



**CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DE MINAS GERAIS  
UNIDADE ARAXÁ  
ENGENHARIA DE AUTOMAÇÃO INDUSTRIAL**

**LETÍCIA APARECIDA ALVES MUNIZ**

**USO DE ALGORITMOS GENÉTICOS EM PROBLEMAS DE  
CINEMÁTICA DE MANIPULADORES INDUSTRIAIS**

**ARAXÁ/MG**

**2016**

LETÍCIA APARECIDA ALVES MUNIZ

**USO DE ALGORITMOS GENÉTICOS EM PROBLEMAS DE  
CINEMÁTICA DE MANIPULADORES INDUSTRIAIS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Engenharia de Automação Industrial, do Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais - CEFET/MG, como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia de Automação Industrial.

Orientador: Prof. ME. Leandro Resende Mattioli.

ARAXÁ/MG

2016



**Serviço Público Federal**  
**MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO**  
**CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DE MINAS GERAIS**  
**COORDENAÇÃO DO CURSO DE ENGENHARIA DE AUTOMAÇÃO INDUSTRIAL/ ARAXÁ**

**TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO – TCC – ATA DE DEFESA**

ATA DA DEFESA DE TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO DE ENGENHARIA DE AUTOMAÇÃO INDUSTRIAL da aluna *Letícia Aparecida Alves Muniz*

Às 18h do dia 05 de agosto de 2016, reuniu-se, no Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais – CEFET-MG/ Unidade Araxá, a Comissão Examinadora de Trabalho de Conclusão de Curso para julgar, em exame final, o trabalho intitulado **Uso de Algoritmos Genéticos em Problemas de Cinemática de Manipuladores Industriais** como parte dos requisitos para a obtenção do Título de Engenheiro de Automação Industrial. Abrindo a sessão, o Presidente da Comissão, Prof. Me. Leandro Resende Mattioli, após dar a conhecer aos presentes o teor das Normas Regulamentares do Trabalho Final, passou a palavra à candidata para apresentação de seu trabalho. Seguiu-se a arguição pelos examinadores, com a respectiva defesa da candidata. Logo após, a Comissão se reuniu, sem a presença da candidata e do público, para julgamento e expedição do resultado final.

Após a reunião da Banca Avaliadora, a candidata foi considerada: aprovada Com nota final de: 79 / 100.

O resultado final foi comunicado publicamente à candidata pelo Presidente da Comissão. A aluna abaixo-assinado declara que o trabalho ora identificado é da sua autoria material e intelectual, excetuando-se eventuais elementos, tais como passagens de texto, citações, figuras e datas, desde que as mesmas identifiquem claramente a fonte original, explicitando as autorizações obtidas dos respectivos autores, quando necessárias. Declara ainda, neste âmbito, não estar a violar direitos de terceiros.

*Letícia Aparecida Alves Muniz*  
Nome da aluna

*Letícia Aparecida Alves Muniz*  
assinatura

Araxá, 05 de agosto de 2016.  
local e data

Nada mais havendo a tratar, o Presidente encerrou os trabalhos e lavrou a presente ATA, que será assinada por todos os membros participantes da Comissão Examinadora.

Araxá, 05 de Agosto de 2016.

*Leandro Resende Mattioli*

Prof. Me. Leandro Resende Mattioli (Orientador)

*Carlos Alberto Domingos Ramos*

Prof. Dr. Carlos Alberto Domingos Ramos

*Sérgio Luiz da Silva Pithan*

Prof. Me. Sérgio Luiz da Silva Pithan

*A minha mãe Fátima, meu exemplo, meu  
porto seguro, minha fonte de calma...  
Ao Prof. Me. Leandro Resende Mattioli,  
pela competência, prontidão e paciência  
em todos os momentos.  
Aos colegas, professores e demais  
funcionários do CEFET/MG.*

## RESUMO

Robôs manipuladores são o principal tipo de automação aplicada no chão de fábrica e as previsões de crescimento da automação industrial é superada todos os anos após a crise econômica de 2009. O uso de robôs industriais é predominante na indústria automobilística, mas no ano de 2015 cresceu seu consumo na indústria metalúrgica, de plástico e borrachas e na indústria de eletrônicos. A cinemática inversa é a análise utilizada no mundo real e leva em conta a movimentação do manipulador ao longo do tempo dada uma posição desejada. A geometria complexa do manipulador exige cálculos matemáticos não lineares para isso. Com computação evolucionária, campo de pesquisa dentro de inteligência artificial, tem-se uma alternativa para a busca de soluções dentro de um espaço de estados sem se importar com os caminhos necessários para chegar a ela. Algoritmos genéticos são uma das técnicas de busca, bioinspirados na teoria da evolução natural. Este trabalho propõe o uso desses algoritmos para resolver a cinemática inversa de um manipulador de seis graus de liberdade, modelado virtualmente, sem os cálculos da geometria convencional. O método utilizado foi a variação dos parâmetros do AG em três situações alvo diferentes. Foi construída uma interface para configuração do programa computacional feito em C# e registrado as médias e os desvios quanto aos alvos estabelecidos. Para trabalhos futuros, propõe-se a montagem física do manipulador já que as peças são comercializáveis.

Palavras-chave: Robô manipulador. Cinemática inversa. Algoritmos Genéticos. Técnicas de busca.

## **ABSTRACT**

Manipulator robots are the most applied kind of automation in factories and forecast in industrial automation growth is being surpassed every year since 2009's economic crisis. The application of industrial robots is uppermost in automobile industries, still, in 2015, its usage in metallurgical, plastic and rubber and electronic industries improved. Reverse kinematics is an analysis used in real world and deals with the manipulator movement through time according to a desired position. Manipulator's complex geometry demands not linear Mathematical calculations. With evolutionary data processing, a research field in artificial intelligence, there is an alternative to the solutions search inside a state space where there is no need for the necessary ways to find them. Genetic algorithms are one of the search techniques, bioinspired by the theory of natural evolution. This work purposes these algorithms' usage to solve the reverse kinematics of a virtually modeled six degrees free manipulator, without the usual geometry calculations. The applied method was the variation of the parameters from the GA in three different aimed situations, An interface was developed to the configuration to the C# software and the means and deviations about the stablished targets were recorded. For future works, the manipulator's physical assembly is proposed since its pieces are available in market.

Keywords: Manipulator robot. Reverse kinematics. Genetic algorithms. Search techniques.

## SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS .....	ix
LISTA DE QUADROS E TABELAS .....	xi
LISTA DE SÍMBOLOS.....	xii
1 INTRODUÇÃO .....	1
1.1 Objetivos .....	2
1.1.1 Objetivo Geral .....	2
1.1.2 Objetivos Específicos .....	2
1.2 Organização do trabalho .....	2
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	3
2.1 Robótica Industrial.....	3
2.1.1 O Futuro da Robótica .....	5
2.2 Cinemática de Manipuladores .....	5
2.2.1 Manipulador Mecânico.....	6
2.2.2 Cinemática Direta .....	10
2.2.3 Cinemática Inversa .....	13
2.2.4 Considerações Computacionais .....	15
2.3 Algoritmo Genético (AG) .....	15
2.3.1 Aplicações .....	16
2.3.2 O Algoritmo .....	17
3 MATERIAIS E MÉTODOS .....	21
3.1 Ferramentas Computacionais .....	23
3.2 Representação de Espaço de Busca e Objetivo .....	23
3.3 <i>Fitness</i> (Avaliação da Aptidão).....	24
3.4 Modificação da População .....	24
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	26
4.1 Alvo = $[ 5 \quad 25 \quad 5]^T$ .....	26
4.2 Alvo = $[-20 \quad 10 \quad -5]^T$ .....	29
4.3 Alvo = $[ 5 \quad 0 \quad -20]^T$ .....	30
5 CONCLUSÃO .....	33
5.1 Trabalhos futuros .....	33

6	REFERÊNCIAS.....	34
	ANEXO 1 – Relação de resultados dos testes realizados.....	35
	Apêndice A: Cinemática Inversa do Manipulador Unimation PUMA 560 .....	37

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Fornecimento anual de robôs industriais segundo estatística da International Federation of Robotics (IFR) até o ano de 2014.....	4
Figura 2 – Sistemas de referência padrão. ....	6
Figura 3 – O comprimento de elo $a$ e a torção do elo $\alpha$ são parâmetros de elo.....	7
Figura 4 – Os seis tipos de juntas do par inferior, isto é, quanto o movimento ocorre com o deslizar de um corpo sobre o outro. ....	8
Figura 5 – Representação dos elos $L_1$ , $L_2$ e $L_3$ e ângulos de juntas $\theta_1$ , $\theta_2$ e $\theta_3$ em um manipulador com 3 graus de liberdade. ....	8
Figura 6 – Exemplo de manipulador constituído de duas juntas rotacionais e uma junta prismática. Possui, portanto, 3-GDL.....	9
Figura 7 – Na cinemática direta, os ângulos de junta são conhecidos. A localização final é calculada.....	10
Figura 8 – Sistemas de referência $X_i$ , $Y_i$ e $Z_i$ fixados para os elos. Os sistemas de referencia $\{P\}$ , $\{Q\}$ e $\{R\}$ são intermediários. O deslocamento de elo $d$ , o ângulo de junta $\theta$ , o comprimento de elo $a$ e a torção do elo $\alpha$ são os parâmetros de elo. ....	12
Figura 9 – Na cinemática inversa, dada uma localização, calcula-se os ângulos de junta necessários. É o que acontece na prática. ....	13
Figura 10 – Em a) o manipulador com 3 elos possui uma segunda solução; b) representa duas soluções possíveis que causam colisão com um obstáculo.....	14
Figura 11 – Diagrama que posiciona os algoritmos genéticos dentro das técnicas de busca.....	17
Figura 12 – a) e b): Par de indivíduos pais e seleção do ponto de corte na cadeia de genes; c) Filhos resultantes da recombinação; d) Mutação de gene aleatório em um dos filhos. ....	20
Figura 13 – Ambiente virtual cedido pela GRVA/UFU.....	21
Figura 14 – Detalhe do manipulador. O último grau de liberdade não foi usado na análise cinemática. A junta rotacional da ferramenta vai de $-10$ a $30^\circ$ e não altera seu comprimento.....	22
Figura 15 – Interface criada para modificação dos parâmetros do AG. ....	22
Figura 16 – Representação das características (genes) de cada indivíduo $i$ dentro da população (espaço de busca). ....	23
Figura 17 – Alvo = $[5 \quad 25 \quad 5]^T$ com relação ao manipulador.....	28

