

# Analysis of the Inverse Kinematics and Trajectory Planning Applied in a Classic Collaborative Industrial Robotic Manipulator

Marcio Mendonça, Rodrigo H. C. Palácios, Ricardo Breganon, Lucas B. de Souza and Lillyane R. C. Moura

**Abstract**—In this work, the approaches of genetic algorithms (GA) and artificial neural networks (ANN) are compared to solve the inverse kinematics applied in a robotic manipulator. The method with the best result in the comparison is then used to act in conjunction with another concept of robotics which is collaborative robotics, responsible for increasing the safety of both the manipulator and the human being when an object and/or person appears in the trajectory of the manipulator. The classic concept of inverse kinematics is related to the relatively new concept of collaborative robotics through trajectory planning, which in this work used the fifth order polynomial due to its ability to control position, speed and acceleration. According to the results obtained, the best method in the comparison for the solution of the inverse kinematics was that of artificial neural networks because it has the shortest response time and the most robust results.

**Index Terms**—Artificial Neural Networks, Collaborative Robotics, Comparative Analysis, Genetic Algorithms, Trajectory Planning.

## I. INTRODUÇÃO

Atualmente devido às tantas aplicações que abordam a robótica é possível encontrar diversas pesquisas sobre o assunto, como na produção industrial, exploração espacial e, entre outras áreas, até mesmo na medicina [1]. Com isso, robôs móveis, como manipuladores robóticos, se tornaram um tema clássico e, conseqüentemente, impulsionaram o desenvolvimento de áreas da engenharia relacionadas à robótica.

Um dos conceitos mais importantes na pesquisa de manipuladores robóticos é o planejamento de trajetória, mas o conceito da robótica colaborativa também tem se destacado devido aos avanços na robótica, com os limites para robôs na manufatura sendo ampliados para introduzi-los na montagem final [2]. O trabalho [3], uma das motivações dessa investigação científica, fornece uma pesquisa detalhada de robôs sendo usados em linhas de montagem.

Quanto ao planejamento de trajetória, é essencial que uma coordenada específica seja alcançada pelo manipulador através

da sequência de movimentos mais suave possível e com capacidade de evitar obstáculos no ambiente de trabalho [1]. Ou seja, o planejamento de trajetória equivale a como um robô se move de um local para outro de maneira controlada, sejam os movimentos retos ou sequenciais.

Para obter a melhor trajetória é necessário o uso da cinemática e da dinâmica de um robô. Uma vantagem é conseguir definir uma trajetória específica para cada uma das partes dos segmentos de movimento entre os pontos por meio da velocidade e aceleração desejadas [4].

O estudo cinemático é um método comum para analisar o movimento de um manipulador robótico e é importante para sua calibração. Podem ser utilizados dois modelos, a cinemática direta e a inversa. Para a cinemática inversa, conforme o número de graus de liberdade (GDL) aumenta, maior é a complexidade geométrica encontrada. Além disso, suas equações são não lineares e os manipuladores podem apresentar mais de uma solução devido à elevação dos GDL. Por esses motivos, a cinemática inversa, que é o método utilizado neste trabalho, possui certas características desafiadoras [5].

Para solucionar a cinemática inversa comumente se aplicam os métodos algébrico, geométrico e iterativo [6]. No entanto, quando se refere a manipuladores o uso desses métodos se torna inadequado devido à complexa estrutura [7]. Um método alternativo é a aplicação de Redes Neurais Artificiais (RNAs). Esse método é eficaz em lidar com um manipulador por ser capaz de aprender através de treinamento e ser flexível [8].

Geralmente, para conseguir a precisão necessária para determinadas tarefas são utilizados manipuladores redundantes. Desta forma, é utilizado um manipulador com número de GDL maior que o necessário para efetuar uma tarefa [9]. Assim, para alcançar pontos específicos, neste trabalho é utilizado um manipulador robótico com 3 GDL e o ambiente é um espaço bidimensional (2D).

Alguns trabalhos relacionados são citados a seguir. No trabalho [10] é proposta uma metodologia de Algoritmo Genético (AG) para o planejamento de trajetórias de um manipulador em um espaço de trabalho com obstáculos. O objetivo é encontrar uma solução ideal no espaço de trabalho. A trajetória é representada por polinômios que tem suas fórmulas escritas para pontos internos interpolados com parâmetros de AG.

Os autores propõem em [11] que uma trajetória de manipulador robótico seja otimizada através das técnicas de otimização *Teaching Learning Based Optimization* (TLBO) e *Artificial Bee Colony* (ABC). O objetivo é obter um plane-

M. Mendonça and R. H. C. Palácios are with the Departments of Electrical and Computer, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Cornélio Procópio, PR, Brazil, e-mails: mendonca@utfpr.edu.br and rodrigopalacios@utfpr.edu.br.

