas: “heurística”, tratada anteriormente, e o prefixo “meta”, que significa “após”, indicando uma metodologia superior. Este termo foi citado pela primeira vez por Glover (1986), designando procedimentos iterativos que incluem heurísticas tradicionais como subprocedimentos para a solução de problemas de otimização.

De acordo com a definição original, meta-heurísticas são métodos de solução que coordenam

procedimentos de busca locais através de estratégias de alto nível, visando a obter um processo que possibilite “escapar” de mínimos locais e realizar uma busca eficiente no espaço de soluções de um problema (GLOVER e KOCHENBERGER, 2003).

Posteriormente, esta definição passou a abranger quaisquer procedimentos que empregassem estratégias para explorar de forma robusta o espaço de busca de soluções complexas, exigindo um desempenho computacional considerado aceitável e sendo capaz de garantir, em determinadas situações, a viabilidade/otimalidade da solução encontrada (GOLDBARG; GOLDBARG; LUNA, 2015).

A meta-heurística é constantemente empregada em muitos segmentos da engenharia, como a engenharia de software (FREITAS, 2009), (MACHADO, 2016) e (FREITAS et

1 - Graduando em Bacharelado em Engenharia Elétrica - Instituto Federal de São Paulo –Campus Presidente Epitácio. <mateus.guelfi@aluno.ifsp.edu.br>.

2 - Graduando em Bacharelado em Engenharia Elétrica - Instituto Federal de São Paulo –Campus Presidente Epitácio. <p.ricardo@aluno.ifsp.edu.br>.

3 - Professor Doutor do Instituto Federal de São Paulo - Campus Presidente Epitácio. <carniato@ifsp.edu.br>.

4 - Professor Doutor do Instituto Federal de São Paulo - Campus Presidente Epitácio. <leonardo@ifsp.edu.br>.

al., 2010), engenharia elétrica (CARNIATO, 2016), (CARNIATO, 2019) e (CARNIATO et al., 2018), nos trabalhos de (SOUZA, 2011), (GARCIA et al. 2005), (POSSAGNOLO, 2015), (REZENDE, 2011) e (BAÑOL ARIAS, 2015), engenharia de telecomunicações (MARTINS, 2011), engenharia ambiental, de acordo com trabalhos de (NASCIMETO, 2016) e (LUZ et al., 2007), entre outros. Vale ressaltar a aplicabilidade em diversos outros tipos de problemas, tais como astronomia, medicina e estatística, pois, por sua própria definição, a meta-heurística possui um caráter genérico, i.e., não se restringe a algum tipo de problema.

Deste modo, o problema selecionado para o desenvolvimento neste trabalho trata da otimização da sintonia de controladores PID, ou seja, determinar os ganhos proporcional, integral e derivativo, visando a um desempenho satisfatório do sistema de controle em malha fechada. Este tipo de controlador, mesmo com novas tecnologias de controle, ainda é o mais empregado nas indústrias devido ao desempenho e a relação custo/benefício vantajosa que proporciona (COLOGNI, 2008).

A sigla PID, que se refere ao controlador proporcional (P), integral (I) e derivativo (D), é uma técnica de controle de processos que, por meio da inserção do controlador, possibilita a redução do erro de regime permanente e o aumento da velocidade de resposta do sistema (SARAIVA, 2011).

Muitos métodos de sintonia utilizando malha simples e/ou multi-malhas para obter os ganhos do controlador PID estão disponíveis na literatura, tais como técnicas de Ziegler-Nichols (ZIEGLER & NICHOLS, 1942), método CHR (COHEN, et al., 1965), método IMC (RIVERA, et al., 1986), técnicas de análise e sintonia no domínio da frequência, entre outros.

As metodologias supracitadas são as tradicionais para a sintonia de controladores PID e, apesar da simplicidade de aplicação destas, apresentam como principal desvantagem, a necessidade de conhecimento da dinâmica do processo, o que, em problemas reais, trata-se de uma tarefa árdua. Com isso, novas alternativas para a otimização da sintonia de controladores têm sido propostas, dentre as quais pode-se citar (SOLIHINet al, 2011), (FILHO, 2018), (TARIQUE e GABBAR, 2013), e (OLIVEIRA, 2018). Estes e outros trabalhos evidenciam a utilização de algoritmos evolutivos para a sintonia do PID, uma classe de técnicas de otimização que se destaca como promissora.

Os algoritmos evolutivos (AE) são ferramentas para busca, otimização, aprendizado de máquina e resolução de problemas. Estes algoritmos utilizam a evolução simulada para obter soluções de problemas complexos (BACK; FOGEL; MICHALEWICZ, 1997) e (WHITLEY, 2013). Baseiam-se em uma população de indivíduos compostos por características pertinentes ao problema, em que cada um representa um ponto de busca no espaço de soluções potenciais, e dispõem também de procedimentos de seleção, baseados na aptidão (*fitness*) dos indivíduos mais aptos, operadores de cruzamento (*crossover*) e mutação.

Os AE abrangem algoritmos genéticos, programação evolucionária, estratégias evolutivas, programação genética, dentre outras variantes, das quais

destaca-se o algoritmo de evolução diferencial, que será abordado na seção dedicada ao referencial teórico.

No desenvolvimento deste trabalho utilizou-se o software computacional MATLAB® para elaborar o código (*script*) da ED.

As próximas seções do artigo contemplarão os seguintes tópicos: Referencial Teórico, Metodologia, Resultados, Conclusões, Agradecimentos e Referências.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

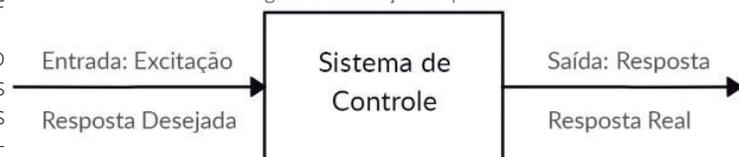
Na seção a seguir são abordados, brevemente, os principais conceitos necessários para a concepção deste trabalho.

2.1 Sistemas de Controle

Um sistema de controle consiste em subsistemas e processos (ou plantas) construídos com o objetivo de se obter uma saída desejada com um desempenho desejado, dada uma entrada especificada (NISE, 2013).

A análise de sistemas de controle lineares é baseada em conceitos preestabelecidos na teoria de sistemas lineares e álgebra linear (OGATA, 2011). A Figura 1 apresenta a forma mais simples de um sistema de controle.