Figura 18 – Alvo = $[-20 \quad 10 \quad -5]^T$ com relação ao manipulador. O alvo está fora do espaço de trabalho do robô.....	29
Figura 19 – Representação do Alvo = $[5 \quad 0 \quad -20]^T$ .....	32
Figura 20 – Atribuição de sistemas de referência para o manipulador PUMA 560 de 6-GDL.....	37

## LISTA DE QUADROS E TABELAS

### QUADROS

Quadro 1 – Resumo do procedimento para fixar sistemas de referência a elos. ....	11
Quadro 2 – Pseudocódigo de algoritmo evolucionário. ....	18
Quadro 3 – Métodos de seleção roleta e torneio. ....	19
Quadro 4 - Pseudocódigo do algoritmo genético. ....	25

### TABELAS

Tabela 1 – Resultado de amostragem sem elitismo com primeiro alvo. ....	26
Tabela 2 – Alteração de parâmetros para primeiro alvo. ....	27
Tabela 3 – Resultado de testes com alvo 2. ....	29
Tabela 4 – Resultado de teste com alvo 3. ....	30
Tabela 5 – Alteração de parâmetros para alvo 3. ....	31
Tabela 6 – Alvo 3 e a contabilização de erro com população menor. ....	31
Tabela 7 – Resultados dos testes para Alvo 1. ....	35
Tabela 8 – Resultados para Alvo 2. ....	35
Tabela 9 – Dados para o Alvo 3. ....	36

**LISTA DE SÍMBOLOS**

## LETRAS GREGAS

$\theta$  ..... Ângulo de junta

$\alpha$  ..... Torção de elo

## 1 INTRODUÇÃO

Robôs do tipo manipulador são uma das representações do “desejo de sintetizar alguns aspectos da função humana pelo uso de mecanismos, sensores, atuadores e computadores” (CRAIG, 2012, p. VII) que o estudo da robótica, de forma tão fascinante ao longo da história, tem tornado realidade. A robótica existe de diferentes formas e em diferentes épocas, desde as máquinas de tear que imitavam movimentos humanos e brinquedos com movimentos repetitivos, como cita Niku (2014), até as recentes produções para o cinema em que robôs e humanoides são superiores aos humanos.

Um manipulador robótico é um efetuador. Pode se constituir de qualquer tipo de pinça, mão, braço ou parte do corpo que é usada para interagir e mover objetos em um dado ambiente. A manipulação, portanto, refere-se ao movimento de qualquer tipo de manipulador com vistas a algum objetivo. (MATARIC, 2014, p. 85)

O uso da robótica nos processos industriais se dá principalmente por robôs manipuladores. A partir dos anos 1980 houve grande especulação sobre o predomínio dessa mão de obra tão vantajosa em termos de segurança, precisão e volume de trabalho na produção, mas as dificuldades de projeto e execução para envolver o máximo de aplicações ainda são grandes, necessitando contínua pesquisa e aprimoramento de métodos de controle. (NIKU, 2014)

Um manipulador possui geometria complexa e as equações envolvidas no estudo da cinemática<sup>1</sup> são muitas e transcendentais<sup>2</sup>. A análise envolve cálculos de posição e orientação em função de ângulos e deslocamentos de juntas em relação à base do robô. Durante o movimento do mecanismo, o sistema de referência é alterado inúmeras vezes, gerando também inúmeras equações. (NIKU, 2014)

A inserção de características humanas em robôs também diz respeito à Inteligência Artificial (IA). Para uma máquina ter capacidade de raciocinar teria de usar a) modelos internos do mundo, b) busca de soluções possíveis, c) planejamento e raciocínio, d) representação simbólica, e) organização hierárquica e f) execução

---

<sup>1</sup> Ciência que estuda o movimento sem levar em conta as forças que o causam.

<sup>2</sup> Uma equação transcendental é uma equação que não é redutível a uma fração entre polinômios, e cuja solução não pode ser expressa através de funções elementares. Pode ter infinitas soluções. As mais comuns são equações trigonométricas, exponenciais e logarítmicas. Equações transcendentais, Wikipédia. Disponível em: [https://pt.wikipedia.org/wiki/Equa%C3%A7%C3%A3o\\_transcendente#cite\\_note-1](https://pt.wikipedia.org/wiki/Equa%C3%A7%C3%A3o_transcendente#cite_note-1). Acesso em 19 de julho de 2016.

sequencial de programas. Junto com a teoria de controle e a computação, a IA tem grande impacto nas pesquisas de robótica atual. (MATARIC, 2014)

Nas pesquisas em IA, os algoritmos genéticos (AGs), inspirados na teoria da evolução natural, são uma das técnicas de busca dentro da Computação Evolucionária. Eles “executam uma busca local no espaço de estados, avaliando e modificando um ou mais estados atuais, em vez de explorar sistematicamente os caminhos a partir de um estado inicial” (RUSSELL & NORVIG, 2013, p. 105).

Este trabalho propõe o uso de AG em problemas de cinemática de modo a encontrar as melhores soluções dentro do espaço de estados de um manipulador sem a necessidade de cálculos matemáticos.

## **1.1 Objetivos**

### *1.1.1 Objetivo Geral*

Analisar o uso de algoritmos genéticos na resolução de problemas de cinemática de um manipulador em simulação virtual, modelado de maneira a permitir alteração de parâmetros do algoritmo para testes variados.

### *1.1.2 Objetivos Específicos*

Através do ambiente virtual, determinar a) o desempenho do algoritmo desenvolvido, b) a relação do erro com cada mudança de parâmetros e/ou alvo, c) qualidade do método e modelo utilizado e d) aplicabilidade na prática.

## **1.2 Organização do trabalho**

Este trabalho apresenta a seguinte sequência: no capítulo 2 é apresentada a teoria usada de referência para execução do projeto; a parte 3 descreve o modelo, parâmetros e o modo de realização dos testes; o capítulo 4 traz os resultados e impressões durante a execução da implementação do algoritmo; e por fim, em 5 as conclusões sobre o aproveitamento da pesquisa realizada serão descritas.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

### 2.1 Robótica Industrial

O uso do robô industrial a partir da década de 1960, junto com os sistemas CAD (desenho auxiliado por computação, do inglês *computer-aided design*) e CAM (manufatura auxiliada por computação, do inglês *computer-aided manufacturing*), instaurou a tendência de automatizar os processos de manufatura.

Nos anos 1980, a robótica aplicada na indústria fez surgir muitas fábricas de robôs. Apesar das vantagens de realizar diversas operações, serem muito precisos e não necessitarem de elementos de segurança, além do preço vir declinando (enquanto o preço da mão de obra humana aumenta), as elevadas previsões numéricas iniciais da aplicação dos robôs na indústria ainda não foram alcançadas segundo Niku (2014, p. 1).

Os trabalhos semimecânicos realizados por pessoas caminham para a automatização, mas o projeto de um robô exige muito esforço e recursos para que funcione adequadamente e totalmente sozinho. Requer a integração de várias disciplinas. Craig (2012, p. VII) apresenta as quatro grandes áreas de pesquisa em robótica: a) manipulação mecânica, b) locomoção, c) visão computacional e d) inteligência artificial (IA).

O uso de robótica inspirada em IA na indústria iniciou-se na década de 1980. Japão, Estados Unidos e Inglaterra, em uma “competição” tecnológica, lançaram respectivamente (RUSSELL & NORVIG, 2013):

- Projeto “Fifth Generation”, um plano de dez anos para montar computadores inteligentes;
- Microelectronics and Computer Technology Corporation (MCC), um consórcio de pesquisa;
- Relatório Alvey, reabilitando subsídios para a IA com o novo nome de IKBS (Intelligent Knowledge-Based Systems).

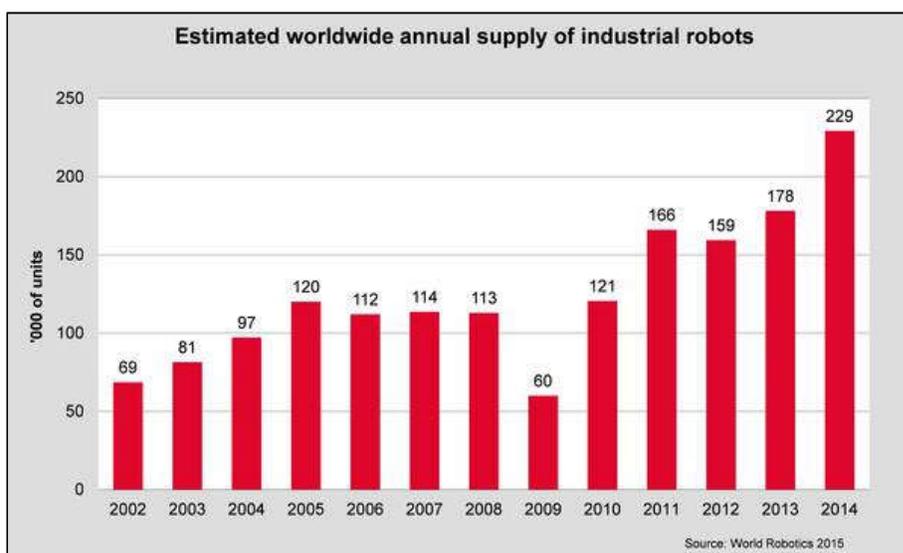
Tais projetos contemplavam pesquisas em chips e interfaces humanas, mas nenhum alcançou os ambiciosos objetivos (RUSSELL & NORVIG, 2013).

Um manipulador é classificado como robô se for controlador por computador. Robôs manipuladores são em sua maioria aplicados em soldagem, pintura e montagem principalmente na indústria automobilística. O termo automação industrial,

inclusive, surgiu como categoria a parte para tais robôs altamente aperfeiçoados e eficientes de chão de fábrica (MATARIC, 2014).

A economia mundial sempre determinou o ritmo de avanço da robótica industrial (CRAIG, 2012). A figura 1 expõe o crescimento do consumo da robótica no chão de fábrica desde 2002. Atualmente, após a crise de 2009, segundo a Federação Internacional de Robótica (IFR, do inglês *International Federation of Robotics*), a automação tem crescido no mundo e se estima que em 2018 estarão no chão de fábrica 2,3 milhões de unidades<sup>3</sup>, mais que o dobro de 2009 (1 milhão de unidades).

Figura 1 – Fornecimento anual de robôs industriais segundo estatística da International Federation of Robotics (IFR) até o ano de 2014.



Fonte: IFR<sup>4</sup>.

