



GERAÇÃO DE TRAJETÓRIAS PARA MANIPULADORES ROBÓTICOS: ABORDAGEM POR ALGORITMOS GENÉTICOS

Lara Toledo Cordeiro

laratoledocordeiro@gmail.com

Universidade Federal de São João del Rei/CAP

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica UFMG

Edgar Campos Furtado

edgar@ufsj.edu.br

Universidade Federal de São João del Rei /CAP

Departamento de Engenharias de Telecomunicações e Mecatrônica

Marconi de Arruda Pereira

marconi@ufsj.edu.br

Universidade Federal de São João del Rei /CAP

Departamento de Tecnologia em Engenharia Civil, Computação e Humanidades

Resumo. Atualmente os manipuladores robóticos são amplamente utilizados em indústrias, universidades, hospitais e até em residências, realizando as mais diversas tarefas e aplicações. Nesse sentido, uma área de pesquisa importante é o estudo de algoritmos e técnicas que busquem otimizar as trajetórias realizadas pelos mesmos, visando minimizar a energia e o tempo de locomoção do manipulador de um ponto a outro no espaço. Dessa forma, o objetivo deste trabalho consiste em aplicar a técnica de Algoritmo Genético (AG) na otimização de trajetórias de um manipulador, com três graus de liberdade, simulado em um software computacional. O AG é adotado com o intuito de encontrar os ângulos ao longo da trajetória até a posição final, minimizando uma função multiobjetivo encontrada na literatura, que é dependente da variação angular e da posição. Além disso, um conjunto de experimentos é proposto para analisar os parâmetros da função multiobjetivo utilizada. Os resultados mostram como o desempenho dessa função é afetado por esses parâmetros e sugere qual conjunto de pesos é mais adequado para o problema tratado.

Palavras-chave: Manipuladores robóticos, Geração de trajetórias, Algoritmos genéticos, Otimização Multiobjetivo.

1 INTRODUÇÃO

Os manipuladores robóticos são exemplos de máquinas-ferramenta essenciais em diversos contextos industriais. Processos automatizados que utilizam tais equipamentos apresentam maior rendimento, precisão, produção e menor índice de acidentes. É notório que o desenvolvimento do setor industrial está alicerçado no desenvolvimento também das máquinas-ferramentas inteligentes. Ou seja, equipamentos com tecnologia embarcada capazes de analisar dados medidos e tomar decisões autônomas.

A modelagem espacial de um manipulador segue um protocolo definido por Denavit-Hartenberg (Craig, 2004). Nesse protocolo cada junta do manipulador apresenta um conjunto de parâmetros. O primeiro passo na construção de uma trajetória consiste, então, em se obter um universo de parâmetros candidatos para cada junta. Em seguida, a questão principal consiste em como selecionar tais parâmetros nesse universo. Para isso pode-se formalizar funções que considerem, por exemplo, a distância entre o ponto inicial e o final, e/ou o gasto de energético, do ponto de vista dos atuadores eletromecânicos das juntas.

Para a movimentação espacial do manipulador de um ponto a outro no espaço, pode haver mais de uma solução possível, como mostrado na Figura 1. Essas soluções são dependentes do espaço de parâmetros do manipulador. Havendo mais soluções, uma questão essencial é: como determinar a próxima solução, ou o próximo conjunto de parâmetros para cada junta? De fato, não é uma pergunta trivial, haja vista a possibilidade de infinitas soluções, bem como, requisitos de tempo e energia disponível.

Um caminho para se analisar o conjunto de soluções consiste em aplicar técnicas de aprendizado de máquina como, por exemplo, os Algoritmos Genéticos (AG). Esse tema tem fomentando pesquisas nas últimas três décadas, envolvendo manipuladores e geração de trajetórias por Parker et al. (1989), Buckley et al. (1997), Chapelle e Bidaud (2001), Kalra et al. (2003), Nunes (2007) e Marcos et al. (2009).



Figura 1. Diferentes soluções para o posicionamento de uma manipulador robótico. Modificada de Santos (2004).