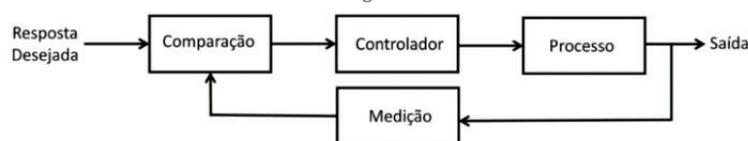
Figura 1 - Descrição simplificada de um sistema de controle



A literatura divide os sistemas de controle em duas categorias: malha aberta e malha fechada. No primeiro, o sinal de saída não é utilizado para compor a malha de controle, ou seja, não é medido ou realimentado para comparação com a entrada. Um exemplo prático é o da máquina de lavar roupas. As operações de colocar de molho, lavar e enxaguar em uma lavadora são executadas em uma sequência baseada em tempo. A lavadora não mede o sinal de saída, isto é, não verifica se as roupas estão bem lavadas (OGATA, 2011).

Já em sistemas de controle em malha fechada (ou com realimentação), o sinal de erro (diferença entre o sinal de referência/desejado e o sinal de realimentação), realimenta o controlador, de modo a minimizar o erro e acertar a saída do sistema ao valor desejado, conforme a Figura 2.

Figura 2 - Sistema de controle em malha fechada



Um sistema que controla a temperatura de um ambiente pode servir como exemplo de um sistema simples, em malha fechada, de controle ON/OFF. A temperatura real é medida e comparada com a desejada (referência) e o termostato pode ativar, ou não, o equipamento de resfriamento/aquecimento para que

a temperatura seja mantida em um nível adequado.

Este tipo de sistema de controle não se limita à engenharia, podendo ser encontrado em várias outras áreas. O corpo humano, por exemplo, é um sistema de controle com realimentação/malha fechada extremamente desenvolvido. Tanto a temperatura corporal como a pressão sanguínea são mantidas constantes através de realimentação, que se dá de maneira fisiológica e exercendo uma função vital: faz que o corpo humano seja relativamente insensível a perturbações externas, permitindo seu perfeito funcionamento nos casos de mudanças no ambiente (DORF, 2010).

Deste modo, o controlador PID é aplicado em sistemas de controle em malha fechada visando a melhorar o sinal de resposta de um sistema de segunda ordem (bem como de graus superiores). Entende-se a melhora da resposta por reduzir o erro de regime permanente, o tempo de subida e o percentual de ultrapassagem (*overshoot*).

Para uma correta atuação do controlador, buscando atender os requisitos de projeto ou estabilizar a planta, com as três ações de controle (proporcional, integral e derivativa), os respectivos parâmetros devem ser sintonizados da melhor maneira. A Equação 1 apresenta de forma genérica um controlador PID, no domínio da frequência (DORF, 2010).

$$U(s) = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d s, \quad (1)$$

E, no domínio do tempo,

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (2)$$

sendo: K_p corresponde ao ganho proporcional, K_i ao ganho integral, K_d ao ganho derivativo do controlador PID, $u(t)$ ao sinal de controle e e ao sinal de erro.

Portanto, como destacado por (1) ou (2), o controlador PID consiste da soma de três ações de controle: ação proporcional, ação integral e ação derivativa. Nesta perspectiva, a sintonia do PID consiste em encontrar os parâmetros K_p , K_i e K_d , tendo em vista adequar a resposta transitória aos critérios de projeto.

2.2 Estabilidade e Instabilidade de um Sistema de Controle

Entende-se por estabilidade de um sistema de controle casos em que a resposta temporal é limitada para qualquer sinal de entrada, também limitado (sistema BIBO-estável, do inglês *bounded-input-bounded-output*).

Por outro lado, um sistema instável será aquele que ao ser aplicado um sinal de amplitude limitada em sua entrada, sua saída divergir com o passar do tempo, ou seja, a amplitude do sinal de saída tenderá a crescer (ou decrescer) indefinidamente. Do ponto de vista prático, sistemas instáveis não tem utilidade, logo, projetos de sistemas de controle devem resultar sistemas estáveis em malha fechada. Assegurar a estabilidade em malha fechada é, portanto, questão central no projeto de sistema de controle.

Algumas plantas são instáveis em malha aberta, entretanto, utilizando a realimentação, é possível obter a estabilidade destes sistemas. Para plantas estáveis em malha aberta utiliza-se a realimentação para atingir melhor desempenho em regime transitório e em regime permanente.

A estabilidade/instabilidade de um sistema relaciona-se com os polos da função de transferência do mesmo (ou com os autovalores, tratando-se da representação em espaço de estados). Essas características são melhor abordadas nas seções seguintes deste artigo.

2.3 Função de Transferência

De acordo com Dorf (2010), a função de transferência é uma representação matemática que descreve a dinâmica de um sistema observado. Deste modo, é obtida com uma relação entre a Transformada de Laplace da variável de saída com a Transformada de Laplace da variável de entrada, com todas as condições iniciais supostas iguais a zero.

Esta representação só é definida para sistemas lineares estacionários (invariante no tempo), já que sistemas não-estacionários (variante no tempo) possuem um ou mais parâmetros que variam no tempo, e assim a Transformada de Laplace não pode ser aplicada.

Sendo assim, seja $y(t)$ a saída do sistema apresentado na Figura 1 e $x(t)$ a respectiva entrada, a função de transferência do sistema é:

$$G(s) = \frac{\mathcal{L}\{y(t)\}}{\mathcal{L}\{x(t)\}} = \frac{Y(s)}{X(s)}, \quad (3)$$

sendo: $G(s)$ é a função de transferência do sistema, $Y(s)$ a Transformada de Laplace da variável de saída e $X(s)$ a Transformada de Laplace da variável de entrada.

A partir desta representação e supondo que as raízes de $Y(s)$ são todas diferentes das raízes de $X(s)$, define-se o seguinte:

- polos de $G(s)$: raízes de $X(s)$.
- zeros de $G(s)$: raízes de $Y(s)$.
- ordem do sistema: grau de $X(s)$.
- tipo do sistema: número de polos da $G(s)$ em $s=0$.

Cabe mencionar que polos e zeros podem ser números complexos ou reais e, geralmente, são representados da seguinte maneira:

$$s = \sigma + j\omega, \quad (4)$$

sendo: σ é a parte real do polo/zero e ω a parte imaginária/complexa do polo/zero.

