

IV Simpósio Paranaense de Modelagem, Simulação e Controle de Processos  ISSN : 1984-7521	<b>Artigo: 17</b>
	<b>Páginas: 120 - 127</b>

## UMA BREVE REVISÃO SOBRE IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS: DAS TÉCNICAS CLÁSSICAS A HEURÍSTICA ALGORITMO GENÉTICO

**Felipe Tozim Demiti<sup>1\*</sup>, Cid Marcos G. Andrade<sup>2</sup>**

*1 – Universidade Estadual de Maringá – UEM – PR, felipetozim2@gmail.com*

*2 – Universidade Estadual de Maringá – UEM – PR, Maringá – PR*

Resumo – A área de identificação de sistemas não é nova e sua importância, em especial, para o controle de processos é notória. O processo de identificação de um sistema é constituído por várias etapas, mas neste trabalho o destaque é em relação a fase de estimação de parâmetros. O objetivo deste trabalho é fazer uma breve revisão sobre as técnicas de identificação de sistemas, iniciando com alguns métodos clássicos, mas com foco em trabalhos que utilizam o Algoritmo Genético. Primeiramente o tema de identificação de sistemas é introduzido. Posteriormente são apresentados os métodos clássicos de mínimos quadrados e de variáveis instrumentais, bem como trabalhos que fazem uso dessas técnicas. Após, de forma sucinta o Algoritmo Genético é definido e então trabalhos na área de identificação que fazem uso dessa técnica são expostos. Ao fim conclui-se que a aplicação dessa heurística para a estimação de parâmetros apresenta resultados promissores e têm um grande potencial de aplicação.

Palavras-chave: Algoritmo Genético; Estimação de Parâmetros; Identificação de Sistemas; Método dos Mínimos Quadrados; Método das Variáveis Instrumentais.

### INTRODUÇÃO

Desde muito tempo que o homem estuda e procura por meios de reproduzir os mais diversos sistemas que se apresentam ao seu redor, seja para compreendê-los melhor, para aplicá-los como parte da solução de um problema, para determinar uma estratégia de controle para os mesmos ou por vários outros motivos. Por exemplo, no caso de processos que possuem um sistema de controle avançado (preditivo/adaptativo) é necessário que na estrutura desse sistema de controle haja um modelo matemático do processo que será controlado.

As técnicas para modelagem de sistemas dinâmicos podem ser divididas em três classes [1]: modelagem caixa branca – tem como base os fenômenos relacionados aos processos além das leis da física que os caracterizam; modelagem caixa-preta – faz uso de informações do sistema, por exemplo, valores conhecidos de entradas e saídas, sem nenhum conhecimento preliminar do sistema; modelagem caixa cinza – semelhante a modelagem caixa-preta, mas com o incremento de algum conhecimento prévio a cerca da física do sistema. Assim sendo, dada a atual facilidade em se coletar enormes quantidades de dados e a dificuldade em se determinar, muitas vezes, relações físicas que representem a dinâmica de um sistema, o uso de métodos de identificação pode ser considerado uma opção interessante [2].

A modelagem baseada nos dados de entrada e saída do sistema para a determinação de um modelo dinâmico, é também chamada de identificação de sistemas. Uma característica importante dessa técnica, é a possibilidade de se analisar o sistema real sem que para isso seja necessário interferir diretamente no mesmo. Como já mencionado, um modelo matemático é uma abstração do sistema real. Desse modo, durante o processo de modelagem deve-se ter em mente que é preciso conhecer as imprecisões e limitações do modelo bem como encontrar um equilíbrio entre simplicidade e fidelidade do modelo com o fenômeno real [3].

Segundo [1] a problemática de identificação de sistemas consiste sequencialmente nas seguintes etapas: coleta (de modo experimental) de dados do sistema à ser modelado; identificação da dinâmica do sistema e se o mesmo apresenta ou não linearidade;

<p><b>14 e 15 de março de 2019</b> <b>Curitiba - Paraná</b></p>
---

seleção e definição da estrutura à ser empregada para representar o modelo; estimativa dos parâmetros do modelo selecionado; validação do modelo. Este procedimento pode ser aplicado para a identificação tanto de sistemas não-lineares quanto para sistemas lineares, a forma como cada etapa é executada é o que muda em cada caso [4].