Ricardo Breganon is with the Control and Industrial Processes Department, Instituto Federal do Paraná, Jacarezinho, PR, Brazil, e-mail: ricardo.breganon@ifpr.edu.br

Lucas B. de Souza was with the Mechanical Engineering Graduate Program, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Cornélio Procópio, PR, Brazil, e-mail: lucsou@alunos.utfpr.edu.br

Lillyane R. C. Moura is with the Mechanical Engineering Graduate Program, Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Cornélio Procópio, PR, Brazil, e-mail: lillyanecentra@alunos.utfpr.edu.br

jamento de trajetória com tempo de viagem mais rápido e menor distância entre as juntas. De acordo com os resultados, o desempenho do TLBO e ABC foram maiores quando comparados com o AG.

Também pode ser citado o trabalho de [12], em que os autores utilizaram técnicas computacionais inteligentes em um ambiente simulado, e a posteriori em um robô real. O objetivo do trabalho foi para uma competição em que os robôs deveriam ser capazes de controlar um fluxo de produção, transportando produtos para centros de distribuição em ordens de cores, em um ambiente de tráfego dificultado com obstáculos e muros.

Em [13] é proposto pelos autores um controle de admitância por RNA adaptativo para evitar que robôs industriais colidam com seres humanos. Nessa estratégia se faz necessário um modelo de impedância e uma função de saturação para a geração de uma trajetória diferenciável. Além disso, a função de Lyapunov de barreira integral é utilizada para restringir a posição do executor final do robô em um espaço restrito, que leva à prevenção de colisões com as proximidades. Para validação, foram feitos dois testes utilizando o robô industrial Baxter. No primeiro a posição do efetor final é restrita e predefinida na interação humano-robô enquanto que no segundo teste o robô evita colisões com construções presentes no cenário.

De acordo com [14], [15] e [16], a robótica colaborativa é um assunto relativamente novo e que tem despertado interesse significativo nos últimos anos. Além disso, segundo [16] a maioria das aplicações de robótica colaborativa envolve apenas um nível reduzido de interação, necessitando de mais pesquisas na área para que essas aplicações sejam ampliadas. Diante disso, este artigo apresenta uma estratégia simplista e computacionalmente leve para a interrupção e continuação com êxito da trajetória de um manipulador robótico ao ocorrer a aproximação de um obstáculo, possivelmente um ser humano. A cinemática inversa do manipulador é resolvida por dois sistemas computacionais inteligentes nas mesmas condições, sendo eles AG e RNA. O melhor método é evidenciado por meio de comparações e, em uma segunda etapa, é utilizado no experimento de robótica colaborativa.

Este trabalho é organizado como segue. Na Seção II são apresentados os fundamentos dos manipuladores robóticos, o conceito de robótica colaborativa e as técnicas de resolução, AG e RNA. A Seção III mostra a metodologia utilizada. Na Seção IV, os resultados obtidos são mostrados e discutidos para as duas abordagens da cinemática inversa e para a aplicação da robótica colaborativa, é apresentado também o planejamento de trajetória para uma coordenada desejada. Finalmente, a Seção V mostra a conclusão do artigo e aborda trabalhos futuros.

## II. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Nesta seção são apresentados os conceitos de manipuladores robóticos, planejamento de trajetória e robótica colaborativa. Além disso, discutimos brevemente as técnicas de AG e RNA usadas para a calibração do manipulador.

### A. Manipuladores Robóticos

Manipuladores robóticos são dispositivos com características inspiradas nas humanas e que são usados na engenharia

para executar tarefas dentro de um espaço de trabalho. Na indústria podem atuar em diversas funções, como montagem, soldagem, manipulação de objeto através de estações, etc. [17].

Na Fig. 1 é mostrado um exemplo de manipulador robótico com 2 GDL; onde  $l_1$  e  $l_2$  são os comprimentos dos braços com as juntas,  $\theta_1$  e  $\theta_2$  os ângulos da primeira e da segunda articulações e P o ponto desejado. O manipulador apresentado na figura é semelhante ao modelado e utilizado nos experimentos desta pesquisa.

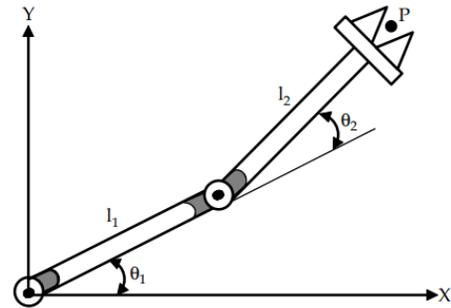


Fig. 1. Manipulador robótico com 2 GDL.