Conforme mencionado, a estabilidade das plantas que são utilizadas no desenvolvimento do presente trabalho, é determinada a partir da análise da função de transferência que representa cada sistema.

A instabilidade, grosso modo, é identificada quando ao menos um polo possuir parte real positiva, ou seja, graficamente, está localizado no semiplano da

direita do plano s (plano cartesiano). Esse polo com parte real positiva, quando aplicada a Transformada Inversa de Laplace, gera uma exponencial crescente que tenderá ao infinito, quando o tempo assim o fizer, deste modo, justificando a instabilidade.

2.4 Evolução Diferencial

A evolução diferencial (ED) foi desenvolvida por Price e Storn (1995), visando a busca por melhores resultados com abordagem um pouco diferente da utilizada nos algoritmos genéticos e em estratégias evolutivas. Os indivíduos gerados não só utilizam os genes dos “pais”, mas também podem usar do melhor indivíduo de cada geração em seus processos genéticos de otimização.

Algumas das potencialidades da evolução diferencial são a rapidez de convergência, a facilidade de implementação e validação. A ED se baseia nos mecanismos de seleção natural e na genética de populações, e utiliza operadores de mutação, cruzamento e seleção para gerar novos indivíduos em busca do mais adaptado e se destaca pela quantidade reduzida de parâmetros utilizados.

O trabalho de Chiha, Ghabi e Liouane (2012) mostra que a ED envolve uma população de potenciais soluções (indivíduos), buscando aumentar a convergência para soluções ótimas. Deste modo, trata-se de um algoritmo baseado em busca populacional, que consegue resolver problemas de mínimo local e convergência prematura de maneira simples e rápida, ante os algoritmos baseados em solução simples.

O algoritmo ED é derivado dos algoritmos genéticos (AG), por conseguinte, é possível observar certa semelhança ao comparar a estrutura de ambos. As etapas que definem o algoritmo ED são brevemente descritas a seguir. Inicialmente, uma população inicial de vetores é criada aleatoriamente, como é usual. O vetor que está sendo trabalhado a cada geração é chamado de **Target Vector**.

No operador mutação cada indivíduo é modificado através da adição da diferença vetorial ponderada entre dois indivíduos aleatórios da população a um terceiro indivíduo. São gerados então os vetores doadores ou modificados (**Donor vector**) (ITABORAHY FILHO, 2018). As variações que podem ser adotadas neste operador são a quantidade de diferenças ponderadas que são utilizadas e quais são os indivíduos que são utilizados para a mutação.

No cruzamento (**crossover**), o vetor mutado é introduzido na população para aumentar a diversidade dos indivíduos que sofreram a mutação. Assim, os membros da população e os vetores mutantes trocam atributos para formar o vetor modificado.

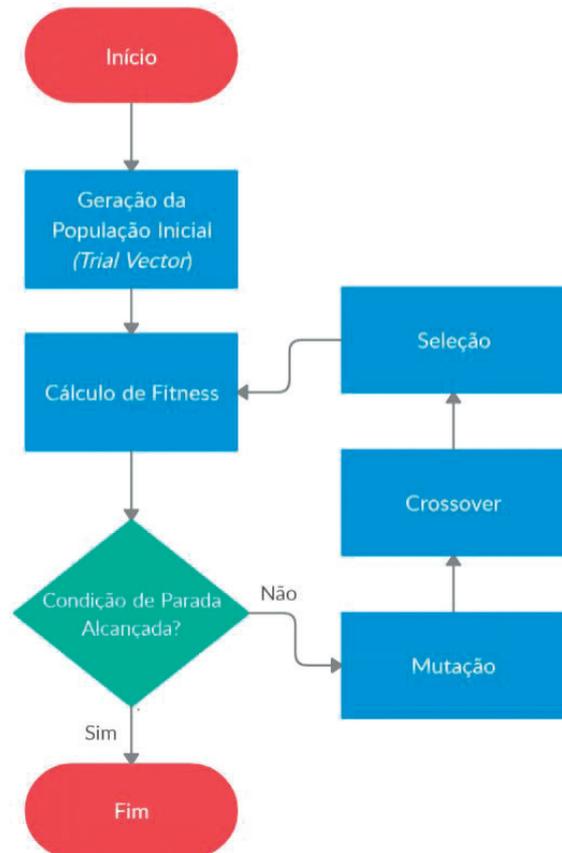
Por fim, na seleção os melhores indivíduos são identificados e escolhidos para a próxima geração, através da aptidão (**fitness**). A Figura 3 apresenta, de forma simplificada, o fluxograma do algoritmo de ED.

Diversas metodologias podem ser adotadas para os operadores citados anteriormente. Neste trabalho, diferentes estratégias de mutação e cruzamento são adotadas a fim de comparar o desempenho na sintonia dos parâmetros de controladores PID para diversos tipos de plantas.

3 METODOLOGIA

Nesta seção aborda-se, de forma mais detalhada, as diferentes variações aplicadas ao algoritmo de

Figura 3- Fluxograma funcionamento ED



Evolução Diferencial desenvolvido para a realização deste trabalho. Ademais, as plantas utilizadas para a aplicação do mesmo serão apresentadas.

3.1 Variações do algoritmo de Evolução Diferencial

A ED possui uma nomenclatura padrão de classificação que facilita a identificação de qual estratégia está sendo utilizada. Estada-se da seguinte forma: “Tipo de Mutação / Número de Diferenças Ponderadas na Mutação / Tipo de **Crossover**”, sendo que a codificação adota para os indivíduos da população é a real. A fim de exemplificar, um algoritmo com mutação tipo **Rand**, com duas diferenças ponderadas e **crossover** binário pode ser descrito da seguinte forma: **Rand/2/Bin**.