Este trabalho tem o objetivo de fazer uma curta revisão literária sobre as técnicas de identificação de sistemas, começando por alguns métodos clássicos (para estimação de parâmetros) mas com foco em trabalhos que fazem uso de algoritmos heurísticos. Dada a grande quantidade de algoritmos dessa natureza, apenas trabalhos com o uso de Algoritmo Genético (*Genetic Algorithm* – GA) serão abordados.

## MÉTODOS CLÁSSICOS DE IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

Nesta parte são apresentados alguns métodos clássicos de identificação de sistemas bem como alguns trabalhos relacionados. Os métodos clássicos para a estimação de parâmetros, na área de identificação de sistemas, que serão abordados são o Método dos Mínimos Quadrados (MMQ), o da Variável Instrumental (MVI). Vale ressaltar que todos estes métodos são utilizados na estimação de parâmetros de modelos paramétricos, ou seja, são modelos descritos por uma quantidade finita de parâmetros.

### MÉTODO DOS MÍNIMOS QUADRADOS

O MMQ tem sua origem atribuída a Carl Friedrich Gauss quando ele desenvolvia seu trabalho sobre a previsão do movimento dos planetas. Do ponto de vista teórico, este método surgiu do estudo dos valores extremos de funções reais, em específico, na definição do(s) ponto(s) de mínimo de uma função que descreve o desvio aproximado na procura pelo ajuste do modelo [5].

Por meio da minimização do erro, o MMQ apresenta o melhor ajuste do modelo em relação aos dados experimentais. Desse modo tem-se então um problema de otimização, no qual o erro é dado pela Eq. 1, em que  $T$  representa a transposta. Ela (Eq. 1) relaciona  $\varepsilon$ ,  $y$  (uma saída mensurável),  $X$  (um vetor de dados conhecidos) e  $\theta$  (um vetor com parâmetros desconhecidos).

$$\varepsilon = y(t) - X^T(t)\theta \quad (1)$$

A função a ser minimizada, ou seja, a função objetivo é aquela que representa a soma dos quadrados do erro. Esta função é definida pela Eq. 2, em que  $m$  representa o número de pontos observados de entrada e saída.

$$J = \sum_{i=1}^m \varepsilon_i^2 = \varepsilon^T \varepsilon \quad (2)$$

Substituindo a Eq. 1 na Eq. 2 e resolvendo obtém-se  $\hat{\theta}$  que é o vetor que minimiza  $J$  e está definido pela Eq. 3, que também é conhecido como estimador por mínimos quadrados (*least squares estimator* – LSE) [6].

$$\hat{\theta} = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (3)$$

Como exemplo de trabalhos que fazem uso do MMQ para identificação de processos estão Identificação, Modelagem e Controle de Velocidade de um Motor DC de Ímã Permanente Utilizando o Método dos Mínimos Quadrados e PID [7] e Experimentos para Estimação dos Parâmetros de Motores de Corrente Contínua [8]. No primeiro

trabalho o objetivo era aplicar uma técnica de identificação de sistemas fundamentada no MMQ para se determinar um modelo dinâmico para controle de velocidade de um sistema com um motor de Corrente Contínua (CC). Com esse modelo projetar um controlador e ao fim, comparar os resultados de simulações e dos experimentos.

Em uma bancada experimental com um motor CC de ímã permanente, o MMQ e um método de projeto do controlador no domínio de  $z$  foram utilizados [7]. A bancada possuía [7]: um motor CC Akiyama de 12 V e velocidade de 0 a 7000 rpm; disco com sessenta sulcos fixado no eixo do motor; *encoder* ótico; microcontrolador Microchip® DSPIC 33EP para controle e comunicação com o Matlab®. Com uma entrada aleatória, os dados de saída foram então coletados para o MMQ, já que a entrada é persistentemente exitada. A taxa de aquisição utilizada foi de 0,01 s. Por meio do *toolbox System Identification* do Matlab® constatou-se que a semelhança entre o modelo matemático e os dados experimentais (coerência) foi de 72,67 %, para o melhor modelo obtido [7]. Depois de determinada a função transferência do controlador ele foi sintonizado e testado no sistema real e em uma simulação no programa Simulink®. 2000 RPM foi o valor de referência escolhido para as entradas (no caso real e no simulado) [7].