Cada equação abaixo (2) e (3) descreve um dos GDL do manipulador. Neste trabalho,  $l_1$  e  $l_2$  equivalem, respectivamente, a 12 e 18 cm.  $\theta_1$  e  $\theta_2$  são os ângulos das articulações 1 e 2.

$$X = l_1 \cos(\theta_1) + l_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \quad (1)$$

$$Y = l_1 \sin(\theta_1) + l_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) \quad (2)$$

Para que um robô consiga responder a emergências é necessário que esta emergência já tenha sido prevista e que a resposta que se deseja que ele tenha esteja incluída em seu sistema. Por isso, a robótica se divide em robótica programada e robótica autônoma. Robôs como PUMA, Stanford e outros conhecidos apresentam cinemática, estática e dinâmica complexas, dificultando a interação entre o manipulador e o ambiente, seu controle e análise [4], [18].

O uso de manipuladores nos mais diversos setores aumentou a necessidade de tornar esses dispositivos mais adaptáveis. Sua interação com ambientes não estáticos motivou controladores de manipuladores adaptáveis para manter níveis de desempenho aceitáveis. Algumas dessas aplicações envolvem mudanças de carga, geometria variável, etc. [19].

Sendo assim, a robótica tem usado sistemas inteligentes como o Sistema de Inferência Neuro-Fuzzy Adaptável (AN-FIS), RNAs e AGs para driblar o problema de adaptação. Isso se faz necessário porque é muito difícil para um ser humano projetar robôs autônomos e seus controladores para ambientes não estruturados, flexíveis e/ou parcialmente desconhecidos [20].

Para o problema de múltiplas soluções, os ângulos definidos levam aos mesmos pontos iniciais e finais, mas com soluções impossíveis de serem alcançadas devido ao aspecto construtivo do manipulador ou também por caminhos indesejáveis, como também soluções redundantes. O número de soluções possíveis aumenta exponencialmente com o aumento dos GDL. O problema de múltiplas soluções é inerente à cinemática inversa.

Ao definir a posição de origem de um manipulador em uma de suas extremidades representada por O e a posição desejada na outra extremidade do manipulador representada por P, podem existir várias soluções que satisfaçam a configuração de ângulo das juntas. Em outras palavras, existem múltiplas soluções na resolução da cinemática inversa relacionadas a soluções redundantes, como mostrado na Fig. 2, para manipuladores de 2 e 3 GDL, respectivamente [5].

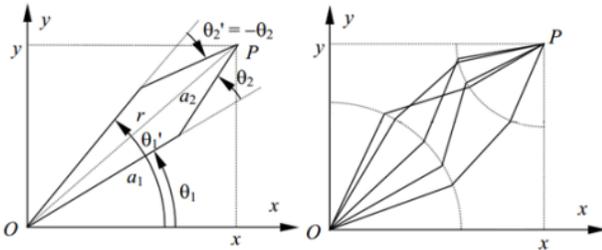


Fig. 2. Ilustração do problema das múltiplas soluções.

Na Fig. 2,  $\theta_1$  e  $\theta_2$  representam os ângulos da primeira e segunda articulações,  $a_1$  e  $a_2$  são os comprimentos das juntas e P é a posição desejada para a extremidade livre.

### B. Robótica Colaborativa

Atualmente, a fabricação em pequena escala é limitada à montagem manual devido aos altos custos específicos do produto para uma produção totalmente automatizada. A colaboração humano-robô (HRC) visa superar esse problema com a produção semiautomática, incorporando robótica integrada de sensores em mais campos da atividade humana [21].

Um aspecto chave para o uso industrial da colaboração humano-robô é a adaptabilidade econômica para diferentes cenários de manufatura. Algoritmos que aproveitam a integração de sensores de robôs de colaboração são usados para reduzir custos específicos do produto [21].

### C. Planejamento de Trajetórias

Uma trajetória é formada pela sequência de deslocamentos de um manipulador robótico. Também pode ser entendida como uma sequência de pontos por onde o ponto final irá passar. Observa-se que o movimento do manipulador é contínuo, porém na prática uma das estratégias é um movimento discretizado por uma sequência de pontos conectados por semirretas. A trajetória dos manipuladores robóticos pode ser otimizada através de identificação, combinação ideal e a quantidade de posições intermediárias [22].

Geralmente, o planejamento de trajetória é apresentado nas formas de espaço operacional ou de espaço articular. Para o primeiro, os efetuadores finais (o próprio manipulador) possuem trajetória trivialmente descrita. Isso leva a singularidades cinemáticas e redundância de manipuladores. A forma por espaço articular é a mais utilizada, nela as trajetórias são formadas por funções de interpolação, como os polinômios usados neste trabalho. Assim, consegue garantir a suavidade do movimento das articulações embora diminua a precisão da posição sem o espaço operacional [23].

Ressalta-se que existem outras estratégias de planejamento de trajetória na literatura, como por exemplo, segmentos lineares com concordância parabólica. Neste contexto pode-se citar até mesmo o uso de técnicas inteligentes como GA [24].