Os algoritmos genéticos são técnicas de busca e otimização baseadas na teoria da evolução de Darwin (Goldberg, 1989). O problema é transcrito a partir de uma função objetivo, as possíveis soluções para o problema são chamadas de indivíduos. Estes indivíduos se reproduzem gerando uma população. A cada iteração a população é modificada segundo as regras de evolução e mutação, que selecionam os indivíduos aptos a se reproduzirem.

No problema tratado neste artigo a função objetivo é descrita em função do erro cartesiano e do erro angular da trajetória percorrida pelo manipulador robótico. Ou seja, trata-se de um

problema multiobjetivo. No entanto, um ponto fundamental e que interfere diretamente nos resultados consiste na seleção dos parâmetros de ponderação entre os dois objetivos.

A escolha dos parâmetros em funções multiobjetivo é algo não trivial, pois a solução não é um ponto, mas uma região denominada Pareto. Tal região possui infinitas soluções para o problema com uma combinação de infinitos parâmetros (Collischonn e Tucci, 2003). Nesse sentido, este trabalho tem como objetivo analisar os parâmetros utilizados na função objetivo proposta no trabalho de Nunes (2007). Dessa forma, sugerir um conjunto de pesos que apresentem menor erro cartesiano e o menor erro angular, melhorando assim o desempenho do algoritmo genético na solução do problema.

Esse trabalho é organizado como segue. Na seção 2 é apresentada a fundamentação teórica, com os princípios básicos sobre geração de trajetórias e algoritmos genéticos. Na seção 3 é definida a metodologia proposta, com os dados sobre a simulação e os experimentos propostos. Na seção 4 são definidos os resultados obtidos no presente trabalho. Na seção 4 é realizada a conclusão do trabalho.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEORICA

2.1 Geração de Trajetória

Para realizar o cálculo da geração da trajetória é necessário modelar a variação espacial de cada junta do manipulador. Para isso, pode-se utilizar o procedimento proposto por Denavit-Hartenberg (Craig, 2004), baseado na análise cinemática da variação entre três sistemas de referências, $\{X_{i-1}, Y_{i-1}, Z_{i-1}\}$, $\{X_i, Y_i, Z_i\}$ e $\{X_{i+1}, Y_{i+1}, Z_{i+1}\}$ alocados em juntas consecutivas. Além disso, é definido um sistema de referências inercial, ao qual qualquer junta pode ser referenciada, por fim, cada junta é descrita por um conjunto de parâmetros físicos, sendo eles:

- a_i : Distância entre Z_i e Z_{i+1} medida ao longo de X_i ;
- α_i : Ângulo entre Z_i e Z_{i+1} medida em torno de X_i ;
- d_i : Distância entre X_{i-1} e X_i medida ao longo de Z_i ;
- θ_i : Ângulo entre X_{i-1} e X_i medida em torno de Z_i .

Em geral, são utilizados dois tipos de juntas: rotacional e prismática. No primeiro caso apenas o parâmetro θ_i é alterado com uma variação espacial. Por outro lado, no segundo caso, apenas o parâmetro d_i varia. O planejamento de movimento de manipuladores robóticos consiste em encontrar o caminho ou trajetória entre as configurações iniciais e finais obedecendo aos critérios mínimos, como por exemplo, o tempo mínimo e restrições físicas (Jeronymo et al., 2010). Além disso, esse caminho pode ser definido no espaço das juntas (parâmetros) e/ou no espaço cartesiano.

No espaço das juntas as verificações ocorrem em tempo real e são condições importantes: a posição, velocidade e aceleração do ponto inicial ao ponto final (Santos, 2004). É utilizada neste caso uma função que varia em função dos ângulos das juntas, começando da posição inicial até a posição final. Esta função normalmente é um polinômio, com grau determinado pelas restrições (posição, velocidade e aceleração) (Craig, 2007).

No espaço cartesiano são realizados cálculos da cinemática inversa para todo o volume de trabalho do manipulador, gerando, assim, maior custo computacional. Outro problema que poderá ocorrer é entre o ponto inicial e final existir pontos inatingíveis pelo manipulador

devido restrições físicas (Nunes, 2007). Todas essas considerações devem ser consideradas para gerar o conjunto de soluções para a trajetória.