No ano de 2015, a venda de robôs industriais bateu recorde e ultrapassou 248.000 unidades, representando crescimento global de 12 por cento em relação a 2014<sup>5</sup>.

A indústria automobilista se mantém como a maior consumidora de robôs industriais, mas em 2015 aumentou seu consumo em apenas 1 por cento. No mesmo

<sup>3</sup> News: IFR press releases. *International Federation of Robotics*. Disponível em: <http://www.ifr.org/news/ifr-press-release/world-record-816/>. Acesso em 21 de julho de 2016.

<sup>4</sup> Disponível em: <http://www.ifr.org/industrial-robots/statistics/>. Acesso em 21 de julho de 2016.

<sup>5</sup> News: IFR press releases. *International Federation of Robotics*. Disponível em: <http://www.ifr.org/news/ifr-press-release/world-record-816/>. Acesso em 21 de julho de 2016.

ano, a indústria metalúrgica teve um aumento de 63 por cento na compra de robôs, seguido da indústria de plásticos e borrachas, com aumento de 40 por cento, e da indústria eletrônica com 16 por cento<sup>6</sup>.

### 2.1.1 O Futuro da Robótica

Segundo Mataric (2014, p. 331), o início do século XXI tem sido decisivo para a robótica:

- Sensores, efetadores e estruturas mecânicas mais sofisticadas, tornando os robôs ainda mais complexos e capazes de imitar e modelar funções e formas biológicas.
- Computadores mais rápidos e baratos tornam os robôs mais eficientes.
- E a comunicação sem fio possibilita interação entre robôs de ambientes diferentes; a informação é compartilhada.

A autora ainda menciona que a saída do chão de fábrica para a entrada de robôs no nosso cotidiano será cada vez maior. A robótica está no espaço sideral, em cirurgias médicas, em ferramentas educacionais etc.

Segundo Joe Gemma, CEO<sup>7</sup> da IRF, a transformação digital e a automação impulsionarão o crescimento da robótica até 2018. Máquinas, logística e as plantas de produção tendem a se integrar com o uso da internet, a tecnologia da informação (TI) e as redes industriais. O objetivo é chegar a fábricas inteligentes, mais produtivas, flexíveis e eficientes<sup>8</sup>.

## 2.2 Cinemática de Manipuladores

A cinemática é a ciência que estuda os movimentos sem considerar as causas. Aborda posição e as derivadas de ordem superior (velocidade, aceleração e outras) com respeito ao tempo ou outras variáveis. A análise cinemática de robôs do tipo manipulador é baseada no tempo.

Neste trabalho, o foco é apenas a posição.

---

<sup>6</sup> News: IFR press releases. *Internacional Federation of Robotics*. Disponível em: <http://www.ifr.org/news/ifr-press-release/world-record-816/>. Acesso em 21 de julho de 2016.

<sup>7</sup> CEO é a sigla em inglês de Chief Executive Officer. É o diretor executivo da empresa.

<sup>8</sup> News: IFR press releases. *Internacional Federation of Robotics*. Disponível em: <http://www.ifr.org/news/ifr-press-release/world-record-816/>. Acesso em 21 de julho de 2016.

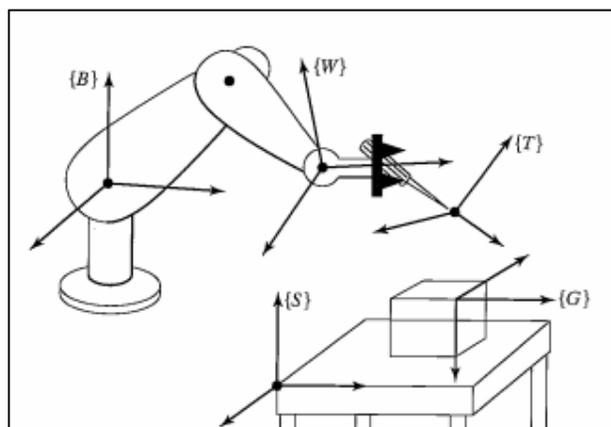
### 2.2.1 Manipulador Mecânico

Manipuladores “são mecanismos em cadeia, multigrado-de-liberdade (GDL), tridimensionais e em malha aberta” (NIKU, 2014), cujas articulações permitem movimentos dentro do espaço de trabalho. Para que seja controlado corretamente, o interesse é determinar a sua localização no espaço tridimensional a medida que se articula.

O sistema de referência de um objeto auxilia na descrição de posição e orientação do mesmo, de modo que podemos mudar a descrição desses atributos de um sistema para outro. A figura 2 mostra os sistemas de referência padrão convencionados para os manipuladores (CRAIG, 2012):

- Sistema de referência da base (*base frame*)  $\{B\}$ : está fixado a uma parte imóvel do robô. É chamado de elo 0.
- Sistema de referência da estação (*station frame*)  $\{S\}$ : está no local onde se realizará a tarefa.
- Sistema de referência do punho (*wrist frame*)  $\{W\}$ : está no último elo (ou elo  $n$ ).
- Sistema de referência da ferramenta (*tool frame*)  $\{T\}$ : está na ponta da ferramenta (a ferramenta é personalizável pelo usuário; seu tamanho e comprimento varia).
- Sistema de referência da meta (*goal frame*)  $\{G\}$ : é a descrição do local onde o manipulador deve levar a ferramenta, isto é, é o alvo da tarefa.

Figura 2 – Sistemas de referência padrão.



Fonte: (CRAIG, 2012, p. 83)

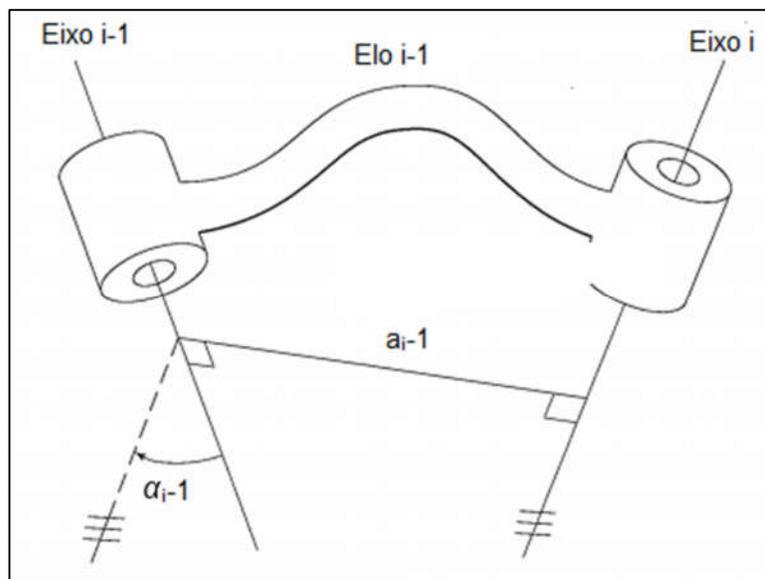
### Elos

São corpos rígidos que são conectados em cadeia. A base imóvel do braço é chamada de elo 0. O primeiro corpo móvel é o elo 1, sucessivamente até a extremidade livre, que é o elo  $n$ .

Para o estudo da cinemática, um elo apenas define a relação entre os eixos de duas juntas. Dois parâmetros de elos são mostrados na figura 3. O parâmetro  $a$  é o comprimento de elo, ou seja, a distância entre os eixos de duas juntas consecutivas. O parâmetro  $\alpha$  é a torção de elo:  $\alpha$  é o ângulo de torção entre os eixos de duas juntas consecutivas causadas pelo formato do elo.

Na prática, o projeto deve abranger material usado, resistência mecânica, dureza, localização e tipo de mancais de juntas, o formato, peso, inércia etc.

Figura 3 – O comprimento de elo  $a$  e a torção do elo  $\alpha$  são parâmetros de elo.

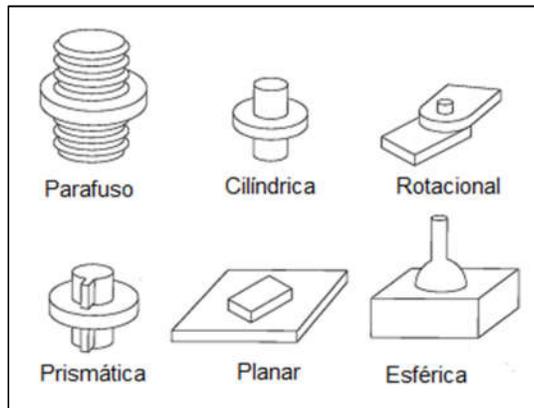


Fonte: (CRAIG, 2012, p. 61)

### Juntas

Conexão que liga os elos, as juntas permitem movimentação entre eles. A figura 4 exemplifica alguns tipos de juntas. Geralmente são equipadas com sensores para monitorar as posições relativas entre um elo e outro.

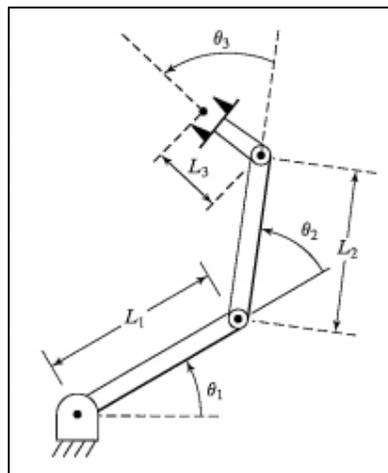
Figura 4 – Os seis tipos de juntas do par inferior, isto é, quanto o movimento ocorre com o deslizar de um corpo sobre o outro.



Fonte: Adaptação de CRAIG (2012, p. 60).

Em geral, as juntas com apenas um grau de liberdade favorecem a construção mecânica. A maioria dos manipuladores possuem juntas rotacionais ou prismáticas (deslizantes). A figura 5 mostra um manipulador com 3 graus de liberdade, seus elos e juntas rotacionais.

Figura 5 – Representação dos elos  $L_1$ ,  $L_2$  e  $L_3$  e ângulos de juntas  $\theta_1$ ,  $\theta_2$  e  $\theta_3$  em um manipulador com 3 graus de liberdade.