Este trabalho utiliza polinômios devido a sua baixa complexidade computacional e por ser uma estratégia plausível para desenvolvimento dessa pesquisa. Os polinômios usados no espaço articular possuem o seguinte formato.

$$\theta(t) = c_0 + c_1 t + c_2 t^2 + \dots + c_{n-1} t^{n-1} + c_n t^n \quad (3)$$

Na equação (3),  $t$  é o vetor tempo,  $\theta(t)$  representa os ângulos no tempo e  $c_n$  são as  $n$  constantes associadas ao polinômio de ordem  $n$ . O polinômio de ordem  $n$  permite que o usuário escolha as especificações  $n + 1$ , como velocidade e posições inicial e final, uma aceleração desejada, etc.

Para encontrar a velocidade das juntas basta derivar (1) uma vez e para obter a aceleração é necessário apenas que (1) seja derivada duas vezes [4].

### D. Algoritmos Genéticos

Simulações computacionais de sistemas genéticos começaram a ser desenvolvidas nas décadas de 50 e 60 por biólogos, sendo John Holland o primeiro a desenvolver pesquisas na área [25]. Desde então, suas aplicações obtiveram sucesso em vários problemas de pesquisa e otimização, como regressão, seleção de recursos, classificação ou aprendizado de máquina [26], [27].

Para otimização os AGs representam uma ferramenta poderosa. É um modelo projetado para emular a seleção natural e genética [25]. São vários os benefícios oferecidos sobre os métodos de otimização convencionais. Sua aplicação não necessita de um modelo de sistema inteiro, portanto, é empregado trivialmente para resolver problemas de otimização. De acordo com [28], os AGs envolvem pesquisa heurística que se aplica em diversos problemas de otimização.

Os AGs são compostos por uma população de indivíduos com um conjunto de operadores sobre a população. Cada indivíduo na população representa uma solução do problema de otimização, que é codificado para o conjunto de parâmetros (cromossomo) [29]. Inicialmente é selecionada uma população inicial composta por indivíduos aleatórios. Se a população de indivíduos for grande, o algoritmo não terá eficiência e, se for pequeno, o AG não terá diversidade. Posteriormente, é definida a função de condicionamento físico.

Neste trabalho, a função de condicionamento físico é dada pela distância euclidiana. Os indivíduos são cruzados e mudados até que uma solução mais adequada seja encontrada. Segundo a teoria da evolução, base para o desenvolvimento dos AGs, os indivíduos que se adaptarem com mais facilidade ao seu ambiente têm maior chance de sobrevivência e reprodução, fazendo com que seu material genético seja transmitido para as novas gerações.

### E. Redes Neurais Artificiais

As RNAs foram inspiradas em células biológicas e são aproximadores universais de funções, que podem ser aplicadas

em diferentes áreas por meio de dados históricos, como por exemplo em previsões de consumo de água, em economia, entre outras [30]. Na engenharia, se mostra uma ferramenta essencial para solucionar problemas complexos onde a solução analítica não é nada trivial [8].

O poder computacional das RNAs é conseguido graças a uma estrutura massivamente distribuída e que também possui capacidade de aprender. Isso possibilita a solução de problemas complexos [8]. Não linearidade, mapeamento de entrada e saída, adaptabilidade, resposta evidencial, informações contextuais, tolerância a falhas, implementabilidade VLSI (Very-Large-Scale-Integration) e uniformidade de análise e design são alguns dos recursos das RNAs [30]. Nos parágrafos seguintes são explorados cada um desses recursos

O conceito de não linearidade se justifica para as RNAs por elas possuírem estruturas não lineares de neurônios artificiais distribuídos pela rede e por serem importantes devido à não linearidade dos sinais de entrada [8]. Outro importante recurso das RNAs é que elas apresentam mapeamento de entrada e saída. Os pesos sinápticos se alteram gerando, como consequência, o treinamento da rede em um determinado número de tarefas de amostras colhidas aleatoriamente para minimizar a diferença entre a saída e a resposta desejada [30].

Uma RNA pode se tornar adaptável ao reagir a mudanças mínimas no ambiente de estudo, causando alterações nos pesos sinápticos. Uma maior adaptabilidade do sistema pode garantir um desempenho mais robusto em um ambiente não estacionário. Porém, adaptabilidade e robustez podem não ser sempre proporcionais. As RNAs também apresentam resposta evidente. Com isso são fornecidas as informações sobre a seleção de padrões e sua confiança com o objetivo de melhorar a classificação de desempenho e padrão [8].

O conceito de informação contextual está relacionado a ativação e a estrutura de uma RNA. Isso porque o conhecimento que afeta todos os neurônios na rede é determinado por meio do processamento de informações. Em relação à tolerância a falhas, uma RNA apresenta computação robusta [8].