Neste trabalho são consideradas três variações para a mutação: **Rand**, **best** e **Target-to-best**. A primeira utiliza apenas indivíduos aleatórios; já a mutação tipo **best** aborda o indivíduo com o melhor valor de **fitness** como o indivíduo a ser somado na mutação, enquanto na **target-to-best** o indivíduo de melhor **fitness** é utilizado na diferença ponderada da mutação. Os três tipos de mutação supracitados são representados, respectivamente, nas equações 5, 6 e 7.

$$v_i = x_{r1} + F(x_{r2} - x_{r3}). \quad (5)$$

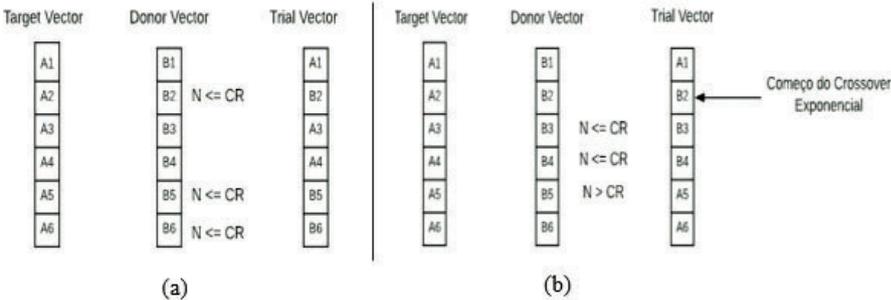
$$v_i = x_{best} + F(x_{r1} - x_{r2}). \quad (6)$$

$$v_i = x_{r1} + F(x_{best} - x_{r2}). \quad (7)$$

Em que, $x_{r,1}$, $x_{r,2}$ e $x_{r,3}$ são indivíduos aleatórios do **Target Vector**, x_{best} é o melhor indivíduo da população e F é uma constante real determinada entre 0 e 1 (STORN; PRICE, 1995), que define o tamanho do passo que será dado. No presente trabalho, utilizou-se uma taxa F de 0,8.

A outra variação aplicada refere-se ao operador **crossover**, em que é utilizado o binário (troca de informações entre mutante e membro da população para gerar o vetor teste), representado na Figura 4.a e o exponencial (um ponto aleatório na população atual é determinado e, a partir deste, um **crossover** binário ocorre), representado na Figura 4.b.

Figura 4- Tipos de Crossover



Fonte: Adaptado de ITABORAHY FILHO (2018).

Para realização da etapa supracitada, é verificada inicialmente a chance de sucesso, determinada por **CR** que pode ser de 0 e 1 (STORN; PRICE, 1995). Caso ocorra sucesso, o indivíduo que irá preencher aquela posição do **Trial Vector** será o **Donor Vector**, caso contrário, será o **Target Vector**. Neste trabalho, utilizou-se uma chance de sucesso **CR**=0,6.

Portanto, a metodologia deste trabalho aborda a utilização de 10 variações no algoritmo ED, como se segue.

- ED 1: rand/1/bin
- ED 2: best/1/bin
- ED 3: rand/2/bin
- ED 4: best/2/bin
- ED 5: target-to-best/2/bin
- ED 6: rand/1/exp
- ED 7: best/1/exp
- ED 8: rand/2/exp
- ED 9: best/2/exp
- ED 10: target-to-best/2/exp

Por fim, este trabalho adotou como função objetivo o ITAE (do inglês, *Integral Time-weighted Absolute Error*), visando minimizar a função de aptidão (*fitness*). Conforme Fermino (2014), sistemas que são desenvolvidos por meio deste critério apresentam pequeno sobressinal na resposta transitória e oscilações são bem amortecidas.

Como tradução livre da sigla, entende-se por integral do tempo vezes o erro absoluto. O erro ($e(t)$) é definido por meio da diferença entre o valor de saída e o valor de referência. O ITAE pode ser calculado conforme apresentado na equação (8).

$$ITAE = \int e(t) dt. \quad (8)$$

Outras funções objetivo, como ITSE (*Integral of Time multiplied by Square Error*), IAE (*Integral of the Absolute Error*) e ISE (*Integral of the Square Error*), podem ser encontrados na literatura, conforme os trabalhos de (VIDAL; CASTRO, 2016) e (SOUZA, 2013). Estes podem, também, ser comparados entre si a fim de determinar a função objetivomais adequadapara a aplicação analisada (FERMINO, 2014).

3.2 Tipos de plantas

O presente trabalho visa a otimização da sintonia de controladores PID, utilizando diferentes estratégias do algoritmo de evolução diferencial, para seis plantas distintas (de segunda ordem, estáveis e instáveis). Estas plantas são apresentadas nos tópicos a seguir.

3.2.1 Plantas Estáveis

Duas plantas estáveis de sistemas de segunda ordem foram utilizadas neste trabalho. A função de transferência de cada uma delas são apresentadas a seguir.

$$G(s) = \frac{1}{s^2 + 4s + 9}. \quad (9)$$

$$G(s) = \frac{75(s + 1)}{(s + 5)(s + 20)}. \quad (10)$$

A função de transferência representada em (9) não possui zero e os polos são complexos conjugados, localizados no semiplano da esquerda (parte real negativa), o que garante a estabilidade. Já na equação (10), a planta possui zero (-1) e os dois polos (-5 e -20) estão no semiplano da esquerda.

3.2.1 Plantas Instáveis

As outras quatro plantas trata-se de sistemas instáveis, sendo todastambém de segunda ordem, cujas funções de transferência são apresentadas a seguir.

$$G(s) = \frac{1}{s(0,2s + 1)}. \quad (11)$$

$$G(s) = \frac{s + 2}{s(s + 1)}. \quad (12)$$

$$G(s) = \frac{s + 1}{s^2 - 3s + 4}. \quad (13)$$

$$G(s) = \frac{1}{s(s - 1)}. \quad (14)$$

Em (11), tem-se uma planta sem zero, com um polo na origem e outro no semiplano da esquerda (-5). Já (12) difere por possuir zero (-2), além de um polo no

semiplano da esquerda (-1), além de outro na origem. A função de transferência em (13) possui polos complexos conjugado, presentes no semiplano da direita (parte real positiva), caracterizando a instabilidade. A função de transferência apresentada em (14), por sua vez, não possui zero e seus polos encontram-se no semiplano da direita e outro na origem.

A instabilidade das plantas citadas nesta seção refere-se a um sistema de controle em malha aberta, destaca-se, deste modo, a atuação do controlador (malha fechada) que torna possível a obtenção de uma resposta estável, quando aplicado. Verifica-se, portanto, a relevância de que seja realizada a correta otimização da sintonia do controlador.