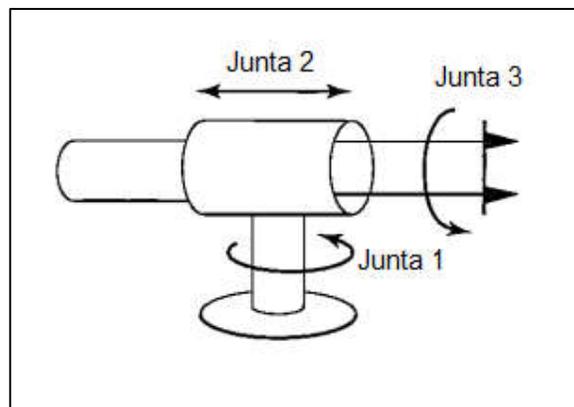
Fonte: (CRAIG, 2012, p. 67)

A movimentação do conjunto articulação-elo move o membro seguinte. Sem realimentação, a posição cinemática da máquina só é conhecida se definirmos primeiro todas as variáveis de entrada para depois conhecer os parâmetros restantes (NIKU, 2014), seja monitorando a extremidade do sistema ou medindo continuamente as variáveis de articulação e elo a medida que o mecanismo se articula.

### *Graus de Liberdade*

Nos manipuladores comuns, quase sempre de malha aberta, o grau de liberdade (GDL) é igual ao número de juntas. A figura 6 exemplifica um manipulador com 3-GDL.

Figura 6 – Exemplo de manipulador constituído de duas juntas rotacionais e uma junta prismática. Possui, portanto, 3-GDL.



Fonte: (CRAIG, 2012, p. 68)

### *Efetuator (ferramenta)*

Localizado na ponta livre do robô; pode ser uma garra, um maçarico de solda ou qualquer outro dispositivo.

O sistema de referência da ferramenta em relação ao sistema de referência da base reproduz a posição do manipulador. Geralmente, a função que computa a posição da ferramenta nos programas computacionais é a *WHERE*.

### *Espaço de Trabalho*

Espaço total de alcance do manipulador. É chamado de volume de trabalho ou envelope de trabalho. Para projeto, o formato do espaço de trabalho e a localização

das suas singularidades são importantes. Exemplo: a restrição do ambiente e necessidade de espaço em torno de instrumentos.

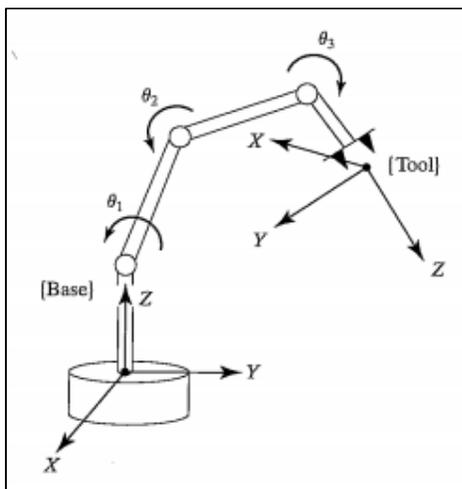
Na prática, para eliminar o monitoramento de juntas, uma solução em malha aberta é utilizar materiais mais resistentes na construção do robô, eliminando deformações mecânicas, mas que o tornam mais pesado, maciço e lento. Manipuladores em malha fechada também não necessitam de monitoramento, mas possuem espaço de trabalho e possibilidades de movimentos muito reduzidos por sempre contarem com arquitetura paralela (braços secundários) (NIKU, 2014).

A posição e orientação do terminal é calculado em relação à base em função das variáveis de junta (CRAIG, 2012). Se todas as variáveis de articulação forem conhecidas, determinamos onde está o terminal do manipulador pelas equações de cinemática direta. Já a cinemática inversa calcula qual deve ser cada ângulo e comprimento de elo visando localizar a mão em determinado ponto.

### 2.2.2 Cinemática Direta

É o cálculo, de geometria estática, da posição e orientação do efetuador com relação a base. São usadas em robôs cuja configuração é conhecida. Para a figura 7, então, os ângulos  $\theta_1$ ,  $\theta_2$  e  $\theta_3$  são conhecidos.

Figura 7 – Na cinemática direta, os ângulos de junta são conhecidos. A localização final é calculada.



Fonte: (CRAIG, 2012, p. 5)

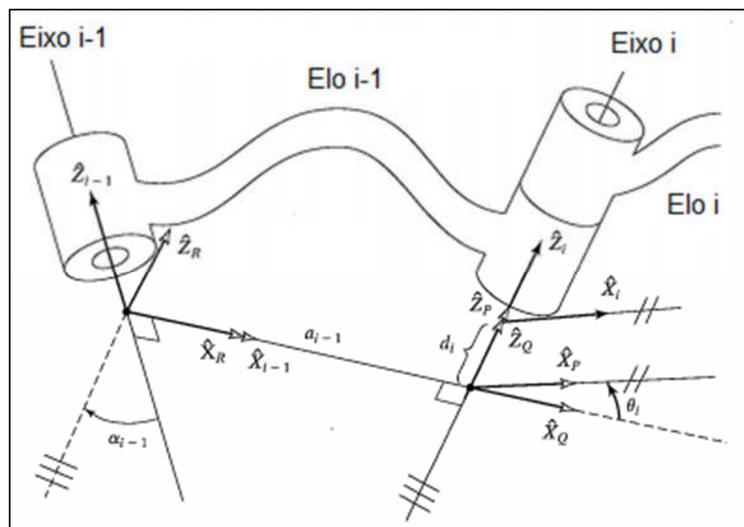
Para modelar e analisar qualquer tipo de robô, cada articulação recebe um sistema de referência e cada um desses referenciais é transformado para a próxima articulação através de matrizes de transformações. A combinação de transformações da base até a última articulação resulta na matriz de transformação total do robô, determinando assim a posição e orientação da mão do manipulador a qualquer momento. A figura 8 exemplifica o processo descrito no quadro 1 para definir os sistemas de referência aos elos.

Quadro 1 – Resumo do procedimento para fixar sistemas de referência a elos.

Procedimento para fixar sistemas de referência a elos pela notação de Denavit-Hartenberg (D-H)		
	Passo 1	Passo 2
Eixo $\hat{Z}_i$	Identifique os eixos das juntas	Imagine linhas infinitas ao longo deles. Como exemplo, a figura 7 mostra os eixos $i$ e $i - 1$ .
Eixo $\hat{X}_i$	Identifique a reta perpendicular entre os $i$ -ésimos eixos de juntas.	A origem está no ponto de interseção.
Eixo $\hat{Y}_i$	Use a regra da mão direita	Complete o sistema de coordenadas.
<p>*A junta {0} deve coincidir com a junta {1} quando esta for zero.            *Para a ferramenta, o sistema de referência {N} pode ter <math>\hat{X}_i</math> localizado para direção e origem livremente, prestando atenção para que o máximo de parâmetros seja zero.</p>		

Fonte: Elaborado a partir de CRAIG (2012, p. 66).

Figura 8 – Sistemas de referência  $\hat{X}_i$ ,  $\hat{Y}_i$  e  $\hat{Z}_i$  fixados para os elos. Os sistemas de referência {P}, {Q} e {R} são intermediários. O deslocamento de elo  $d$ , o ângulo de junta  $\theta$ , o comprimento de elo  $a$  e a torção do elo  $\alpha$  são os parâmetros de elo.



Fonte: (CRAIG, 2012, p. 65)

Após fixar os sistemas de referência, a transformação que modifica os vetores definidos em  $\{i\}$  para sua descrição em  $\{i - 1\}$ , passando pelos sistemas de referencia intermediários {P}, {Q} e {R}, é:

$${}^{i-1}P = {}^{i-1}T_R^R T_Q^R T_P^Q T_i^P T_i^P \quad (2.1)$$

Ou de forma reduzida,

$${}^{i-1}P = {}^{i-1}T_i^P \quad (2.2)$$

Representando o cosseno pela letra  $c$  e o seno  $s$ , a forma geral da matriz  ${}^{i-1}T_i^P$  de transformação é:

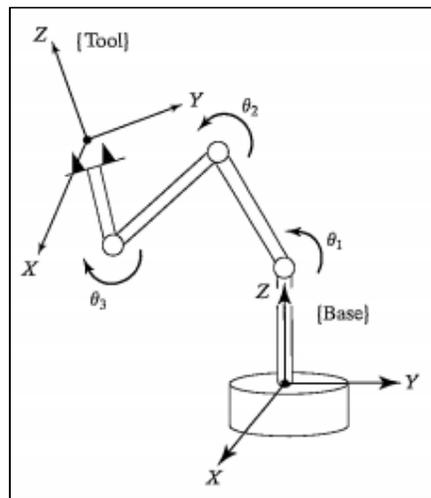
$${}^{i-1}T_i^P = \begin{bmatrix} c\theta_i & -s\theta_i & 0 & a_{i-1} \\ s\theta_i c\alpha_{i-1} & c\theta_i c\alpha_{i-1} & -s\alpha_{i-1} & -s\alpha_{i-1}d_i \\ s\theta_i s\alpha_{i-1} & c\theta_i s\alpha_{i-1} & c\alpha_{i-1} & c\alpha_{i-1}d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Destas equações derivam as equações de cinemática inversa.

### 2.2.3 Cinemática Inversa

A análise cinemática inversa consiste em posicionar a mão de um robô em local e orientação conhecidos e determinar os comprimentos de elo e os ângulos das articulações necessários. Na figura 9, as únicas informações conhecidas seriam o ponto descrito por  $X$ ,  $Y$  e  $Z$ . A configuração do robô não é conhecida. Então, na cinemática inversa precisamos do inverso das equações da cinemática direta.

Figura 9 – Na cinemática inversa, dada uma localização, calcula-se os ângulos de junta necessários. É o que acontece na prática.



Fonte: (CRAIG, 2012, p. 9)

Na prática, o controlador do robô calcula os valores articulares e maneja o robô até o local desejado.

No mundo real, dentro das indústrias, todos os robôs industriais possuem algum grau de imprecisão, que não pode ser modelada com a representação D-H mostrada no quadro 1 (tópico 2.2.2).

### Solvabilidade

Equações cinemáticas para manipuladores são não lineares. Para um manipulador com 6-GDL, por exemplo, a matriz total de transformação  ${}^0T$  terá seis

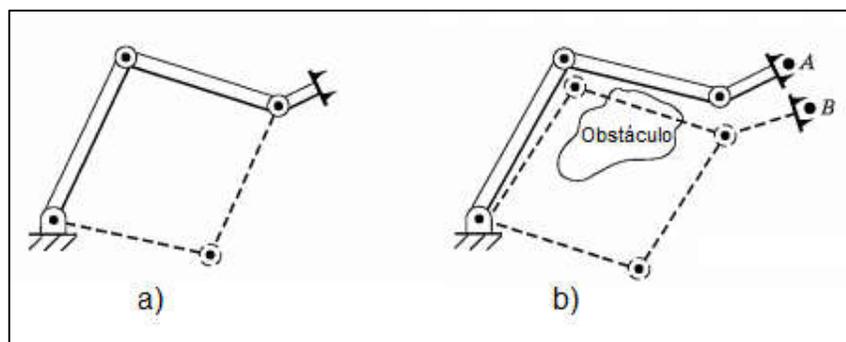
valores numéricos e deve resolver seis ângulos de junta  $\theta_1$  a  $\theta_6$ , resultando em 12 equações numéricas e 6 incógnitas, com cálculos transcendentais (senos e cossenos) difíceis de resolver. No apêndice A, o exemplo da cinemática inversa do manipulador Unimation PUMA 560 de 6-GDL é apresentada.