O recurso de implementabilidade da tecnologia VLSI expressa que é feito um cálculo paralelo pela rede possibilitando a solução de algumas tarefas complexas de comportamento. Para o conceito de uniformidade de análise e design é aplicada uma notação em todos os domínios de uma rede e ela se manifesta através de neurônios, compartilhamento de teorias e algoritmos por muitas aplicações e integração perfeita de módulos que constroem redes modulares [8].

### III. MATERIAIS E MÉTODOS

Inicialmente foi preciso decidir qual ferramenta, considerando AG e RNA, era a mais adequada para solução dos problemas de cinemática inversa.

No método AG, foram testadas várias configurações heurísticas para número inicial de indivíduos, taxa de mutação e tamanho do torneio. As piores e melhores configurações testadas foram escolhidas para serem apresentadas na Tabela I.

Nas duas configurações de AG usadas na Tabela I, foi estipulado o máximo de 500 gerações para convergência,

TABELA I  
CONFIGURAÇÕES TESTADAS PARA AG

Configuração	População inicial	Tamanho do torneio	Erro de parada [cm]
1	20	5	0.10
2	50	5	0.05

cruz simples e uma mutação de 1%. Para este trabalho, a segunda configuração com população inicial de 50 indivíduos apresentou melhores resultados.

Para o método RNA foi utilizado um algoritmo canônico, porém futuras investigações com uma população seletiva, por exemplo, podem ser investigadas e uma comparação entre as técnicas pode ser empregada [31]. A escolha da RNA foi devido à capacidade de generalização nos dois experimentos executados, que apontaram que os resultados foram aproximados, com ligeira vantagem para as RNAs. Entretanto, em testes para robôs reais em três dimensões e mais graus de liberdade, as RNAs mostraram ampla vantagem sobre os AGs. O uso de RNAs em três dimensões pode ser conferido no trabalho [5]. Após o treinamento da RNA, o tempo de resposta é mais rápido, além da robustez dos resultados. Em outras palavras, a RNA generalizou em todos os experimentos simulados. Deste modo, os testes com AGs e RNAs apontaram que a melhor opção quanto a solução da cinemática inversa seriam as RNAs e, por isso, deu-se ênfase na aplicação das RNAs.

O segundo passo foi determinar as limitações físicas das articulações. Neste caso, para todas as juntas, usamos um ângulo máximo de 180°. Em seguida, gerou-se uma nuvem de pontos (Fig. 3) considerando o primeiro e o segundo quadrantes no plano xy usando a cinemática direta.

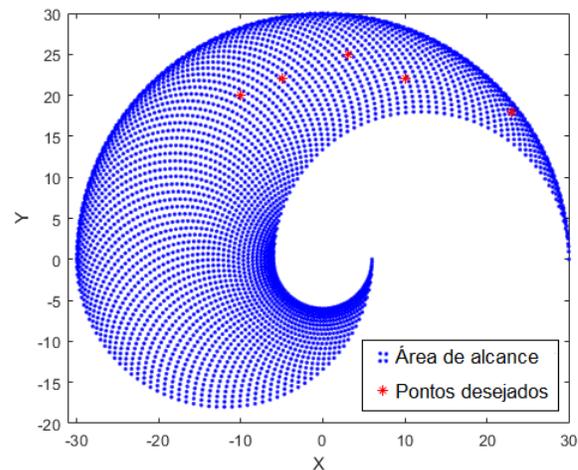


Fig. 3. Nuvem de pontos de treinamento e pontos de teste.

O passo seguinte foi escolher cinco pontos de teste para verificar a precisão dos métodos usados para compará-los e escolher o melhor método a ser usado na segunda fase: o planejamento da trajetória. Os pontos desejados foram (-10, 20); (-5, 22); (3, 25); (10, 22); (23, 18), e podem ser visualizados de forma simultânea com a nuvem de pontos na Fig. 3.

Foram executados dois experimentos simulados, com uma RNA *Multilayer Perceptron* com algoritmo de treinamento *Backpropagation* e *Levenberg – Marquardt*. O primeiro experimento com 1 camada e o segundo com 2 camadas para a RNA localizar as posições (x, y) dos alvos. Nos dois experimentos foram utilizados o mesmo número de pontos de treinamento, os mesmos pontos de teste e validação da rede. Ressalta-se que o primeiro experimento levou 5000 épocas (critério de parada) e o segundo 1278.

O método escolhido para o planejamento da trajetória foi aquele com o menor erro euclidiano relativo no ponto que apresentou o menor erro. Neste trabalho a comparação dos tempos de execução dos algoritmos não é abordada devido à calibração off-line. Assim, é mostrado o desempenho apenas para o melhor método.