A partir das respostas do sistema em malha fechada com o controlador, representadas graficamente, constatou-se que ambas as respostas (real e simulada) são semelhantes, além disso a resposta do sistema real apresentou um pequeno atraso em relação ao simulado [7]. Com base nisso [7] concluí que o controlador projetado pode ser aplicado também ao sistema real. Com relação a resposta experimental observou-se que ela não apresenta erro em regime permanente e não tem oscilações nem sobressinal. Outra constatação foi a de que, apesar de o sinal de entrada ficar saturado em 12 V em  $t = 0,1$  s, logo em seguida ele atinge um valor constante, o que demonstra que o controlador é robusto [7].

Outra conclusão de [7] é que apesar de a função transferência determinada não ter uma alta representatividade, o controlador do projeto conseguiu controlar o sistema real e inclusive atendeu aos requisitos do projeto, já que as duas respostas foram semelhantes. Para finalizar, [7] considera que o MMQ foi eficaz e a função transferência do sistema poderia ser aperfeiçoada se fosse empregado um método adaptativo e em tempo real para estimar a planta.

O segundo trabalho, aqui abordado, tinha como objetivo a realização de experimentos para a estimação de parâmetros de um motor CC. Foram considerados parâmetros elétricos (indutância ( $L_a$ ) e resistência ( $R_a$ ) do circuito de armadura), mecânicos (coeficiente de atrito viscoso ( $f$ ) e momento de inércia ( $J$ )) e eletromecânicos (torque ( $K_m$ ) e constantes de força contra eletromotriz ( $K_g$ )).

Inicialmente é determinado um modelo matemático de segunda ordem para um motor CC, por meio de equações dinâmicas [8]. Após, essas equações de segunda ordem são convertidas em sistemas de primeira ordem, o que permite que os parâmetros envolvidos possam ser identificados por meio do método dos mínimos quadrados. Antes de se utilizar o MMQ para estimar os parâmetros do modelo, que consiste em um sistema contínuo de primeira ordem, é determinado um sistema discreto equivalente [8].

Através de experimentos e com o MMQ, são então obtidos os valores que identificam a região linear de operação do motor, bem como os parâmetros elétricos, mecânicos e eletromecânicos já citados [8]. Os resultados destes testes forneceram uma região linear entre 6 e 22 V. Na sequência, com o uso de gráficos e do ajuste via MMQ, determinou-se que  $K_m = K_g = 0,0453V/rad/s$ . Os parâmetros elétricos tiveram seus valores estimados em  $L_a = 3,4mH$  e  $R_a = 2,30\Omega$ , em relação aos mecânicos estes foram  $df = 5,23 \times 10^{-5} kgm/rad/sej = 3,72 \times 10^{-5} kmg^2$  [8].

De posse desses valores, a validação por meio de gráficos, do modelo é então feita com as respostas obtidas com o sistema real e com o modelo, ambas sujeitas a uma

mesma excitação [8]. Tanto no gráfico que apresenta a corrente de armadura quanto o que apresenta a tensão nos terminais do tacômetro, houve grande semelhança entre as curvas real e simulada, o que de fato valida o modelo [8]. Finalmente [8] concluí que os experimentos apresentados foram eficazes em se determinar todos os parâmetros de identificação do motor de corrente contínua existente no Laboratório de Sistemas de Controle da Universidade Federal do Rio de Janeiro.

### MÉTODO DA VARIÁVEL INSTRUMENTAL

A partir da Eq. 1 para a determinação da diferença entre o valor estimado  $\hat{\theta}$  e o calculado  $\theta_0$ , em que este é dado pela Eq. 4:

$$y(t) = X^T(t)\theta_0 + v(t) \quad (4)$$

em que  $v(t)$  é uma perturbação estocástica. Com a consideração de que  $Z(t)$  é uma matriz com dimensões  $n_z \times n_y$ , de sinais de entrada não correlacionados com a perturbação  $v(t)$  e  $N$  representa a quantidade de dados coletados, assim estima-se  $\theta$  pela Eq. 5:

$$\hat{\theta} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N Z(t)\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N Z(t)[y(t) - X^T\theta] = 0 \quad (5)$$

As matrizes  $Z(t)$  são denominadas de instrumentos; que em síntese são gerados por meio de filtros dos dados, geralmente atrasando-os. Caso  $n_z = n_\theta$ , a Eq. 5 fornece o método da variável instrumental, em que o estimador é definido pela Eq. 6. Obviamente caso  $Z(t) = X(t)$ , regressa-se ao MMQ.

$$\hat{\theta} = \left[ \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N Z(t)X^T(t) \right]^{-1} \left[ \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N Z(t)y(t) \right] \quad (6)$$

Com relação aos trabalhos que fazem uso do Método das Variáveis Instrumentais (MVI), serão abordados dois artigos. O primeiro intitulado Modelo ARX de Núcleos MEMS Utilizando os Estimadores Recursivos: Mínimos Quadrados e Variável Instrumental [9] e o segundo denominado *Application of Instrumental Variable Method to the Identification of Hammerstein-Wiener Systems* [10].