Em Craig (2012), a preocupação é com a existência de solução única ou múltipla e com o método de solução (numérico ou de forma fechada). A figura 10 mostra um manipulador com duas soluções possíveis e outra situação em que as soluções possíveis causam colisão com obstáculo.

Para que a solução exista, o espaço de trabalho deve conter o alvo. O manipulador deve ter destreza, isto é, capacidade de ser posicionado e orientado dentro do seu espaço de trabalho. Valem duas definições (CRAIG, 2012):

- Espaço de trabalho alcançável: “é o volume de espaço que o robô consegue alcançar em pelo menos uma orientação”;
- Espaço de trabalho destre: espaço que o terminal do manipulador alcança em todas as orientações. Niku (2014) salienta que nos limites do espaço de trabalho é impossível orientar nas direções desejadas (a mão é apenas posicionada em um ponto desejado), definindo assim o volume não destre.

Figura 10 – Em a) o manipulador com 3 elos possui uma segunda solução; b) representa duas soluções possíveis que causam colisão com um obstáculo.



Fonte: Adaptado de CRAIG (2012, p. 97).

Outro fator é a degeneração, que consiste na perda de um grau de liberdade do manipulador. Ocorre quando “as articulações do robô alcançam seus limites físicos, e como resultado, não podem se mover mais” (NIKU, 2014) ou quando duas articulações semelhantes possuírem o eixo  $z$  colineares no espaço de trabalho; ambas

situações tornam o robô sem solução. Na prática o controlador para e é preciso uma ação de emergência.

#### 2.2.4 Considerações Computacionais

A flexibilidade concedida por serem programáveis, torna os manipuladores robóticos muito versáteis; adicionando-se a troca de sensores e a comunicação com outras automações da fábrica, a gama de mudanças que podem ser absorvidas durante a execução de tarefas é enorme.

Na prática, a programação também deve preocupar com suavidade de movimento, velocidade para as juntas, tempo de duração do movimento etc.

Outro fator é a possibilidade de programação e simulação *off-line*. O benefício é não provocar parada durante um processo de manufatura quando uma reprogramação for necessária.

Craig (2012) destaca o alto consumo de memória no cálculo de senos e cossenos. Operações desnecessárias devem ser eliminadas para que o controlador leve menor tempo para descobrir uma nova solução e seja eficiente.

### 2.3 Algoritmo Genético (AG)

Vários livros não distinguem entre os termos, enquanto que outros dizem que a inteligência artificial é a ciência que tenta compreender e emular a inteligência humana como um todo [...], enquanto que a inteligência computacional procura desenvolver sistemas que tenham comportamento similares a certos aspectos do comportamento inteligente. Qualquer uma das definições é válida e suficiente[...]. (LINDEN, 2012, p. 1)

Os algoritmos genéticos (AGs) são uma das técnicas de inteligência artificial/computacional que utilizam aspectos do mundo natural, partindo de conceitos de biologia, para resolver problemas. A inteligência artificial (IA) é um grande campo e diz respeito à inserção de raciocínio complexo em máquinas, abrangendo lógica, probabilidade e matemática, além de percepção, raciocínio, aprendizado e eletrônica. (LINDEN, 2012) (MATARIC, 2014)

Os três artifícios mais conhecidos em computação bioinspirada são a Computação Evolucionária (CE), Redes Neurais Artificiais e a Lógica Nebulosa (*Fuzzy*), empregados para planejamento, busca de soluções possíveis, raciocínio para

resolver problemas, representar informações, executar programas em sequência, tomada de decisão etc.

O ramo mais conhecido de CE são os algoritmos genéticos, que simulam no computador a sistêmica da evolução natural. A CE, “diferentemente do convencional, não exige, para resolver um problema, o conhecimento prévio de uma maneira de encontrar uma solução” (BITTENCOURT, 2006). Inspira-se na natureza e em seus métodos evolutivos. A inspiração vem da teoria da evolução natural das espécies, formalizada por Darwin, que defende que “a vida na terra é o resultado de um processo de seleção, pelo meio ambiente, dos mais aptos e adaptados, e por isso mesmo com mais chances de reproduzir-se” (BITTENCOURT, 2006).

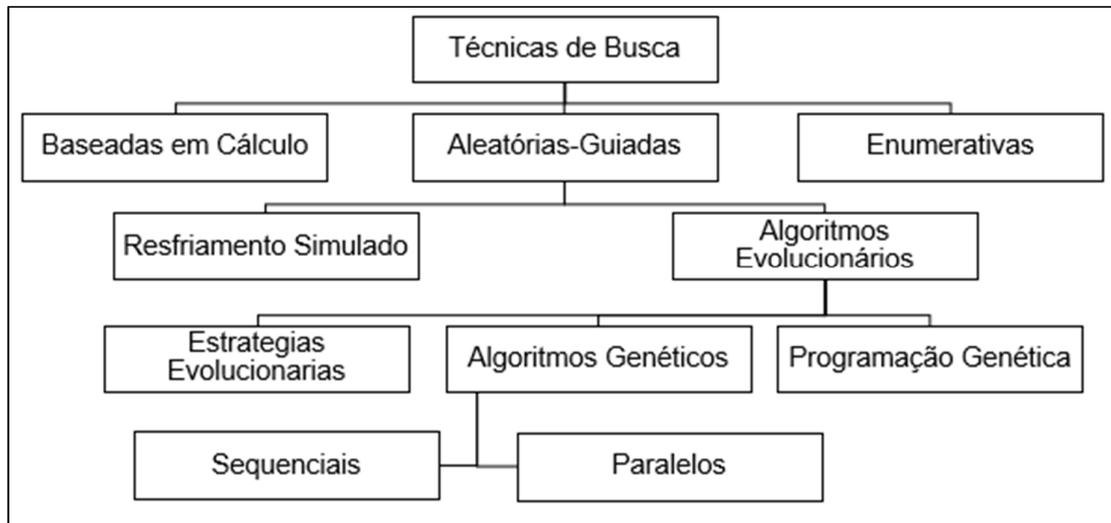
### 2.3.1 Aplicações

AGs são algoritmos de busca local. Essa característica torna-os apropriados para problemas cujo objetivo é determinar o estado da solução e não o caminho percorrido até ela (RUSSELL & NORVIG, 2013). Operam um ou mais estados atuais, avaliando e os modificando até chegar ao resultado. Também são úteis em problemas de otimização de uma função objetivo, onde só interessa achar o melhor estado.

Como são técnicas probabilísticas, um algoritmo com a mesma população e os mesmo parâmetros encontra soluções diferentes cada vez que é executado. Trabalha com grande população de pontos, procurando em subconjuntos.

A figura 11 realça a posição dos algoritmos genéticos como técnica de busca. São parte das Técnicas Aleatórias-Guiadas, que possuem componente aleatórios, mas usam o estado corrente para guiar a pesquisa (LINDEN, 2012, p. 45).

Figura 11 – Diagrama que posiciona os algoritmos genéticos dentro das técnicas de busca.



Fonte: Adaptado a partir de LINDEN (2012, p. 46).

A busca local proporciona o uso pequeno de memória, já que os caminhos não são guardados, e podem encontrar soluções em grandes ou infinitos espaços de estado, que nas maneiras convencionais é muito complexo e trabalhoso. Circuitos integrados, leiaute de instalações industriais, programação automática, otimização de redes de telecomunicações, escalonamento de jornadas de trabalho, roteamento de veículos e gerenciamento de carteiras são algumas aplicações importantes. (RUSSELL & NORVIG, 2013)

Por não usar só informações locais, os AGs são uma técnica adequada para funções multimodais e complexas

### 2.3.2 O Algoritmo

A equivalência à seleção natural do algoritmo se dá pela obtenção de um sucessor a partir de dois estados pais. Os modelos computacionais simulam fenômenos vistos na natureza, como seleção, mutação e a recombinação (*crossover*) de indivíduos.

O quadro 2 mostra o pseudocódigo que resume um algoritmo evolucionário.

Quadro 2 – Pseudocódigo de algoritmo evolucionário.

T := 0	// Inicializa o contador de tempo
Inicializa_População P(0)	// Inicializa a população aleatória
Enquanto não terminar faça	// Condição de parada: por tempo, por avaliação etc.
Avalie_População P(t)	// Avalia a população neste instante
P' := Selecciona_Pais P(t)	// Selecciona subpopulação de pais
P' = Recombinação_e_mutação P'	// Aplica operadores genéticos
Avalie_População P'	// Avalia esta nova população
P(t+1) = Selecciona_sobreviventes P(t), P'	// Selecciona sobreviventes desta geração
t := T+1	// Incrementa o contador de tempo
Fim enquanto	

Fonte: Adaptado pela autora a partir de LINDEN (2012, p.44).

### *População*

O primeiro conjunto de  $k$  estados é composto de indivíduos (ou cromossomos) aleatórios, formando uma população inicial aleatória. O tamanho da população não deve ser pequeno demais, pois não gera diversidade, e nem grande ao ponto de deixar o programa lento.

A população não cresce. Cada geração é substituída pela mesma quantidade de indivíduos. Cada par de pais gera apenas um filho.

### *Função de Avaliação (Aptidão ou Fitness)*

Cada indivíduo é avaliado quanto a sua adaptação, determinando sua nota na resolução do problema. É a ligação do programa com a situação real, pois determina a qualidade do indivíduo como solução.

É com essa nota que os critérios de seleção dos pais trabalha. Indivíduos mais adaptados terão mais chance de perpetuar suas características nas próximas gerações. A probabilidade de um indivíduo ser escolhido para reprodução é diretamente proporcional a sua pontuação de adaptação.

A função de aptidão deve ser bem modelada para representar bem os objetivos de qualidade.

### Seleção

A simulação da seleção natural deve permitir que pais mais capazes gerem mais filhos e ao mesmo tempo permitir que pais menos aptos gerem descendentes também. Retirar os menos aptos causa menor diversidade na população seguinte, causando convergência.