4 RESULTADOS

Nesta seção apresentam-se os resultados de sintonia dos controladores PID para as plantas apresentadas na seção anterior. As informações são organizadas em quadros. Cada quadro apresenta as seguintes características:

- Convergência (1 se ocorreu e 0 caso contrário);
- Número de gerações necessárias para que o critério

de parada fosse atingido (neste trabalho determinou-se que a média do *fitness* final deve ser menor que 1.10^{-6} , ou, em casos de convergência lenta, o limite de 1000 gerações);

- Valores relacionados ao *fitness* (melhor obtido, média e desvio padrão);
- Ganhos obtidos para os controladores PID (K_p , K_i e K_d)

As simulações dos algoritmos ED foram realizadas utilizando um computador PC Intel Core i5 2,5 GHz com 8 GB RAM. Ressalta-se que nenhum tipo de limitação foi imposto aos ganhos dos controladores, visando somente comparar as variações do ponto de vista de otimização.

Deste modo, a Tabela 1 apresenta o desempenho de cada variação de ED adotada para a primeira planta, representada em (9). Destaca-se que, neste caso, todos os algoritmos apresentam convergência.

A Tabela 2 mostra o desempenho de cada algoritmo para a segunda planta, representada em (10). Nota-se que todas as variações de ED apresentam convergência.

A Tabela 3 apresenta os resultados obtidos para a terceira planta, representada em (11). Neste caso, também há convergência em todos os algoritmos.

Tabela 1 - Comparação do desempenho dos Algoritmos para a primeira planta

TIPO ED	CONVERGÊNCIA	NÚMERO GERAÇÕES	TEMPO (Segundos)	FITNESS			GANHOS		
				MELHOR	MÉDIA	DESvio PADRÃO	Kp	Ki	Kd
1	1	81	59,277233	2,00E-06	9,22E-06	5,00E-06	11562,25	26057,444	2918,0515
2	1	30	20,640253	2,76E-06	8,84E-06	5,94E-06	2746,9993	6184,5493	687,20932
3	1	48	36,272654	1,70E-06	8,95E-06	1,27E-05	2687488,6	2833479,3	873504,42
4	1	19	13,68985	4,99E-07	6,73E-06	9,12E-06	44550,227	100050,82	11032,023
5	1	47	29,53112	2,59E-06	9,88E-06	6,32E-06	2596,8834	5841,3919	649,23316
6	1	679	446,2611	1,29E-06	9,72E-06	1,05E-05	8564,2507	19276,856	2132,786
7	1	169	109,73448	2,52E-09	3,02E-06	1,14E-05	52752221	123677400	12919979
8	1	433	307,95691	1,65E-06	9,77E-06	8,72E-06	4266534,9	8537073,8	3021762,9
9	1	205	144,9144	1,19E-12	6,32E-10	2,55E-09	9,386E+11	2,862E+12	1,596E+11
10	1	419	1400,5477	1,48E-07	9,86E-06	2,42E-05	32643,587	73325,807	8149,4881

Fonte: Elaborado pelos autores.

Tabela 2 - Comparação do desempenho dos Algoritmos para a segunda planta

TIPO ED	CONVERGÊNCIA	NÚMERO GERAÇÕES	TEMPO (Segundos)	FITNESS			GANHOS		
				MELHOR	MÉDIA	DESvio PADRÃO	Kp	Ki	Kd
1	1	80	25,336315	6,57E-06	9,62E-06	1,95E-06	158057,05	270586,03	8615,7275
2	1	25	7,258575	5,13E-06	9,48E-06	4,20E-06	25604,356	224440,3	1282,4532
3	1	44	13,615818	3,42E-06	8,63E-06	4,10E-06	581425,59	643683,52	62185,162
4	1	17	6,13807	2,04E-06	6,42E-06	5,69E-06	267844,46	797887,86	150143,23
5	1	30	10,136081	4,56E-06	9,15E-06	4,98E-06	2818,4853	232498,42	52,168591
6	1	763	220,212121	2,84E-06	9,50E-06	7,41E-06	95118,474	451364,93	31831,717
7	1	146	45,02503	2,16E-08	4,15E-06	2,17E-05	3973768,8	51201526	266437,53
8	1	541	148,62087	2,28E-08	3,31E-07	4,45E-07	161254110	121332270	26088635
9	1	137	38,26611	6,67E-10	6,36E-07	3,19E-06	225236740	1,755E+09	50900081
10	1	621	171,99215	1,38E-17	1,17E-16	1,46E-16	6,336E+14	7,55E+15	2,021E+14

Fonte: Elaborado pelos autores.

Os resultados obtidos para a quarta planta, apresentada em (12), são exibidos na Tabela 4. Novamente, há convergência em todos os algoritmos.

A Tabela 5 apresenta os resultados obtidos para a quinta planta, apresentada em (13). Neste caso, não é obtido

convergência em uma variação do algoritmo ED (rand/1/exp), que ultrapassa o limite de gerações determinado.

Os resultados obtidos para a sexta planta, apresentada em (14), são exibidos na Tabela 6. É apresentada convergência em todas as variações de ED.

Tabela 3 - Comparação do desempenho dos Algoritmos para a terceira planta

TIPO ED	CONVERGÊNCIA	NÚMERO GERAÇÕES	TEMPO (Segundos)	FITNESS			GANHOS		
				MELHOR	MÉDIA	DESVIO PADRÃO	Kp	Ki	Kd
1	1	72	53,304762	4,58E-06	8,74E-06	2,64E-06	136709,21	249290,1	29902,353
2	1	20	13,916365	4,40E-06	9,45E-06	7,02E-06	98741,395	227962,44	1769,6457
3	1	44	30,345079	2,32E-06	9,17E-06	9,45E-06	147556,33	664228,98	11837,001
4	1	17	11,997254	2,68E-06	6,72E-06	4,48E-06	275319,74	372987,85	24383,951
5	1	27	18,44233	4,02E-06	8,31E-06	5,87E-06	103508,05	262554,72	12965,323
6	1	749	540,9159	4,67E-06	9,76E-06	7,03E-06	134361,39	214307,28	5267,4504
7	1	211	167,03149	1,20E-10	1,27E-08	2,25E-08	3,66E+09	8,382E+09	138378280
8	1	483	348,97532	1,49E-06	9,21E-06	1,14E-05	1496576,2	2370261,2	1321836,8
9	1	200	144,5545	1,28E-13	7,20E-09	4,09E-08	5,596E+12	8,978E+12	6,366E+11
10	1	337	250,4247	3,54E-12	5,59E-11	2,13E-10	3,285E+11	3,38E+11	4,01E+10

Fonte: Elaborado pelos autores.