No primeiro trabalho o propósito era a determinação de parâmetros que caracterizam dispositivos *Micro ElectroMechanical Systems* (MEMS), por estimação. O foco é o núcleo de microrrotores, em que o amortecimento, o coeficiente de elasticidade e a massa são obtidos por meio do modelo discreto *Auto Regressive with Exogenous Inputs* (ARX) e com o MMQ e o MVI [9]. Os dados de entrada e saída utilizados foram a força –  $f(k)$  – e o deslocamento –  $x(k)$  – que são determinados mediante simulações com o *software* ANSYS® [9].

Uma comparação feita entre o MMQ e o MVI permite afirmar que o primeiro é muito eficiente e é de fácil interação com outros algoritmos, porém fornece uma estimativa falha se não há ruído branco, já o MVI é capaz de estimar os parâmetros quando há ruído colorido [9]. Para a comparação entre os dados simulados e os fornecidos pelo modelo identificado, optou-se pelo valor de  $0,14 \times 10^{-6}$  N para a amplitude do degrau de força [9].

O erro entre os dois estimadores (MMQ e MVI) e a plataforma de ensaio, em todos os micro núcleos, variou de 0 até 12 % (regime transitório) e tendeu a zero no regime permanente [9]. Por fim, [9] conclui que foi possível obter as características de

minúsculos dispositivos sem modificar suas características, pois foram empregadas técnicas não invasivas, além de afirmar que a precisão obtida nos resultados foi satisfatória.

O segundo artigo aqui abordado, tem o objetivo principal de aplicação do MVI para identificar parâmetros de sistemas dinâmicos não lineares com estrutura composta e compará-lo com o MMQ tradicional [10]. A análise de aplicabilidade é realizada em um sistema com a estrutura Hammerstein-Wiener [10].

Durante as simulações, os erros de estimação agregada para o MMQ (ERR\_LS) e MVI (ERR\_IV), foram determinados para  $10^2 \leq N \leq 10^5$  (em que  $N$  representa o número de dados coletados de entrada e saída) e os dados de medição e os resultados são mostrados na Fig. 1 [10]. É possível observar que, para  $N$  grande – um comportamento assintótico do estimador do MVI é melhor do que do estimador do MMQ [10].

A complexidade computacional do algoritmo da variável instrumental proposta é comparável ao MMQ [10]. A única dificuldade é a geração de instrumentos [10]. Para [10] método de variáveis instrumentais pode ser bem aplicado na identificação de sistemas dinâmicos não-lineares com estrutura composta (Hammerstein-Wiener) na presença de ruído correlacionado. Essa é a principal vantagem do método [10]. Segundo [10] a correlação do processo de ruído pode ser conectada com a presença de *feedback* estrutural no sistema complexo.

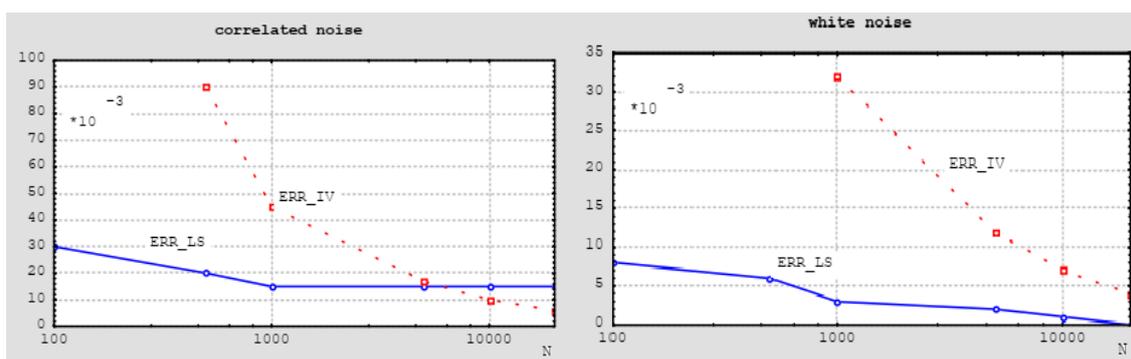


Figura 1 - Comparação das propriedades assintóticas entre o estimador do MMQ e do MVI com ruído branco e correlacionado [10].