O método de elitismo selecionar o(s) melhor(es) indivíduo(s) para que permaneça(m) na geração seguinte. Taxas muito altas de elitismo causam o aparecimento de indivíduos muito semelhantes, o que não é satisfatório.

Russell & Norvig (2013) cita o método de *culling* (corte, eliminação) que elimina todos os indivíduos abaixo de um limiar. Ele converge mais rápido que a versão aleatória.

Quadro 3 – Métodos de seleção roleta e torneio.

Métodos de Seleção	
Roleta	Torneio
Encontre a soma da aptidão de todos os indivíduos $Fitness_T = \sum Fitness_{pop}$	3 vezes: escolha aleatoriamente 1 indivíduo.
Gere um número aleatório $r$	Calcule a aptidão de cada um deles.
Selecione o primeiro $membro[i]$ da população cuja aptidão somada com a aptidão de seus precedentes é maior ou igual a $r$ .	Selecione o participante com maior aptidão
$\sum Fitness_i \geq r$ é o selecionado	$\uparrow Fitness_i$ é o selecionado

Fonte: Elaborado pela autora.

### Mutação

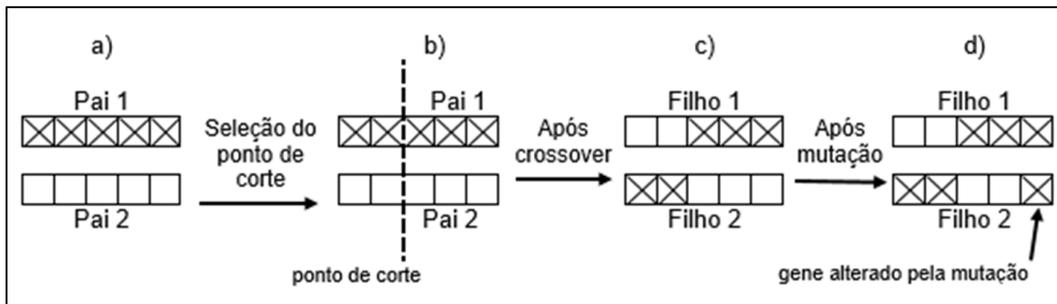
Cada gene está sujeito a passar pelo operador de mutação, com uma probabilidade pequena e independente. A figura 12 mostra a simulação desse fenômeno. É um operador que dispersa a população pelo espaço de busca.

### Recombinação (Crossover)

O *crossover* de um ponto consiste na escolha aleatória de um ponto de corte entre dois genes. A figura 12 mostra a escolha do ponto de corte entre os genes 2 e 3.

Os filhos resultantes da recombinação recebem uma taxa de genes de cada pai, de acordo com o ponto de corte escolhido. O operador de crossover diversifica menos a população à medida que o processo evolui, acelerando a busca, já que a maioria dos indivíduos se tornam bem semelhantes (RUSSELL & NORVIG, 2013, p. 112).

Figura 12 – a) e b): Par de indivíduos pais e seleção do ponto de corte na cadeia de genes; c) Filhos resultantes da recombinação; d) Mutação de gene aleatório em um dos filhos.

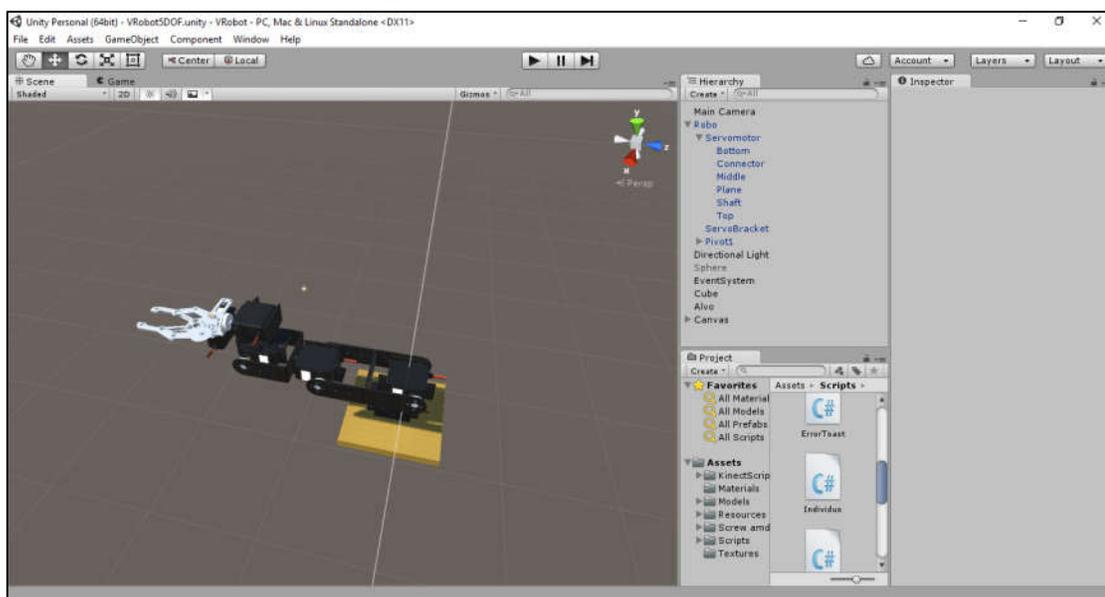


Fonte: Adaptado a partir de LINDEN (2012, p. 85).

### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

O robô manipulador foi modelado a partir de peças reais comercializáveis. O ambiente virtual utilizado foi cedido pelo Grupo de Realidade Virtual e Aumentada da Universidade Federal de Uberlândia (GRVA/UFU) de acordo com a figura 13.

Figura 13 – Ambiente virtual cedido pela GRVA/UFU.



Fonte: elaborado pela autora.

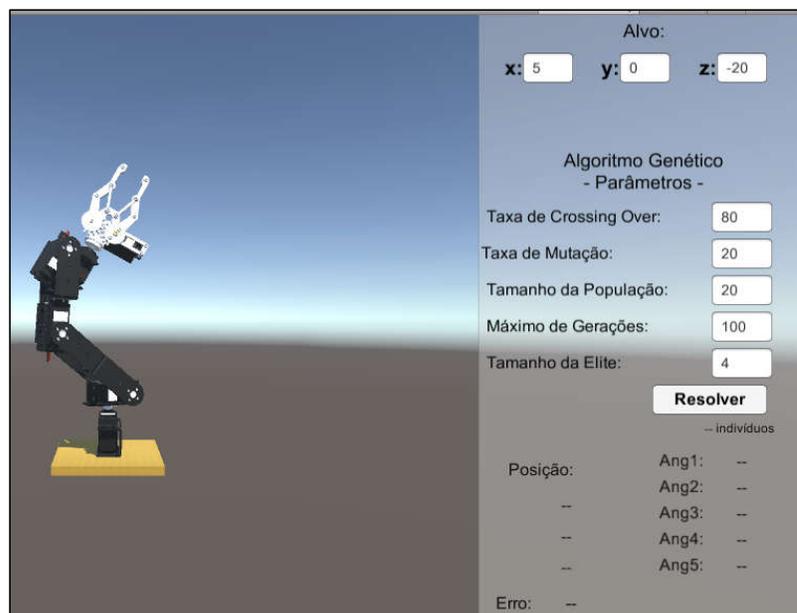
O manipulador modelado possui cinco juntas rotacionais da base até o efetuador, que vão de 0 a 180°, e uma junta rotacional localizada na ferramenta que tem alcance de -10 a 30°. Como mostrado na figura 14, o problema de cinemática abordado neste trabalho é relativo às cinco primeiras juntas rotacionais quanto à posição (a orientação não foi abordada). O último grau de liberdade não foi considerado por não alterar o comprimento da ferramenta.

Foi construída uma interface para modificação dos parâmetros do algoritmo genético ilustrada na figura 15.

Figura 14 – Detalhe do manipulador. O último grau de liberdade não foi usado na análise cinemática. A junta rotacional da ferramenta vai de  $-10$  a  $30^\circ$  e não altera seu comprimento.



Figura 15 – Interface criada para modificação dos parâmetros do AG.



### 3.1 Ferramentas Computacionais

- Unity (Unity Technologies ApS 2016): modelagem e simulação do manipulador. A modelagem foi cedida totalmente pronta. Não foi necessária nenhuma modificação.
- Microsoft Visual Studio (Microsoft Corporation 2016 - Tools for Unity): implementação do programa em C#. As bibliotecas utilizadas são próprias da linguagem. As rotinas relacionadas com a movimentação do manipulador através do teclado também foram cedidas pelo GRVA/UFU.

### 3.2 Representação de Espaço de Busca e Objetivo

Para o algoritmo genético é necessário representar bem o espaço de busca e o objetivo procurado.

O espaço de busca foi inicializado com a criação de uma população inicial aleatória. O tamanho  $i$  da população é escolhido pelo usuário na interface. Cada cromossomo (indivíduo) possui cinco genes, como ilustrado na figura 16. A quantidade  $j$  de gerações também é escolhida na interface. Os genes representam cada um dos ângulos procurados e foram gerados aleatórios de 0 a 180° na primeira geração.

Figura 16 – Representação das características (genes) de cada indivíduo  $i$  dentro da população (espaço de busca).

Indivíduo [ $i$ ]				
$\theta_1$	$\theta_2$	$\theta_3$	$\theta_4$	$\theta_5$

Fonte: Elaborado pela autora.

A solução procurada é configurada na interface pelas variáveis  $x$ ,  $y$  e  $z$  que representam a posição do alvo no espaço.

$$Alvo = \begin{bmatrix} x_a \\ y_a \\ z_a \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

### 3.3 Fitness (Avaliação da Aptidão)

O manipulador foi cedido pela GRVA/UFU com as rotinas para movimentação pelo teclado. Nestas, inclui-se a função WHERE() da qual se pode adquirir pela placa de vídeo a posição do manipulador.

$$Where = \begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

A função de avaliação é particular a cada problema. Neste trabalho, a aptidão é calculada a partir da distância entre dois pontos no espaço:

$$FITNESS() = 100 - \sqrt{(x_w - x_a)^2 + (y_w - y_a)^2 + (z_w - z_a)^2} \quad (3.3)$$

Dessa forma, quanto menor a distância entre a posição Where e a posição do alvo, maior a pontuação do indivíduo.

### 3.4 Modificação da População

A geração seguinte aparece após a aplicação dos operadores genéticos.

O elitismo garante que o(s) melhor(es) indivíduo siga para a geração seguinte. Neste trabalho a quantidade de indivíduos elitizados pode ser escolhida na interface.