2.2 Algoritmo Genético

Nos últimos 40 anos, a ideia de se construírem algoritmos que se baseiam no comportamento e adaptação dos seres vivos foi crescendo cada vez mais. A justificativa geral é que os mecanismos de adaptação devem produzir respostas adequadas para problemas de grande complexidade (Gaspar-Cunha, 2013). Pensando nisso que Holland (1975), criou o algoritmo genético (AG), que descreve o método de seleção natural proposto por Darwin.

O algoritmo é iniciado com uma determinada população, e essa evolui ao longo de gerações, para possíveis soluções do problema que se deseja otimizar. Um exemplo do código geral é mostrado na Tabela 1.

Tabela 1. Algoritmo Genético Genérico

Algoritmo Genético
Inicialize a população
Repita (evolução)
Avalie os indivíduos da população
Selecione os indivíduos para a reprodução
Aplique a recombinação e mutação
Atualize os indivíduos da população
Até: objetivo final ou máximo de gerações
Fim

Existem diversos métodos pra inicializar a população, um recurso muito utilizado para garantir a variedade nos indivíduos é através de números aleatórios (Goldberg, 1989). Em alguns casos pode haver restrições, como por exemplo: a função a ser otimizada deve ter seu resultado entre uma faixa de valores.

O segundo passo no algoritmo é a avaliação dos indivíduos na população. Cada possível valor da população é testado na função a ser otimizada, e seus valores são analisados e comparados para testar se o indivíduo está apto ou não para reproduzir.

Depois que são selecionados os possíveis melhores indivíduos, esses passam para o processo de reprodução através da taxa de recombinação. Os pares de indivíduos são escolhidos aleatoriamente e novos indivíduos são criados a partir do intercâmbio do material genético. Os descendentes serão diferentes, porém, com características genéticas de ambos (Michalewicz et al., 1994).

A mutação é realizada após o cruzamento. Esta por sua vez tem grande importância para diversidade de soluções. A taxa de mutação é o fator que determina quantos indivíduos irá sofrer-la, normalmente é um número baixo (1% a 5%). Existem diversas formas de se realizar a mutação, por exemplo, pode ser realizada alterando um dos bits do material genético do indivíduo.

Por fim, a população é atualizada com os novos indivíduos vindos do cruzamento. Este processo se repete até que um critério de parada seja atendido, seja pelo número máximo de iterações ou por um valor final esperado.

3 METODOLOGIA

3.1 Definições iniciais do ambiente de simulação

Para o desenvolvimento da trajetória de um manipulador, foi utilizado o toolbox de Robótica por Corke (2017). Inicialmente foi desenvolvido a matriz de Denavit-Hatenberg (DH), essa matriz é responsável pela modelagem do manipulador (Tabela 2), pois é através dela que são passadas as características físicas do mesmo. Para este trabalho foi utilizado o manipulador da Figura 2, com três graus de liberdade e o tamanho de seus elos são de 10 cm.

Tabela 2. Matriz de Denavit-Hatenberg.

i	α	a	d	Θ
1	0	10	0	θ_1
2	0	10	0	θ_2
3	0	10	0	θ_3

A trajetória utilizada no trabalho foi a de espaços das juntas e o polinômio utilizado na geração da trajetória foi escolhido utilizando a função “jtraj” do MATLAB. Depois de gerar os ângulos pelo AG a função era atualizada dinamicamente conforme o movimento do robô.

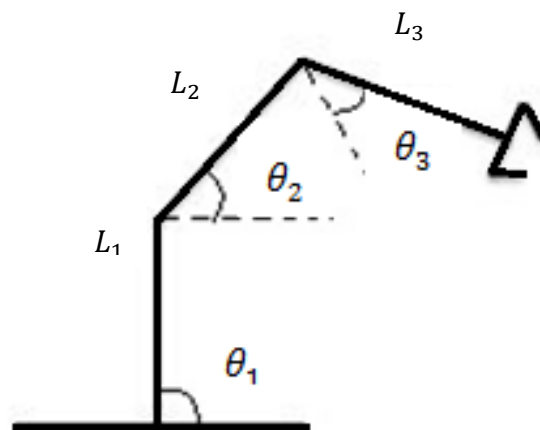


Figura 2. Manipulador com três graus de liberdade. Modificada de Nunes (2007).