Com a escolha do método feita, o último passo é realizar um planejamento de trajetória usando (1) como referência. O sistema polinomial de quinta ordem, o polinômio com melhor aplicação prática devido ao controle da aceleração e torque [4], é descrito nas equações (4), (5) e (6). Nessas equações,  $\theta$  é a posição angular da junta,  $\dot{\theta}$  é a velocidade angular e  $\ddot{\theta}$  a aceleração angular.

$$\theta(t) = c_0 + c_1t + c_2t^2 + c_3t^3 + c_4t^4 + c_5t^5 \quad (4)$$

$$\dot{\theta}(t) = c_1 + 2c_2t + 3c_3t^2 + 4c_4t^3 + 5c_5t^4 \quad (5)$$

$$\ddot{\theta}(t) = 2c_2 + 6c_3 + 12c_4t^2 + 20c_5t^3 \quad (6)$$

Neste trabalho, o sistema polinomial move todas as juntas simultaneamente com o objetivo de obter uma trajetória suave para o manipulador. As posições inicial e final, além da velocidade da articulação são determinadas. O polinômio de quinta ordem determina tanto a aceleração inicial quanto a final.

É importante ressaltar que neste trabalho o ambiente de simulação é ideal, sendo livre de ruído, sem obstáculos no espaço de trabalho do manipulador e seu peso é irrelevante para os cálculos. Além disso, a solução dos parâmetros dos polinômios são feitos pelo método da matriz inversa.

#### IV. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta seção, são apresentados e discutidos os resultados para os dois métodos utilizados na solução da cinemática inversa do manipulador robótico, o método utilizado para seu planejamento de trajetória e os resultados obtidos com a aplicação da robótica colaborativa.

##### A. Cinemática Inversa do Manipulador Robótico

Para a RNA, os resultados do primeiro experimento podem ser conferidos na Fig. 4. Neste experimento, foram obtidos resultados apenas na ordem de  $2,56 \cdot 10^{-6}$ , resultando em um treinamento de 5000 épocas, o critério de parada.

Já o resultado do experimento 2, com duas camadas (20, 10) pode ser conferido na Fig. 5.

Em uma inspeção visual dos resultados dos experimentos foi possível observar que no segundo experimento a RNA teve melhor acerto nos pontos e que praticamente todos os pontos foram alcançados. Isso devido à função de treinamento ter duas

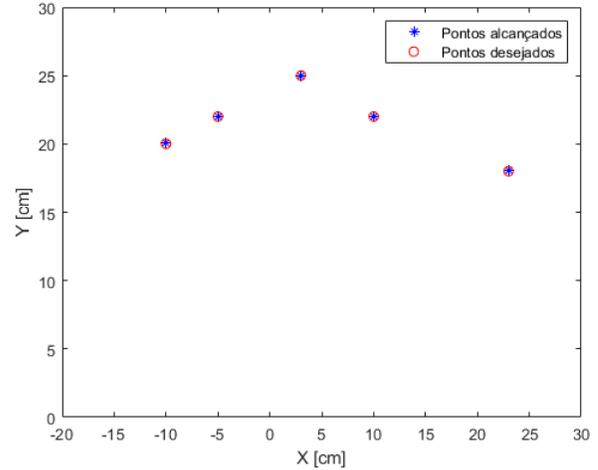


Fig. 4. Resultado do experimento 1.

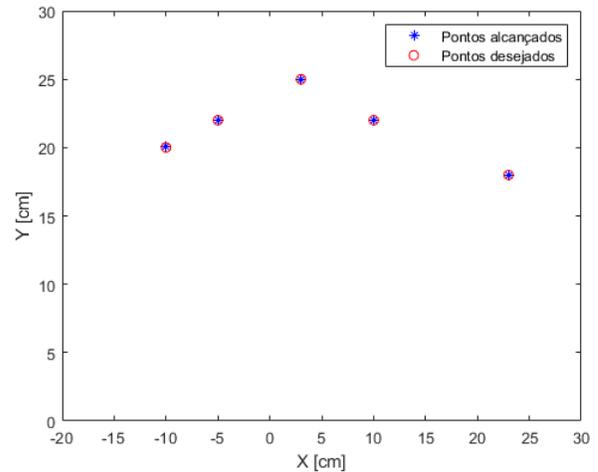


Fig. 5. Resultado do experimento 2.

camadas escondidas (dois ângulos em duas juntas rotativas), como sugerido na literatura o número de domínios da função objetivo pode-se usar o mesmo número de camadas escondidas [8].

A Fig. 6 mostra o treinamento do segundo experimento, o qual foi dado mais detalhes de seu treinamento. O critério de parada em todos os experimentos com RNA foi atingir um erro de saída da ordem de  $10^{-6}$  ou atingir 5000 épocas de treinamento sem atingir o erro entre a resposta da rede e os dados de treinamento.

Já a Fig. 7 mostra a validação cruzada e o ganho do treinamento ( $\mu$ ) para o segundo experimento.