A seleção foi feita por torneio como já descrito na seção 2.3.2 Seleção.

Uma comparação de um número aleatório gerado de 0 a 1 com a taxa de *crossover* e de mutação inseridas na interface, determina a operação dos modificadores genéticos.

O cruzamento da população (*crossover*) foi feito com teste a cada gene. Um número aleatório de 0 a 1 foi gerado. Se o número é maior que 0.5, o gene  $[i]$  do filho é a média dos genes  $[i]$  do par de pais. Se maior, o gene  $[i]$  é copiado do pai 1.

A mutação também fez um teste gene a gene. Se o número aleatório for maior que 0.5, o gene [*i*] do filho é substituído por um valor aleatório entre 0 e 180°.

O critério de parada é a quantidade máxima de gerações escolhida na interface.

O pseudocódigo para o algoritmo genético é mostrado no quadro 4 a seguir:

Quadro 4 – Pseudocódigo do algoritmo genético.

```
população ← população inicial aleatória
Avaliar Aptidão dos Indivíduos
para Geração de 0 a maxGerações faça
  novaPopulação ← [] (lista vazia)
  Inserir elite em novaPopulação
  enquanto novaPopulação.tamanho < população.tamanho faça
    Selecionar pais
    se aleatório() < taxaCrossover então
      filho ← crossover(pai1, pai2)
    senão
      filho ← pai1
    fimse
    se aleatório() < taxaMutação então
      filho ← mutar(filho)
    fimse
    Inserir filho em novaPopulação
  Fimenquanto
  população ← novaPopulação
  Avaliar Aptidão dos Indivíduos
fimpara
```

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os testes para determinar o erro de posicionamento do manipulador após a aplicação do AG foram realizados para três alvos diferentes, onde:

$$Erro = \sqrt{(x_w - x_a)^2 + (y_w - y_a)^2 + (z_w - z_a)^2}, \quad (4.1)$$

que corresponde à distância entre a posição WHERE() atual do manipulador e o alvo inserido na interface.

### 4.1 Alvo = [ 5 25 5]<sup>T</sup>

1ª amostragem: a tabela 1 registra os resultados para o erro com duas populações diferentes. Os parâmetros são:

- Método de seleção: TORNEIO.
- Taxa de Crossing Over: 65%
- Taxa de Mutação: 0.08%
- Máximo de Gerações: 500
- Elitismo: NÃO

Tabela 1 – Resultado de amostragem sem elitismo com primeiro alvo.

<b>5 testes</b>			
<b>População: 20 indivíduos</b>			
<b>Erro</b>	<b>Melhor Indivíduo</b>	<b>Média</b>	<b>Desvio Padrão</b>
	1.3254	2.7616	1.4826
<b>População: 50 indivíduos</b>			
<b>Erro</b>	<b>Melhor Indivíduo</b>	<b>Média</b>	<b>Desvio Padrão</b>
	0.0548	3.7283	2.8884

Fonte: Elaborado a partir do anexo 1.

Percebe-se claramente que os operadores genéticos estão gerando em média erros altos para a localização do manipulador. A figura 17 mostra a posição do alvo.

O tamanho da população deve ser maior para aumentar a variedade de indivíduos.

2ª amostragem: a tabela 2 mostra os resultados obtidos com acréscimo de elitismo para uma população de 50 indivíduos e o aumento para 100 indivíduos.

- Método de seleção: TORNEIO.
- Taxa de Crossing Over: 65%
- Taxa de Mutação: 5%
- Máximo de Gerações: 500
- Elitismo: 2

Tabela 2 – Alteração de parâmetros para primeiro alvo.

<b>5 testes</b>			
<b>População: 50 indivíduos</b>			
<b>Erro</b>	<b>Melhor Indivíduo</b>	<b>Média</b>	<b>Desvio Padrão</b>
	0.0305	0.2498	0.1908
	$W = [4,82 \quad 24,82 \quad 4,83]^T$		
<b>População: 100 indivíduos</b>			
<b>Erro</b>	<b>Melhor Indivíduo</b>	<b>Média</b>	<b>Desvio Padrão</b>
	0.0000	0.0141	0.0229
	$W = [5 \quad 25 \quad 5]^T$		

Fonte: Elaborado a partir do anexo 1.

O acréscimo de elitismo, maior taxa de mutação e uma população maior tornaram o erro bem menor. Uma população de 100 indivíduos encontrou uma solução que posicionou o manipulador em  $P = [5 \quad 25 \quad 5]^T$  e com 50 indivíduos o menor erro posicionou em  $P = [4,82 \quad 24,82 \quad 4,83]^T$ .

Figura 17 – Alvo =  $[5 \quad 25 \quad 5]^T$  com relação ao manipulador.



$$4.2 \text{ Alvo} = [-20 \quad 10 \quad -5]^T$$

1ª amostragem: a tabela 3 traz os valores levantados para o segundo alvo.

- Método de seleção: TORNEIO.
- Taxa de Crossing Over: 65%
- Taxa de Mutação: 5%
- Máximo de Gerações: 500
- Elitismo: 2

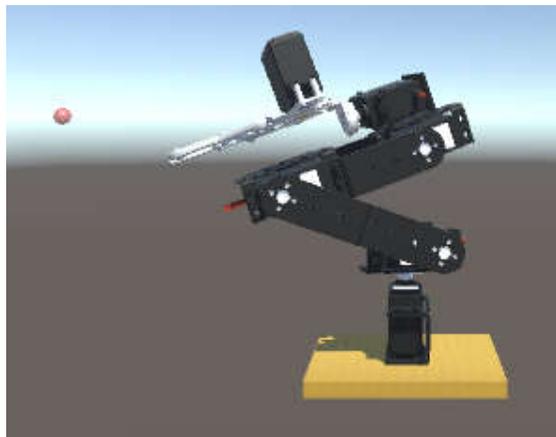
Tabela 3 – Resultado de testes com alvo 2.

5 testes			
População: 50 indivíduos			
Erro	Melhor Indivíduo	Média	Desvio Padrão
	7.0006	7.4478	0.4751
	$W = [-13,53 \quad 7,57 \quad -3,88]^T$		

Fonte: Elaborado a partir do anexo 1.

O desvio padrão mostra que o algoritmo genético possui alguma precisão. O erro alto indica que o alvo escolhido está fora do espaço de trabalho do robô, como mostra a figura 18. O teste com 50 indivíduos encontrou melhor solução que posicionou o manipulador em  $P = [-13,53 \quad 7,57 \quad -3,88]^T$ .

Figura 18 – Alvo =  $[-20 \quad 10 \quad -5]^T$  com relação ao manipulador. O alvo está fora do espaço de trabalho do robô.



### 4.3 Alvo = [ 5 0 -20]<sup>T</sup>

1ª amostragem: a tabela 4 mostra os resultados para uma variação do tamanho da população sem alteração de parâmetros do AG.

- Método de seleção: TORNEIO.
- Taxa de Crossing Over: 80%
- Taxa de Mutação: 5%
- Máximo de Gerações: 500
- Elitismo: 4

Tabela 4 – Resultado de teste com alvo 3.

<b>5 testes</b>			
<b>População: 20 indivíduos</b>			
<b>Erro</b>	<b>Melhor Indivíduo</b>	<b>Média</b>	<b>Desvio Padrão</b>
	0.2728	0.646	0.3530
	$W = [5,12 \ 0,12 \ -19,79]^T$		
<b>População: 100 indivíduos</b>			
<b>Erro</b>	<b>Melhor Indivíduo</b>	<b>Média</b>	<b>Desvio Padrão</b>
	0.0000	0.0922	0.0842
	$W = [5 \ 0 \ -20]^T$		

Fonte: Elaborado a partir do anexo 1.

Novamente, uma população menor piorou o desempenho do AG mesmo com elitismo alto. Posição com menor erro com 100 indivíduos  $P = [5 \ 0 \ -20]^T$  e com 20 indivíduos  $P = [5,12 \ 0,12 \ -19,79]^T$ .

2ª amostragem: aumento drástico da taxa de mutação resultaram nos valores da tabela 5.

- Método de seleção: TORNEIO.
- Taxa de Crossing Over: 80%
- Taxa de Mutação: 20%
- Máximo de Gerações: 500
- Elitismo: 4

Tabela 5 – Alteração de parâmetros para alvo 3.

<b>5 testes</b>			
<b>População: 100 indivíduos</b>			
<b>Erro</b>	<b>Melhor Indivíduo</b>	<b>Média</b>	<b>Desvio Padrão</b>
	0.0000	0.0350	0.0392
	$W = [5 \ 0 \ -20]^T$		

Fonte: Elaborado a partir do anexo 1.

O aumento da taxa da mutação não trouxe prejuízo para o desempenho do AG. O manipulador alcançou a posição  $P = [5 \ 0 \ -20]^T$ .

3ª amostragem: nova rodada de testes com apenas 100 gerações e 20 indivíduos.

- Método de seleção: TORNEIO.
- Taxa de Crossing Over: 80%
- Taxa de Mutação: 20%
- Máximo de Gerações: 100
- Elitismo: 4

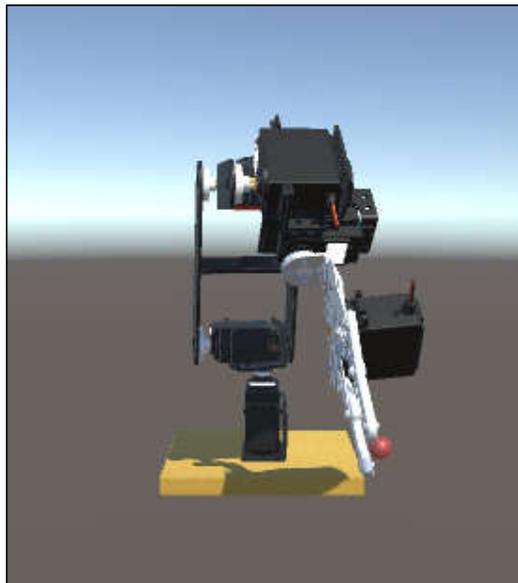
Tabela 6 – Alvo 3 e a contabilização de erro com população menor.

<b>5 testes</b>			
<b>População: 20 indivíduos</b>			
<b>Erro</b>	<b>Melhor Indivíduo</b>	<b>Média</b>	<b>Desvio Padrão</b>
	0.9651	1.9284	0.9893
	$W = [4,05 \ -0,02 \ -20,15]^T$		

Fonte: Elaborado a partir do anexo 1.