Tabela 4 - Comparação do desempenho dos Algoritmos para a quarta planta

TIPO ED	CONVERGÊNCIA	NÚMERO GERAÇÕES	TEMPO (Segundos)	FITNESS			GANHOS		
				MELHOR	MÉDIA	DESVIO PADRÃO	Kp	Ki	Kd
1	1	75	22,589227	4,81E-06	9,38E-06	4,67E-06	448620,17	114048,45	160724,34
2	1	23	13,109956	3,18E-06	7,08E-06	7,31E-06	153954,31	158291,06	97,377158
3	1	44	12,319279	3,25E-06	8,46E-06	4,35E-06	265968,9	362825,19	88164,015
4	1	15	6,536957	1,93E-06	9,75E-06	1,02E-05	444405,98	267528,72	7821,9255
5	1	24	8,295316	5,76E-06	9,99E-06	3,69E-06	105852,12	98426,155	8280,7343
6	1	678	186,405345	1,87E-06	9,84E-06	2,97E-05	1207514,2	300205,9	793896,39
7	1	166	83,07805	2,75E-09	1,45E-06	4,68E-06	262732240	182625370	541155,71
8	1	403	111,14386	6,02E-07	4,14E-06	7,51E-06	5521010	898498,48	3262149,8
9	1	135	44,43984	2,35E-09	8,66E-06	4,19E-05	283373960	239912330	23797503
10	1	313	108,2846	2,80E-11	1,76E-09	8,41E-09	2,714E+10	1,97E+10	1,929E+09

Fonte: Elaborado pelos autores.

Tabela 5 - Comparação do desempenho dos Algoritmos para a quinta planta

TIPO ED	CONVERGÊNCIA	NÚMERO GERAÇÕES	TEMPO (Segundos)	FITNESS			GANHOS		
				MELHOR	MÉDIA	DESVIO PADRÃO	Kp	Ki	Kd
1	1	117	45,973405	5,32E-06	9,43E-06	2,45E-06	1315703,3	1977722	118051,44
2	1	28	17,935436	4,65E-06	9,09E-06	4,71E-06	1985541,7	2377073,8	271179,78
3	1	51	30,305211	3,97E-06	9,90E-06	4,93E-06	9075647,4	4060237,9	4686756,3
4	1	21	12,05427	1,62E-06	3,76E-06	3,07E-06	4700154,4	6590293,5	423913,22
5	1	34	21,66469	5,12E-06	8,29E-06	4,98E-06	573001,1	1924275,7	186440,88
6	0	1000	530,36952	7,15E-05	9,89E-05	1,50E-05	9975,0569	137248,53	292,61152
7	1	215	109,43783	8,32E-08	5,57E-06	1,66E-05	37093436	113256520	120266,6
8	1	585	303,86244	7,77E-08	4,56E-07	6,39E-07	79473818	143785930	47659216
9	1	243	243,9671	4,13E-17	1,92E-11	1,14E-10	2,75E+15	4,47E+16	1,759E+13
10	1	176	141,7593	4,15E-07	8,67E-06	3,06E-05	26660203	2,74E+07	14363,884

Fonte: Elaborado pelos autores.

Tabela 6 - Comparação do desempenho dos Algoritmos para a sexta planta

TIPO ED	CONVERGÊNCIA	NÚMERO GERAÇÕES	TEMPO (Segundos)	FITNESS			GANHOS		
				MELHOR	MÉDIA	DESVIO PADRÃO	Kp	Ki	Kd
1	1	91	5,88E+01	6,32E-06	9,53E-06	3,30E-06	571311,4	402746,28	181822,87
2	1	28	7,67E+01	4,14E-06	9,47E-06	7,39E-06	882237	586168,81	67161,259
3	1	48	1,07E+02	2,64E-06	9,77E-06	6,42E-06	1155662,8	1307615,5	157529,31
4	1	19	1,19E+02	2,03E-06	6,64E-06	7,52E-06	1320079,3	2430531,1	182946,9
5	1	34	1,41E+02	5,68E-06	8,54E-06	4,25E-06	853449,16	308003,2	28660,185
6	1	805	6,71E+02	3,82E-06	9,64E-06	5,91E-06	1096016,8	563260,84	420567
7	1	174	7,81E+02	1,00E-09	7,21E-08	3,08E-07	3,821E+09	2,287E+09	348786130
8	1	493	1,08E+03	2,63E-06	9,67E-06	1,09E-05	1459000,8	1483340,2	896978,37
9	1	368	1,33E+03	3,67E-14	3,42E-13	2,83E-13	9,93E+13	1,24E+14	2,718E+13
10	1	231	1,47E+03	2,17E-08	4,25E-06	2,22E-05	160948760	1,19E+08	11064610

Fonte: Elaborado pelos autores.

Analisando os resultados apresentados anteriormente, pode-se destacar, inicialmente, as variações de ED relacionadas ao tipo de mutação (*Rand*, *best* e *Target-to-best*). Para todos os casos estudados, é correto afirmar que aquelas variações que adotaram o tipo de mutação *best*, ou seja, utiliza o indivíduo de melhor *fitness* para a mutação, foram as que apresentaram menor tempo de processamento e número de gerações, ou seja, convergiram de forma mais rápida quando comparada à outras técnicas que se diferem justamente nesse aspecto (tipo de mutação). Esta afirmação pode ser verificada comparando, por exemplo, resultados apresentados pelas EDs 3, 4 e 5.

No que concerne aos resultados apresentados por variações de *crossover*, vê-se que aquelas que utilizaram o *crossover* binário requerem custo operacional (número de gerações e tempo de processamento) menor, apresentando, deste modo, convergência mais rápida ante o exponencial. Neste aspecto, cita-se as EDs 2 e 4, que, para todas as plantas que apresentaram convergência, foram as que demandaram menor número de gerações.

O cruzamento exponencial, por sua vez, encontra-se em todas as variações que apresentaram maior tempo de processamento nas plantas analisadas. Em relação à estratégia de mutação, é possível notar, como esperado, que as que utilizam o melhor indivíduo apresentam convergência mais rápida.

Outra importante observação a ser feita, trata do número de diferenças ponderadas consideradas na mutação, que, como citado, neste trabalho adotou-se variações de ED utilizando uma (EDs 1, 2, 6 e 7) ou duas (EDs 3, 4, 5, 8, 9 e 10) diferenças ponderadas.