O desenvolvimento do algoritmo genético foi realizado utilizando o toolbox de otimização do software MATLAB. Para realizar o experimento foi necessário a definição dos parâmetros a seguir:

- Número de variáveis = 3
- Tamanho da População = 100
- Taxa de cruzamento = 70%
- Taxa de mutação = 3%
- Critério de parada = 300 iterações

Considere a função multiobjectivo dada por Nunes (2007):

$$f(E_p, E_a) = \frac{1}{w_1 E_p + (1 - w_1) E_a} \quad (1)$$

em que $w_2 = 1 - w_1$ e $0 \leq w_1, w_2 \leq 1$, representam os pesos e, E_p e E_a representam, respectivamente, o erro de posição e o erro angular. Assim, o problema de otimização abordado nesse trabalho pode ser escrito como:

$$\begin{aligned} & \text{Max } \{E_p, E_a\} \text{ em } f(E_p, E_a), \\ & \text{sujeito a: } -\pi \leq \theta_{1f}, \theta_{2f}, \theta_{3f} \leq \pi \end{aligned}$$

Logo, o algoritmo genético seleciona, como melhor solução, aquela que apresenta maior valor de aptidão.

A função objetivo é composta por duas funções, E_p e E_a . A primeira é o erro na posição cartesiana e a segunda função (E_a) é o erro do deslocamento angular, ambos calculados pela distância Euclidiana.

$$E_p = \sqrt{(x_i - x_f)^2 + (y_i - y_f)^2} \quad (2)$$

Onde (x_i, y_i) é o ponto atual do manipulador e (x_f, y_f) é o ponto final.

$$E_a = \sqrt{(\theta_{1f} - \theta_{1i})^2 + (\theta_{2f} - \theta_{2i})^2 + (\theta_{3f} - \theta_{3i})^2} \quad (3)$$

Onde os valores de $(\theta_{1i}, \theta_{2i}$ e $\theta_{3i})$ são os ângulos na posição inicial e $(\theta_{1f}, \theta_{2f}$ e $\theta_{3f})$ são os ângulos posição atual do manipulador gerado pelo AG.

3.2 Experimentos Propostos

3.2.1 Análise dos parâmetros pelo erro cartesiano

Para a metodologia proposta, foram analisadas as funções E_p e E_a de forma separada. Inicialmente foram testadas 11 combinações de pesos (w_1 e w_2) para a função objetivo. As combinações dos pesos foram realizadas com os seguintes conjuntos de valores: ($w_1 = 0$ e $w_2 = 1$), ($w_1 = 0,1$ e $w_2 = 0,9$), ($w_1 = 0,2$ e $w_2 = 0,8$), ($w_1 = 0,3$ e $w_2 = 0,7$), ($w_1 = 0,4$ e

$w_2 = 0,6$), $(w_1 = 0,5 \text{ e } w_2 = 0,5)$, $(w_1 = 0,6 \text{ e } w_2 = 0,4)$, $(w_1 = 0,7 \text{ e } w_2 = 0,3)$, $(w_1 = 0,8 \text{ e } w_2 = 0,2)$, $(w_1 = 0,9 \text{ e } w_2 = 0,1)$ e $(w_1 = 1 \text{ e } w_2 = 0)$.

Para cada uma das 11 combinações, foram gerados 30 indivíduos. O indivíduo que obteve menor erro foi selecionado para análise. Como resultado desta primeira etapa, foram selecionados três combinações de parâmetros que se sobressaíram com os menores erros.

3.2.2 Análise dos parâmetros pelo erro angular

Em seguida, com os três conjuntos de w_1 e w_2 selecionadas com o menor erro cartesiano na seção anterior, foram realizados novos testes com 30 indivíduos para cada uma das três combinações de parâmetros.