A comparação entre os dois métodos se deu por meio do erro euclidiano, dado pela equação (7), onde *desej* é o valor desejado e *ating* é o valor atingido.

$$erro = \sqrt{(X_{desej} - X_{ating})^2 + (Y_{desej} - Y_{ating})^2} \quad (7)$$

Nesta etapa de comparação, as Tabelas II e III mostram os resultados para os métodos de resolução, RNA e AG utilizados.

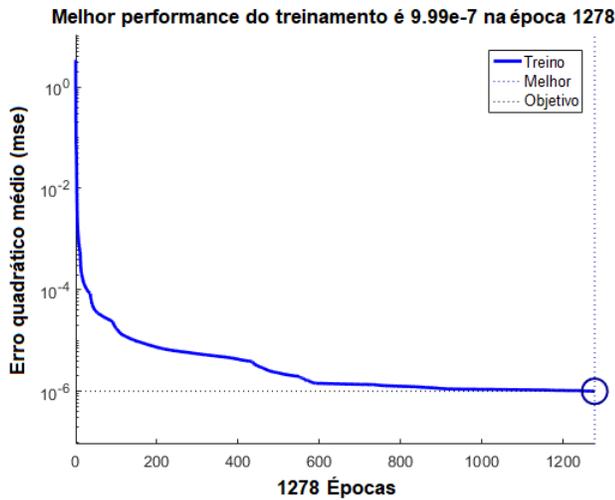


Fig. 6. Validação da performance do segundo experimento.

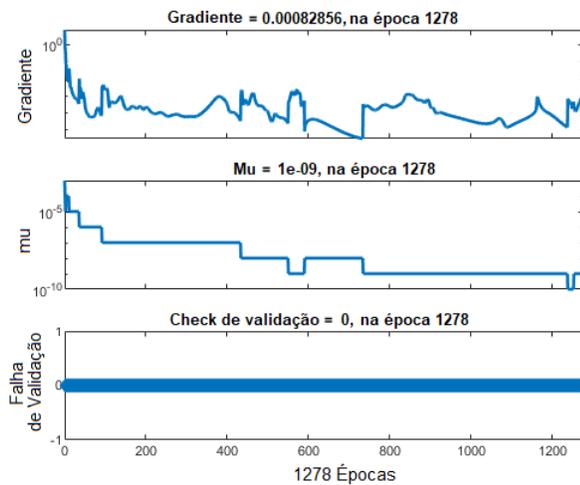


Fig. 7. Validação cruzada e ganho mu do treinamento.

TABELA II  
RESULTADOS DA RNA

P	Desejado[cm]		Obtido [cm]		Erro [cm]
	X	Y	X	Y	
1	-10.00	20.00	-9.98	20.04	0.0020
2	-5.00	22.00	-4.97	22.01	0.0030
3	3.00	25.00	3.00	24.98	0.0004
4	10.00	22.00	9.99	21.99	0.0005
5	23.00	18.00	23.06	17.93	0.0033

TABELA III  
RESULTADOS DO AG

P	Desejado[cm]		Obtido [cm]		Erro [cm]
	X	Y	X	Y	
1	-10.00	20.00	-10.15	20.31	0.34
2	-5.00	22.00	-4.69	21.67	0.45
3	3.00	25.00	3.16	24.63	0.40
4	10.00	22.00	9.92	21.74	0.27
5	23.00	18.00	23.37	18.25	0.45

É possível notar que o método utilizando RNA apresentou melhores resultados. Portanto, ele foi escolhido para ser usado no planejamento da trajetória.

### B. Planejamento de Trajetória do Manipulador

O tempo de trajetória desejado escolhido foi de 5s. As velocidades inicial e final foram escolhidas como sendo zero.

Para o planejamento de trajetória e aplicação do conceito de robótica colaborativa é considerado um manipulador com 3 juntas rotativas ao invés de 2, como no experimento da cinemática inversa. Isso é feito com o intuito de aumentar a complexidade dos experimentos e aproximar mais as simulações de um robô industrial, que comumente possui 6 GDL.

Os ângulos em tempo discreto são mostrados na Tabela IV para polinômio de quinta ordem.

TABELA IV

RESULTADOS POLINOMIAIS DE QUINTA ORDEM

Tempo [s]	$\theta_1 [^\circ]$	$\theta_2 [^\circ]$	$\theta_3 [^\circ]$
0	0.00	0.00	0.00
1	1.60	3.70	2.86
2	8.79	20.29	15.69
3	18.90	43.63	33.75
4	26.09	60.23	46.58
5	27.70	63.93	49.44

Na Fig. 8 são apresentados os gráficos do planejamento de trajetória para o polinômio de quinta ordem. Nela o eixo y representa, no domínio angular, a posição ( $^\circ$ ), velocidade ( $^\circ/s$ ) e aceleração ( $^\circ/s^2$ ) de cada junta. Devido à total capacidade de controle de posição, velocidade e aceleração do polinômio de quinta ordem a curva fornecida é suave, com trajetória contínua e sem descontinuidades.