Espera-se reduzir o número de gerações com o aumento das diferenças ponderadas. Isso se comprova ao analisar os resultados apresentados, em todos os casos, por exemplo, pelas EDs 1 e 3, que se distinguem apenas neste quesito. Vê-se, que para todas as plantas que apresentaram convergência, o algoritmo com duas diferenças ponderadas, apresentou menor número de gerações. O mesmo pode ser observado ao comparar as EDs 2 e 4, 6 e 8, ou ainda 7 e 9.

A Figura 5 apresenta a resposta temporal das dez variações de ED adotadas neste trabalho para a planta de segunda ordem, instável em malha aberta, descrita em (10), quando submetida a um degrau de referência unitário.

A análise da Figura 5 permite perceber o tempo reduzido (ordem de 10^{-6} segundos) de todos os

algoritmos, para o assentamento, ou seja, o tempo necessário para que a resposta permaneça com valores dentro de uma faixa determinada de variação em torno do valor final (usualmente, $\pm 2\%$ e $\pm 5\%$).

Outrossim, comprova-se a correta sintonia do controlador PID, visto que se trata de uma planta instável em malha aberta e, para todos os algoritmos, atingiu-se a estabilidade atendendo ainda ao critério de projeto.

Nota-se, também, que o *crossover* binário (adotado nas variações de 1 a 5), possibilita uma convergência mais rápida do algoritmo quando comparado ao *crossover* exponencial, fato que era esperado e foi comentado ao longo deste trabalho, comprovando a validade das técnicas adotadas.

5 CONCLUSÕES

O presente trabalho teve como proposta a implementação de diferentes estratégias de algoritmos de Evolução Diferencial, visando a analisar e comparar a atuação destas quando aplicadas a resolução de problemas de otimização, no caso, a sintonia de controladores PID.

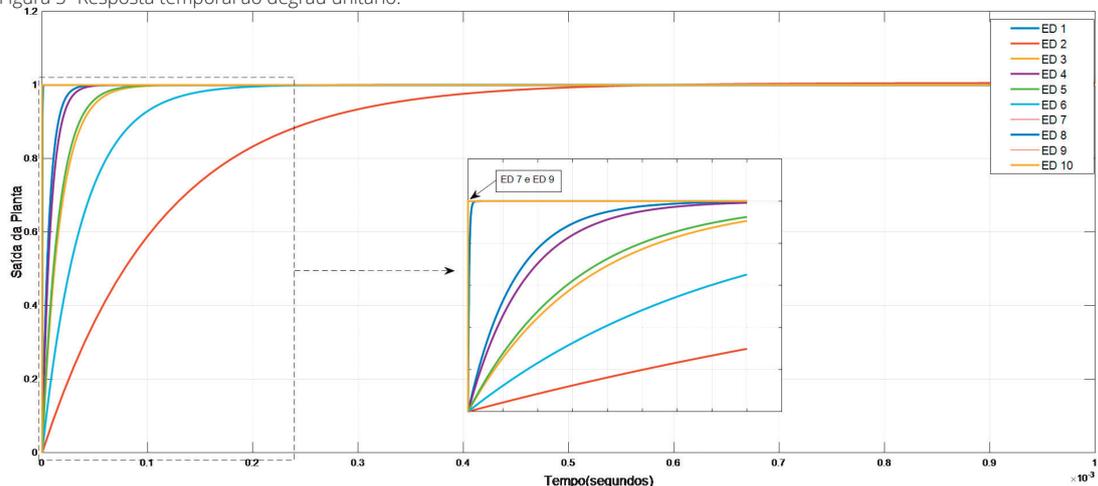
Ressalta-se que a intenção dos autores não fora indicar a melhor estratégia de ED para ser adotada neste tipo de aplicação, e sim apresentar um panorama dos resultados obtidos para diferentes situações (plantas), visto que não é possível um único tipo de algoritmo ser declarado ideal para uma gama de problemas. Essa escolha deve ser realizada considerando as especificidades do problema em questão bem como os requisitos de projetos.

Considerando o problema de sintonia de controladores PID, levando em conta somente as variações de ED aqui apresentadas, destaca-se do ponto de vista de obtenção de menor *fitness* aquelas que utilizam mutação exponencial. Por outro lado, vê-se que, caso deseje-se priorizar o tempo de processamento, as estratégias com mutação binária devem ser consideradas.

Deste modo, a comparação entre métodos se torna uma interessante estratégia na busca da metodologia ideal para a implementação de uma ED, ou qualquer algoritmo evolutivo, em uma aplicação específica.

Para trabalhos futuros pretende-se a implementação de algoritmos híbridos, visando a obter melhoria de resultados. Outra possibilidade é a otimização do parâmetro F , por meio de algoritmo genético.

Figura 5- Resposta temporal ao degrau unitário.



AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao IFSP – Campus Presidente Epitácio e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo apoio e suporte fornecidos para a realização deste trabalho.

REFERÊNCIAS

BACK, T. FOGEL, D.B., MICHALEWICZ, Z. (eds.). "Handbook of evolutionary computation", Bristol, Philadelphia: Institute of Physics Publishing, NY, USA, Oxford: Oxford University Press, 1997.

BAÑOL ARIAS, Maria Nataly. "Aplicação de técnicas meta-heurísticas para resolver o problema de coordenação de carregamento de veículos elétricos em sistemas de distribuição". 2015. 142 p. Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho Faculdade de Engenharia, 2015. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/11449/124496>>.

CARNIATO, Alexandre Ataíde. "Controle de sistemas lineares chaveados incertos com acesso à saída". 2016. 133 f. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2016. Disponível em: <<https://repositorio.unesp.br/handle/11449/148812>>.

CARNIATO, Leonardo Ataíde. "Robust H ∞ switched static output feedback control design for linear switched systems subject to actuator saturation". 2019. 115 f. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2019. Disponível em: <https://repositorio.unesp.br/handle/11449/183007>.

CARNIATO, Leonardo Ataíde; CARNIATO, Alexandre Ataíde; TEIXEIRA, Marcelo Carvalho Minhoto; CARDIM, Rodrigo; MAINARDI JUNIOR, Edson Italo; ASSUNÇÃO, Edvaldo. "Output control of continuous-time uncertain switched linear systems via switched static output feedback". International Journal of Control, [s.l.], p.1-20, 17 jul. 2018. Informa UK Limited. Disponível: <<http://dx.doi.org/10.1080/00207179.2018.1495341>>.