Para as três combinações de parâmetros foram calculadas qual atingiu o ângulo ótimo final (θ_1 , θ_2 e θ_3) com o menor erro, realizado o cálculo pela equação Ea. Como resultado, foi selecionado um conjunto de parâmetro que se sobressaíram com o menor erro.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Para realização deste trabalho foram realizados dois procedimentos, análise do erro cartesiano e análise do erro angular. Conforme mencionado, foram realizados 11 testes com combinações de valores para w_1 e w_2 conforme mostrado na Tabela 3.

Ao obter o menor erro das 11 combinações de pesos w_1 e w_2 , foram plotados os três conjuntos de parâmetros que obtiveram melhor desempenho, onde pelo menos um ponto calculado pelo algoritmo genético se aproximou do ponto desejado.

Os três pontos escolhidos foram os que obtiveram um erro de 0,5315 (para os parâmetros de $w_1 = 0,2$ e $w_2 = 0,8$), 2,1546 (para os parâmetros de $w_1 = 0,6$ e $w_2 = 0,4$) e 3,6045 (para os parâmetros de $w_1 = 0,9$ e $w_2 = 0,1$). Nos gráficos das Figura 3, Figura 4 e Figura 5 pode se observar o ponto desejado no eixo cartesiano e os pontos das 30 iterações calculadas pelo algoritmo genético, para os três conjuntos de parâmetros.

Na segunda parte da metodologia proposta, foram realizadas 30 execuções para análise da Eq. (2), referente ao erro angular. Entre os três conjuntos selecionados na Tabela 3, foram realizados mais 30 execuções e analisado o menor erro entre os três parâmetros escolhidos anteriormente. O resultado está mostrado na Tabela 4.

Como pode ser visto na Tabela 4, o conjunto de parâmetros que obteve menor erro angular foi o conjunto de valores igual a $w_1 = 0,2$ e $w_2 = 0,8$. Sendo assim, temos um conjunto de parâmetros proposto neste trabalho com o melhor desempenho para o problema de geração de trajetória do manipulador, com três graus de liberdade, utilizando técnicas de algoritmo genético.

5 CONCLUSÃO

Manipuladores robóticos tem grande utilidade nos dias atuais, como por exemplo, no âmbito industrial. Um dos pontos fortes que tem desenvolvido pesquisas na área é como otimizar a trajetória percorrida pelo robô sem gastos energéticos desnecessários, ou seja, sair de um ponto e chegar em outro com o menor deslocamento cartesiano e angular das juntas. Uma forma de tratar esse problema é utilizando algoritmos genéticos.

Tabela 3. Relação dos pesos para função multiobjetivo na análise cartesiana.

w_1	w_2	Menor Erro
0	1,0	6,429
0,1	0,9	4,9751
0,2	0,8	0,5315
0,3	0,7	5,8394
0,4	0,6	7,3712
0,5	0,5	7,9976
0,6	0,4	2,1546
0,7	0,3	7,0687
0,8	0,2	5,0498
0,9	0,1	3,6045
1,0	0	5,5332