## ALGORITMOS HEURÍSTICOS APLICADOS NA IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

Como já mencionado, o foco deste artigo é a abordagem de trabalhos que fazem uso de algoritmos heurísticos (nesse caso o GA) na identificação de sistemas. Para isto, os seguintes textos foram selecionados: Algoritmos Evolucionários na Identificação de Sistemas Híbridos PWA [11] e Estimação de Parâmetros de um Sistema Elétrico de Potência Utilizando Algoritmos Genéticos [12].

Os GAs podem ser definidos como algoritmos de busca baseados no processo da seleção natural proposto por Charles Darwin e em conceitos da genética. O desenvolvimento inicial deles é atribuído à John Holland, com a publicação de seu livro em 1975. A principal finalidade desse tipo de algoritmo está em sua aplicação a problemas de busca e otimização [12]. Eles pertencem ao conjunto de algoritmos probabilísticos que fazem uso de procedimentos randômicos no processo de procura por soluções ótimas ou quase ótimas, através de um padrão semelhante ao encontrado no processo de evolução natural [12].

O modo de operação dos GAs consiste, em síntese, em transformar uma população de indivíduos (soluções), cada um com um valor associado ao seu desempenho (aptidão), em uma nova geração de indivíduos por meio dos princípios de reprodução e sobrevivência dos mais adaptados. Além da aplicação de operações genéticas, como por exemplo a recombinação e a mutação.

De modo mais detalhado, um AG genérico tem como etapa inicial, a geração de uma população de indivíduos. Em seguida eles são avaliados por uma função objetivo. Após é iniciado um laço de repetição. Dentro dele, indivíduos são selecionados para o processo de reprodução, na sequência são aplicados os operadores de recombinação e mutação. Ainda dentro do laço de repetição, os novos indivíduos são avaliados pela função objetivo e em seguida são selecionados aqueles que irão compor a próxima geração. Esses procedimentos são repetidos até que o critério de parada estabelecido seja atendido. Por fim o algoritmo retorna o melhor indivíduo (solução).

Com relação ao trabalho que faz uso da técnica AG na identificação de sistemas híbridos afim por partes (*Piece Wise Affine - PWA*), seu objetivo era apresentar uma abordagem nova para a identificação de sistemas híbridos do tipo PWA que utiliza algoritmos evolucionários, sendo, portanto, menos susceptível a mínimos locais. Sistemas PWA são oriundos do particionamento do conjunto de estados e entradas em um conjunto limitado de regiões poliédricas [11].

O problema de identificação de sistemas PWA é considerado uma tarefa difícil [13], que reúne a estimação concomitante dos parâmetros de cada submodelo e a determinação das partições. Desse modo, a problemática da identificação de sistemas híbridos está no fato de que os parâmetros dos submodelos são dependentes do modo ou partição [14].

Para a obtenção das partições, foi proposto um algoritmo baseado nos GAs e denominado de AGPWA. Na função objetivo desse algoritmo os parâmetros dos submodelos são determinados toda vez que os indivíduos são avaliados e apenas os parâmetros relativos aos estados de modo do sistema (mistura de gaussianas), que fazem parte do genótipo dos indivíduos, sofrem o processo de evolução [11]. O que evita que um grande número de variáveis evolua e direciona o algoritmo para o problema de classificação, entretanto isso eleva o custo computacional [11].

Como o objetivo é a identificação de sistemas PWA, em especial os do tipo PWARMAX (*Piece Wise Auto Regressive Moving Average eXogeneous*), a matriz de covariâncias das misturas de gaussianas pode ser simplificada, o que faz com que somente as médias dos componentes da mistura necessitem ser determinadas via AGPWA [11]. Isto faz com que o custo computacional seja reduzido [11].