Uma população pequena, poucas gerações, elitismo e mutação altos começam a gerar erros maiores. A figura 19 mostra a posição do alvo em relação ao manipulador. A população de 20 indivíduos posicionou o manipulador em  $P = [4,05 \ -0,02 \ -20,15]^T$ .

Figura 19 – Representação do Alvo =  $[ 5 \quad 0 \quad -20 ]^T$



## 5 CONCLUSÃO

Este trabalho realizou testes de aplicação de algoritmos genéticos na cinemática reversa através da simulação de busca de três alvos arbitrários e modificação de alguns parâmetros do algoritmo.

Ficou demonstrado que o AG é uma alternativa com erros aceitáveis para computar a posição do efetuador sem matemática tradicional. Seu desempenho depende do ajuste dos parâmetros do algoritmo feita por tentativa.

O método de simulação possibilitou a visualização do movimento do manipulador; o ambiente virtual foi uma ótima ferramenta de apoio e pode até ser uma ferramenta educacional muito interessante.

Algoritmos genéticos possuem o fator de depender de variáveis aleatórias. Seu desempenho varia a cada experimento. Então na prática, como manipuladores industriais são aplicados visando precisão e exatidão, a técnica de busca utilizada neste trabalho não traz vantagem para usos que exijam trabalho fino.

### 5.1 Trabalhos futuros

Quanto ao algoritmo genético, pode-se abordar a orientação do manipulador. Inserir restrições no ambiente limita a possibilidade de orientação livre, por exemplo. Além disso, outros métodos de cálculos de *fitness* e operadores genéticos podem ser testados.

Outra sugestão é a montagem física para simulação. O modelo utilizado neste trabalho corresponde à peças comercializáveis e de fácil aquisição.

Utilizar obstáculos também é outro meio de testar o desempenho do algoritmo genético, de modo virtual ou na montagem de um protótipo.

## 6 REFERÊNCIAS

- BITTENCOURT, G. (2006). Inteligência Artificial: ferramentas e teorias. (3 ed.). Florianópolis: Ed. da UFSC.
- CRAIG, J. J. (2012). Robótica (3 ed.). (H. C. Souza, Trad.) São Paulo: Pearson Education do Brasil.
- IFR. (21 de 07 de 2016). Fonte: IFR Internation Federation of Robotic:  
<http://www.ifr.org/>
- LINDEN, R. (2012). Algoritmos Genéticos (3 ed.). Rio de Janeiro: Editora Ciência Moderna Ltda.
- MATARIC, M. J. (2014). Introdução à robótica (1 ed.). (H. Ferasoli Filho, J. R. Silva, & S. d. Alves, Trads.) São Paulo: Editora Unesp/Blucher.
- NIKU, S. B. (2014). Introdução à robótica: análise, controle, aplicações (2 ed.). (S. G. Taboada, Trad.) Rio de Janeiro: LTC.
- ROBERTO, T. A. (2012). Cálculo da cinemática inversa do robô manipulador puma 560 utilizando algoritmos genéticos. Monografia (Graduação em Engenharia de Computação): Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo.
- RUSSELL, S. J., & NORVIG, P. (2013). Inteligência artificial (Tradução da 3 ed.). (R. C. Simille, Trad.) Rio de Janeiro: Elsevier.

## ANEXO 1 – Relação de resultados dos testes realizados.

Tabela 7 – Resultados dos testes para Alvo 1.

<b>Alvo = [5 25 5]</b>			
<b>Amostragem 1</b>			
<b>População = 50</b>		<b>População = 20</b>	
<b>Erro 1</b>	2,6258	<b>Erro 1</b>	5,2031
<b>Erro 2</b>	4,5317	<b>Erro 2</b>	1,7008
<b>Erro 3</b>	8,7534	<b>Erro 3</b>	1,3254
<b>Erro 4</b>	2,6757	<b>Erro 4</b>	3,7487
<b>Erro 5</b>	0,0548	<b>Erro 5</b>	1,8300
<b>Média</b>	3,7283	<b>Média</b>	2,7616
<b>Desvio padrão</b>	2,8884	<b>Desvio padrão</b>	1,4826
<b>Amostragem 2</b>			
<b>População = 50</b>		<b>População = 20</b>	
<b>Erro 1</b>	0,0063	<b>Erro 1</b>	0,1293
<b>Erro 2</b>	0,0596	<b>Erro 2</b>	0,1945
<b>Erro 3</b>	0,0000	<b>Erro 3</b>	0,5857
<b>Erro 4</b>	0,0048	<b>Erro 4</b>	0,3092
<b>Erro 5</b>	0,0000	<b>Erro 5</b>	0,0305
<b>Média</b>	0,0141	<b>Média</b>	0,2498
<b>Desvio padrão</b>	0,0229	<b>Desvio padrão</b>	0,1908

Tabela 8 – Resultados para Alvo 2.

<b>Alvo = [-20 10 -5]</b>	
<b>Amostragem 1</b>	
<b>População = 50</b>	
<b>Erro 1</b>	7,2014
<b>Erro 2</b>	7,5990
<b>Erro 3</b>	8,3097
<b>Erro 4</b>	7,1281
<b>Erro 5</b>	7,0000
<b>Média</b>	7,4478
<b>Desvio padrão</b>	0,4751

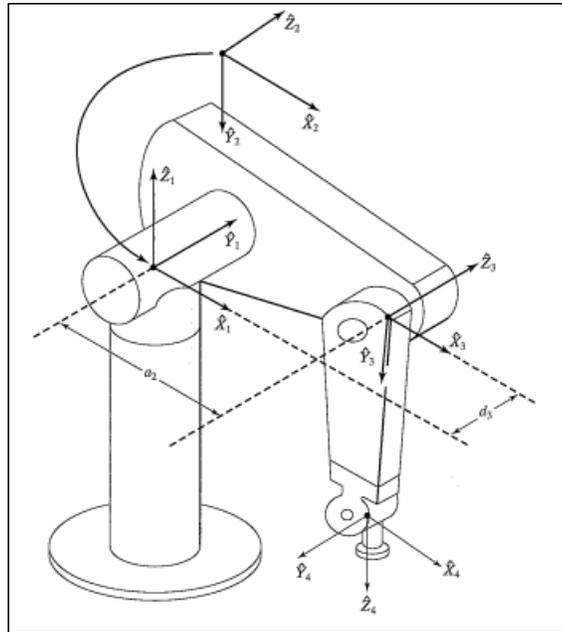
Tabela 9 – Dados para o Alvo 3.

<b>Alvo = [5 0 -20]</b>			
<b>Amostragem 1</b>			
<b>População = 100</b>		<b>População = 20</b>	
<b>Erro 1</b>	0,2304	<b>Erro 1</b>	0,9090
<b>Erro 2</b>	0,0704	<b>Erro 2</b>	1,1861
<b>Erro 3</b>	0,0000	<b>Erro 3</b>	0,3148
<b>Erro 4</b>	0,0679	<b>Erro 4</b>	0,5304
<b>Erro 5</b>	0,0000	<b>Erro 5</b>	0,2728
<b>Média</b>	0,0922	<b>Média</b>	0,6426
<b>Desvio padrão</b>	0,0842	<b>Desvio padrão</b>	0,3530
<b>Amostragem 2</b>			
<b>População = 100</b>			
<b>Erro 1</b>	0,0000		
<b>Erro 2</b>	0,0147		
<b>Erro 3</b>	0,0994		
<b>Erro 4</b>	0,0000		
<b>Erro 5</b>	0,0607		
<b>Média</b>	0,0350		
<b>Desvio padrão</b>	0,0392		
<b>Amostragem 3</b>			
<b>População = 20</b>			
<b>Erro 1</b>	2,5554		
<b>Erro 2</b>	3,5450		
<b>Erro 3</b>	1,5524		
<b>Erro 4</b>	1,0240		
<b>Erro 5</b>	0,9651		
<b>Média</b>	1,9284		
<b>Desvio padrão</b>	0,9893		

## Apêndice A: Cinemática Inversa do Manipulador Unimation PUMA 560

O manipulador PUMA 560 possui 6-GDL como mostra a figura 20.

Figura 20 – Atribuição de sistemas de referência para o manipulador PUMA 560 de 6-GDL.



Fonte: (CRAIG, 2012, p. 74)

Queremos resolver (CRAIG, 2012):

$${}^0T = {}^0T(\theta_1) \cdot {}^1T(\theta_2) \cdot {}^2T(\theta_3) \cdot {}^3T(\theta_4) \cdot {}^4T(\theta_5) \cdot {}^5T(\theta_6) \quad (\text{A.1})$$

E encontrar  $\theta_i$  quando  ${}^0T$  é dado em valores numéricos (quando o ponto P é conhecido). Sendo  ${}^0T$ :

$${}^0T = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & p_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & p_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{A.2})$$

Após as operações descritas em (CRAIG, 2012), os ângulos de junta  $\theta_i$  são descritos por:

$$\theta_1 = \text{Atan2}(p_y, p_x) - \text{Atan2}(d_3, \pm \sqrt{p_x^2 + p_y^2 - d_3^2}) \quad (\text{A.3})$$

$$\theta_3 = \text{Atan2}(a_3, d_4) - \text{Atan2}\left(K, \pm \sqrt{a_3^2 + d_4^2 - K^2}\right) \quad (\text{A.4})$$

Sendo  $K$ :

$$K = \frac{p_x^2 + p_y^2 + p_z^2 - a_2^2 - a_3^2 - d_3^2 - d_4^2}{2a_2} \quad (\text{A.5})$$

$$\theta_2 = \theta_{23} - \theta_3 \quad (\text{A.6})$$

Com  $\theta_{23}$ :

$$\theta_{23} = \text{Atan2}\left[(-a_3 - a_2 c_3)p_z - (c_1 p_x + s_1 p_y)(d_4 - a_2 s_3), (a_2 s_3 - d_4)p_z - (a_3 + a_2 c_3)(c_1 p_x + s_1 p_y)\right] \quad (\text{A.7})$$

$$\theta_4 = \text{Atan2}(-r_{13}s_1 + r_{23}c_1, -r_{13}c_1c_{23} - r_{23}s_1c_{23} + r_{33}s_{23}) \quad (\text{A.8})$$

$$\theta_5 = \text{Atan2}(s_5, c_5) \quad (\text{A.9})$$

$$\theta_6 = \text{Atan2}(s_6, c_6) \quad (\text{A.10})$$

Depois de computar as equações e verificar se o limite das juntas não foi violado, é escolhida a solução válida mais apropriada. A resolução da cinemática reversa por geometria convencional é trabalhosa.