CHIHA, I., GHABI, J., LIQUANE, N., 2012, "Tuning PID controller with multi-objective differential Evolution". 5th International Symposium on Communications, Control and Signal Processing, Rome, Italy.

COHEN G.H., COON G.A. "Theoretical considerations of retarded control". TransactionsofASME, 75 (1953), pp. 827-834.

COLOGNI, Mario Andrei. "Estudo e avaliação de metodologias de auto-sintonia de controladores PID visando uma implementação em controlador industrial". Dissertação de mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, 2008.

DORF, R. H. B. R. C. "Modern Control Systems". 12. ed. [S.l.]: PRENTICE HALL, 2010.

FERMINO, Fernando et al. "Estudo comparativo de métodos de sintonia de controladores PID". 2014. Tese de Doutorado. UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO.

FOULDS, L. R. "Combinatorial Optimization for Undergraduates". Springer-Verlag, New York, 1984, p. 114.

FREITAS, F. G de, et al. "Aplicação de meta-heurísticas em problemas da engenharia de software: Revisão de literatura". In: II Congresso Tecnológico Infobrasil. 2009.

FREITAS, Fabrício G. de et al. "Otimização em teste de software com aplicação de meta-heurísticas". Revista de Sistemas de, v. 5, p. 3-13, 2010.

GARCIA, Vinicius Jacques et al. "Meta-heurísticas multiobjetivo para o problema de restauração do serviço em redes de distribuição de energia elétrica". Universidade Estadual de Campinas, 2005.

GLOVER, F. e KOCHENBERGER, G. A. "Handbook of Metaheuristics". Kluwer Academic Publishers, Boston, 2003.

GLOVER, F. "Future Paths For Integer Programming And Links To Artificial Intelligence". Computers and Operations Research, 1986. 13:533-549.

GOLDBARG, M.C.; GOLDBARG, E.G.; LUNA, H.P.L. "Otimização combinatória e meta-heurísticas: algoritmos e aplicações". 1. ed. Rio de Janeiro: GEN LTC, 2015.

ITABORAHY FILHO, Marco Antonio. "Análise de Algoritmos Genéticos e Evolução Diferencial para Otimização de Funções Não-Lineares Multimodais". 2018. 58 f. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Ponta Grossa, 2018.

LUZ, E. F. P.; CAMPOS VELHO, H. F.; BECCENERI, J. C.; ROBERTI, D. R. "Estimating atmospheric area source strength through particle swarm optimization". Inverse Problems, Design and Optimization, IPDO 2007, Florida, Proceedings..., Florida: IPDO, 2007.

MACHADO, Bruno Nunes. "SBSTFrame - Um Framework para Teste de Software Baseado em Busca". Goiânia, 2016. 82p. Dissertação de Mestrado. Instituto de Informática, Universidade Federal de Goiás.

MARTINS, Alexandre Xavier. "Meta-heurísticas e Formulações para a resolução do Problema de Roteamento e Alocação de Comprimentos de Onda em Redes Ópticas". Other [cs.OH]. Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II, 2011. Portuguese. ffnNT : 2011CLF22160ff.

NASCIMENTO, Manoel Henrique Reis. "Uma nova solução para a otimização do despacho econômico e ambiental utilizando meta-heurísticas da computação bio-inspirada". 2016. 233 f. Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Pará, Instituto de Tecnologia, Belém, 2016. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

NISE, Norman S. "Engenharia de sistemas de controle". Tradução e revisão técnica: Jackson Paul Matsuura. - 6. ed. - [Reimpr.]. - Rio de Janeiro: LTC, 2013.

OGATA, K. "Engenharia de controle moderno". 5. ed. Rio de Janeiro: Prentice/Hall do Brasil, 2011.

OLIVEIRA, Mateus Araújo de. "Sintonia de controladores PID robustos por meta-heurísticas e LMI". 2018. 28 f. Monografia (Graduação em Engenharia Elétrica) - Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas, Universidade Federal de Ouro Preto, João Monlevade, 2018.

POSSAGNOLO, Leonardo Henrique Faria Macedo. "Reconfiguração de sistemas de distribuição operando em vários níveis de demanda através de uma meta-heurística de busca em vizinhança variável". 2015. 184 f. Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, Faculdade de Engenharia, 2015. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/11449/126489>>.

REZENDE, Leandro Soares. "Planejamento da expansão de sistemas de transmissão: avaliação de meta-heurísticas e critérios de segurança". Universidade Federal De Itajubá [s.n.], 2011. 197 p.: il.

RIVERA, D. E., MORARI, M., SKOGESTAD, S. "Internal Model Control - PID Controller Design". Ind. Eng. Chem. Process. 1986.

SARAIVA, Felipe de Andrade. "METODOS DE SINTONIA EM CONTROLADORES PID". 2011. 47 f. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia de Telecomunicações, Unilasalle, Canoas, 2011.

SOLIHIN, M. I., Tack, L. F., Kean, M. L. (2011). "Tuning of PID Controller Using Particle Swarm Optimization (PSO)". Proceeding of the International Conference on Advanced Science, Engineering and Information Technology, ISBN 978-983-42366-4-9.

SOUZA, J. O. O. "Metaheurísticas Aplicadas na Sintonia de Controladores PID: Estudo de Casos". Dissertação de mestrado. Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo/RS, 2013.

SOUZA, Renan Felix Fernandes. "Planejamento da expansão de sistemas de distribuição usando a metaheurística de busca em vizinhança variável". 2011. 106 f. Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, 2011. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/11449/87148>>.

STORN, R., PRICE, K. "Differential evolution: a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces". Technical Report TR-95-012, International Computer Science Institute, Berkeley, USA, 1995.

TARIQUE, A., GABBAR, H. A. (2013) "Particle Swarm Optimization (PSO) based turbine control". Intelligent Control and Automation, 2013, 4, 126-137. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.4236/ica.2013.42018>>.

VIDAL, Juan F.; CASTRO, Adriana R. G. "Comparação de Metaheurísticas Populacionais na Sintonia de Parâmetros de Controladores Clássicos". XXI CBA-Congresso Brasileiro de Automática, Vitória/ES, 2016.

WHITLEY, D. "An overview of evolutionary algorithms: practical issues and common pitfalls", Information and Software Technology, vol. 43, pp. 817-831, 2001.

ZIEGLER, J. G.; NICHOLS, N. B. "Optimal settings for automatic controllers". Transactions of the Asme, v. 64, p. 759-768, 1942.