Com a finalidade de avaliação, o algoritmo AGPWA foi testado em três experimentos simulados. Em todos utilizou-se submodelos ARMAX a fim de que o algoritmo de Mínimos Quadrados Estendido e Ponderado (MQEP) também fosse aplicado [11]. Durante as simulações executou-se o AGPWA com o MQEP cem vezes para cada problema simulado, com diferentes ruídos, já o processo de validação utilizou um conjunto de dez mil amostras ausentes de ruído [11].

Para os três problemas simulados, o algoritmo AGPWA apresentou um acerto médio superior à 96 %, ou seja, um elevado acerto percentual de classificação dos modos [11]. Do ponto de vista computacional, o AGPWA foi implementado em um computador Pentium® Core™ Duo, 2,4 GHz, 2 GB de memória RAM. Ele demandou cerca de 10 s para determinar uma solução, com uma população de 50 indivíduos que foi evoluída por 20 gerações, em um problema com 3 submodelos e 200 amostras [11].

Por fim [11] conclui que o AGPWA é um algoritmo robusto na identificação de sistemas PWARMAX. Além disso [11] destaca que entre as vantagens do AGPWA em relação à outros métodos estão a capacidade de diferenciar as partições fundamentando-se somente no conjunto de regressores, determinar regiões separáveis e não obter regiões sem definição de partição [11].

Com relação ao segundo trabalho que utiliza o GA na estimação de parâmetros, seu objetivo é apresentar o potencial dos GAs para estimar parâmetros relacionados a sinais de corrente e tensão. Mais especificamente, ele se propõe a comparar várias configurações para o AG, com a finalidade de se determinar a melhor, com relação a

identificação, tanto dos parâmetros relativos a um relé de frequência, quanto das componentes harmônicas de um Sistema Elétrico de Potência (SEP) [12].

O algoritmo implementado foi nomeado como GOOAL. Ele foi criado com base nos padrões da programação orientada a objeto e tem quatro critérios de parada (tempo de processamento, valor específico da função objetivo, número máximo de gerações e número máximo de gerações sem melhorias), mas nesse estudo apenas o número máximo de gerações foi considerado [12]. Para a análise harmônica adotou-se o valor de 15000 gerações com cada configuração executada 20 vezes, já para o relé de frequência, foram 10000 gerações com cada configuração executada 10 vezes [12].

Para a análise harmônica, o GA implementado deveria identificar as diferentes frequências harmônicas de um determinado sinal [12]. Nesse caso, foi utilizado para validação e análise do algoritmo proposto, um sinal típico de distúrbio para um sistema de transmissão de 230 kV da Companhia Hidroelétrica do São Francisco (CHESF).

Em se tratando de um GA binário, a configuração que forneceu o erro mais baixo nas estimativas dos parâmetros foi a que usou: uma probabilidade de mutação de 0,1; probabilidade de cruzamento igual a 0,90 e cruzamento do tipo um ponto; elitismo com dois indivíduos; método da roleta para seleção e 24 indivíduos compondo a população inicial [12]. Em relação ao GA real, para a mesma situação, esses números foram: probabilidade de mutação de 0,05; probabilidade de cruzamento de 0,90 e cruzamento do tipo média aritmética; dois indivíduos elitistas; método da roleta para seleção e 24 indivíduos compondo a população inicial [12].

Para a estimação dos parâmetros de um relé de frequência, o GA foi simulado no *software* MATLAB<sup>®</sup> e teve como referência uma forma de onda de amplitude 10 V, com frequência de 60 Hz, ângulo de fase de 0° e com uma frequência amostral de 2400 Hz [12]. Selecionou-se os seguintes valores para os parâmetros do GA: seleção pelo método da roleta; população inicial com 48 indivíduos; probabilidade de cruzamento de 0,90 e cruzamento pela média aritmética; dois indivíduos elitistas; probabilidade de mutação igual à 0,10 [12].

Através da variação única de cada um destes parâmetros, diversas combinações foram criadas e o GA foi testado. Na variação da amplitude, a frequência apresentou um erro máximo de 0,36226 %, além disso a estimação do ângulo de fase não apresentou interferências significativas [12]. Para a variação do ângulo de fase os parâmetros amplitude e frequência tiveram erros da ordem de 0,1 %, já o ângulo de fase teve como valores mais destoantes dos demais, erros pontuais de 0,2240 % e 0,2054 %. Para a variação da taxa amostral, no geral os erros se concentraram em uma faixa de 0,001 % a 0,1 %. Para a variação de frequência, em todas os casos, foram constatados baixos valores de erro de estimação, entre 0,00 % e 0,09 % [12].