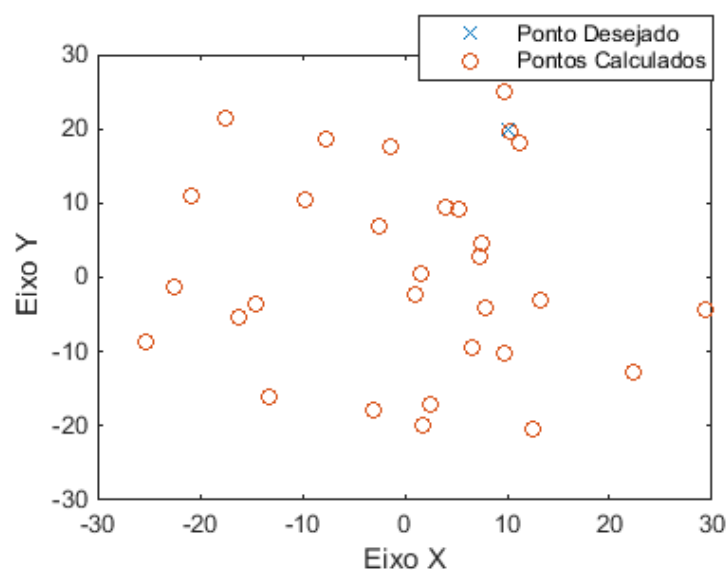


Figura 3. Resultados das iterações para $w_1=0,2$ e $w_2=0,8$

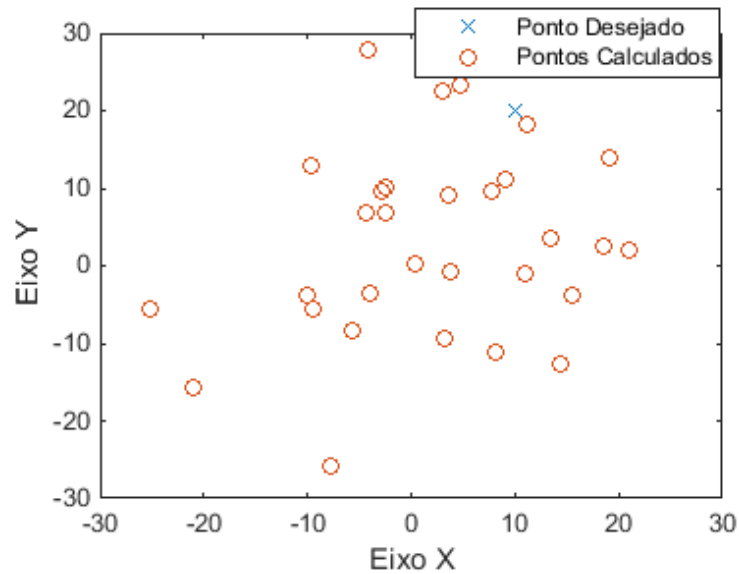


Figura 4. Resultados das iterações para $w_1=0,6$ e $w_2=0,4$

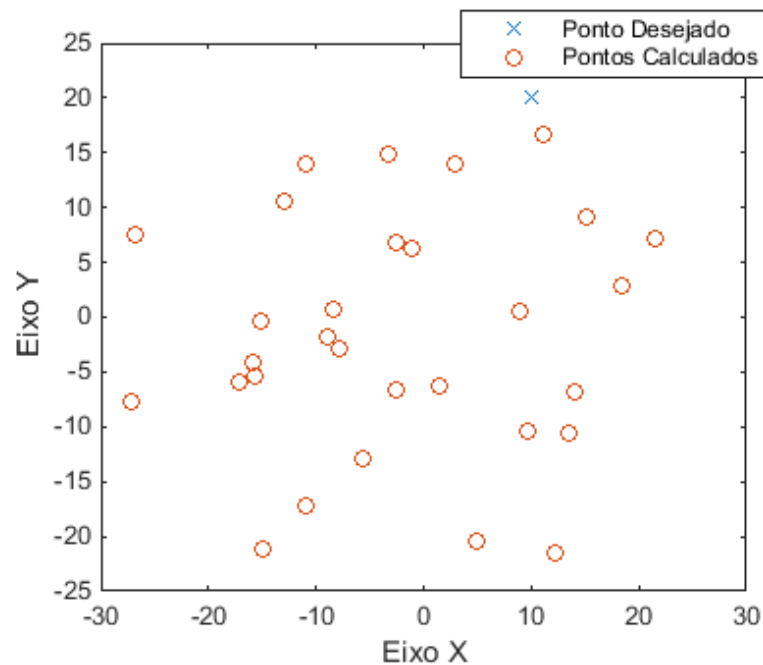


Figura 5. Resultados das iterações para $w_1=0,9$ e $w_2=0,1$

Tabela 4. Relação dos pesos para função multiobjetivo na análise angular.

ω_1	ω_2	Menor Erro Angular
0,2	0,8	0,771605
0,4	0,6	0,979292
0,9	0,1	1,305173

A função objetivo tratada neste trabalho aborda uma função multiobjetivo. Ou seja, possui a função de maximizar os indivíduos que possuem o menor erro cartesiano e menor erro angular. Com o objetivo de avaliar o melhor parâmetro para compor a função objetivo foi realizada uma metodologia que propõe uma análise de parâmetros baseada no menor erro entre 30 indivíduos gerados pelo AG.

Como resultado apontado neste trabalho foi indicado que o melhor conjunto de parâmetro para compor a função objetivo do problema é $w_1 = 0,2$ e $w_2 = 0,8$.

Em trabalhos futuros, pretende-se analisar outras funções objetivos presentes na literatura para o mesmo problema e compará-las a fim de verificar o desenvolvimento das mesmas e propor uma função objetivo que melhor se adequa ao problema.

6 AGRADECIMENTO

Agradecemos à UFSJ e FAPEMIG.

REFERÊNCIAS

- Buckley, K. A., Hopkins, S. H., & Turton, B. C. H., 1997. *Solution of inverse kinematics problems of a highly kinematically redundant manipulator using genetic al.* In *Proceedings of 2nd Intern.Conf. on Genetic Algorithms on Engineering Systems: Inovations and Applications*, pág. 264–269.
- Chapelle, F. & Bidaud, P. A., 2001. *Closed form for inverse kinematics approximation of general 6r mmanipulator using genetic programming.* In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pág. 3364–3369, Seoul, Coreia.
- Craig, J. J., 2004. *Introduction to robotics: mechanics and control.* Prentice Hall, 3rd edition.
- Collischonn, W. & Tucci, C. E. M., 2003. *Ajuste Multiobjetivo dos Parâmetros de um Modelo Hidrológico.* Em *Revista Brasileira de Recursos Hídricos*, Volume 8 n.3 Jul/Set 2003, pág. 27-39.
- Gaspar-Cunha, A. Takahashi R. & Antunes, C. H., 2013. *Manual de Computação Evolutiva e Metaheurística.* Editora UFMG.
- Goldberg, D. E., 1989. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning.* Addison-Wesley Publishing Company, 1st edition.
- Holland, J. H., 1975. *Adaptation in Natural and Artificial Systems.* MIT Press, Cambridge, Massachusetts.
- Jeronymo, D. C., Borges, Y. C. C. & Coelho, L. S., 2010. *Algoritmo Genético e Otimização por Enxame de Partículas Aplicados ao Planejamento de Trajetória de um Manipulador Robótico.* XVIII Congresso Brasileiro de Automática (CBA).
- Kalra, P., Mahapatra, P. B., & Aggarwal, D. K., 2003. *On the solution of multimodal robot inverse kinematic functions using real-coded genetic algorit.* In *Proceedings of IEEE International Conference on Sysms Man and Cybernetics*, volume 2, pág. 1840–1845.

Marcos, M. G., Machado, J. A. T., & Azevedo-Perdicoulis, T. P., 2009. *Trajectory planning of redundant manipulators using genetic algorithm*. In *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, volume 14, pág. 2858–2869.

Michalewicz, Z & Attia, N. F., 1994. *Evolutionary Algorithms for Constrained Problems*. IN 3° Annual Conf. Evolutionary Programming. Singapore.

Nunes, L. E. N. P., 2007. *Geração e Otimização de Trajetórias de um Manipulador Robótico Utilizando Algoritmos Genéticos*. Tese, Universidade Estadual Paulista, Campus Guaratinguetá.

Parker, J. K., Khoogar, A. R., & Goldberg, D. E., 1989. *Inverse kinematics of redundant robots using genetic algorithms*. In *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, volume 1, pág. 271–276.

Santos, V. M. F., 2004. *Robótica industrial*. Notas de Aula. Universidade de Aveiro. Portugal.

Corke, P. Toolbox de Robótica. <http://petercorke.com/wordpress/toolboxes/robotics-toolbox>. Acesso em: 28/08/2017.