Dentre as conclusões, [12] destaca que no caso da estimação relacionada ao SEP, a configuração real é a mais adequada. Já para os testes relativos ao relé de frequência, os testes indicaram um grande potencial do algoritmo em questão [12].

## CONCLUSÃO

Ao final deste trabalho constata-se que o objetivo inicial de produção de uma curta revisão bibliográfica sobre o tema identificação de sistemas, em especial com o uso de GAs, foi atingido. Através da apresentação de trabalhos que fazem uso de técnicas de identificação clássicas e outros que utilizam os GAs foi possível destacar a importância desse tema, mas principalmente, conseguiu-se evidenciar que os GAs são técnicas promissoras, robustas e eficientes para esta finalidade.

Como sugestão para trabalhos futuros, considera-se uma revisão na literatura sobre a identificação de sistemas com outras heurísticas, como por exemplo, enxame de partículas e evolução diferencial. Outra sugestão é também a de uma revisão

bibliográfica com o mesmo assunto (identificação de sistemas), mas com foco em trabalhos que fazem a comparação entre diferentes heurísticas.

## REFERÊNCIAS

1. L. Ljung, Introduction, in: System Identification – Theory for the User, L. Ljung, 2 ed.; Prentice-Hall International, New Jersey, 1999, pp. 13 – 15.
2. J. K. E. da C. Martins; F. R. de L. Souza; F. M. U. de Araújo. Identificação de um Sistema de Tanques Acoplados Não Linear com Atraso Utilizando RNA, in: Congresso Rio Automação, Rio de Janeiro, 2015.
3. M. H. F. Santos, Me. Dissertação, Identificação De Sistemas De Refrigeração: Uma Primeira Abordagem, Universidade Federal de Santa Catarina, 2007.
4. L. A. Aguirre; G. G. Rodrigues; c. R. F. Jácome. Identificação de Sistemas Não-Lineares Utilizando Modelos NARMAX Polinomiais – uma Revisão e Novos Resultados. SBA Controle e Automação. 1998, vol. 9, pp. 90 – 106.
5. R. N. de Almeida. Me. Dissertação, O Método Dos Mínimos Quadrados: Estudo E Aplicações Para O Ensino Médio, Universidade Estadual do Norte Fluminense, 2015.
6. H. G. Brandolt. Me. Dissertação, Universidade Federal de Santa Catarina, 2002.
7. M. Mendonça; F. Machini. Identificação, Modelagem e Controle de Velocidade de um Motor DC de Imã Permanente Utilizando o Método dos Mínimos Quadrados e PID, in: 27º Simpósio do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Uberlândia, 2017.
8. J. C. Basilio; M. V. Moreira. Experimentos para Estimação dos Parâmetros de Motores de Corrente Contínua, in: 29º Congresso Brasileiro de Ensino de Engenharia, Porto Alegre, 2001, pp. 298 – 307.
9. M. M. P. Reibold; G. V. Leandro; W. Chong; R. P. Ribas. Modelo ARX de Núcleos MEMS Utilizando os Estimadores Recursivos: Mínimos Quadrados e Variável Instrumental, in: 30º Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional, Belém, 2008, pp. 658 – 664.
10. G. Mzyk, Application of Instrumental Variable Method to the Identification of Hammerstein-Wiener Systems, in: 9<sup>th</sup> IEEE International Conference MMAP, Międzyzdroje 2003.
11. B. H. G. Barbosa; L. A. Aguirre; A. P. Braga, Algoritmos Evolucionários na Identificação de Sistemas Híbridos PWA, in: 10º Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, São João del-Rei, 2011, vol. 10, pp. 111 – 116.
12. S. A. SOUZA; R. A. Macêdo; E. T. Vargas; D. V. Coury; M. Oleskovicz. Estimação de Parâmetros de um Sistema Elétrico de Potência Utilizando Algoritmos Genéticos, in: IEEE Latin America Transactions, 2006, vol. 4, pp. 47 – 54.
13. C. Wen; S. Wang; X. Jin; X. Ma., Identification of dynamic systems using piecewise-affine basis function models, Automatica, 2007, vol. 43(10), pp. 1824 – 1831.
14. J. Roll; A. Bemporad; L. Ljung, *Identification of piecewise affine systems via mixed-integer programming*, 2004, Automatica, vol. 40, pp. 37 – 50.