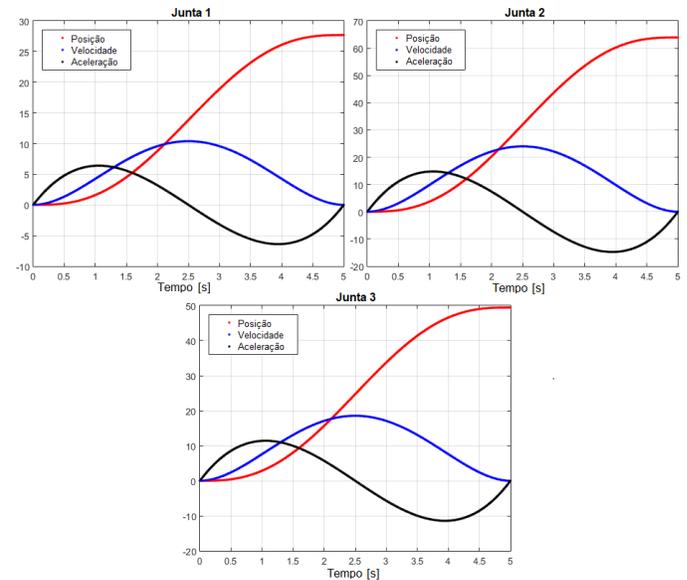


Fig. 8. Planejamento de trajetória de RNA de quinta ordem.

### C. Robótica Colaborativa

Algumas características de robôs colaborativos são o uso de sensores e inteligência artificial, além de monitoramento de estados internos (usado na parada de proteção). Além disso, pode ser observado que a capacidade humana de improvisar alinhada com a precisão e repetibilidade dos robôs é uma tendência na robótica industrial nos dias de hoje, e até mesmo

na medicina [32]. Também é importante mencionar a norma ISO/TS 15066, que tem por objetivo reger essa filosofia de aplicação em robótica [33].

A Fig. 9 mostra resumidamente as quatro características principais da robótica colaborativa, que são parada automática de segurança (Fig. 9a), capacidade de aprendizagem manual (Fig. 9b), ajuste automático de velocidade na presença de humanos (Fig. 9c) e limitação de potência e força frente a situações anormais (Fig. 9d). Em outras palavras, os robôs devem manter uma distância mínima de segurança dos operadores humanos e velocidades mais lentas. Além disso, devem operar com força reduzida em comparação aos robôs industriais tradicionais e devem possuir sensores para evitar colisões e acidentes. Por fim, esses robôs devem ter uma camada de material sintético para absorção de impacto [33].

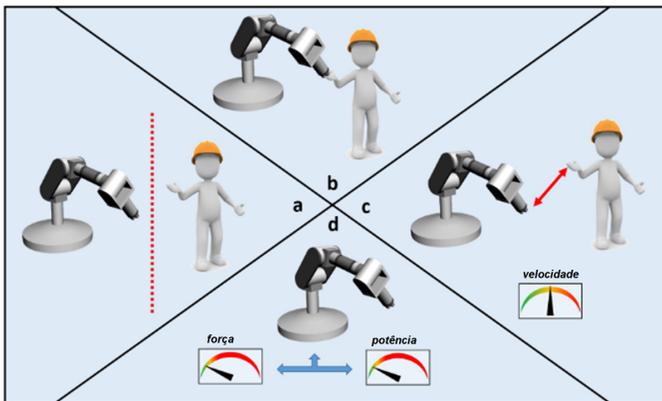


Fig. 9. Robótica colaborativa.

De acordo com as definições de robótica colaborativa, este artigo apresenta um método que satisfaz a demanda de adaptabilidade econômica para diferentes cenários de manufatura, simplificando as ferramentas do robô. É introduzida uma árvore de decisão para interromper a trajetória do robô caso um objeto, especialmente o seu parceiro humano hipoteticamente estivesse na sua trajetória. A Fig. 10 mostra uma árvore de decisão binária que formaliza a tomada de decisão do robô caso seu sensor detecte um obstáculo em sua trajetória.



Fig. 10. Árvore de decisão do manipulador robótico.

A Fig. 11 mostra como seria a trajetória normal do robô sem nenhuma detecção de obstáculo, indo da posição inicial de 30° até a posição desejada de 80°. Porém ressalta um ponto onde posteriormente, para o teste com interrupção, haverá um obstáculo na sua trajetória angular.

A Fig. 12, mostra a continuação da trajetória se a interrupção ocorreu no ponto em destaque da Fig. 11. Neste caso, sem recalculando a parte final da trajetória. Observa-se que o

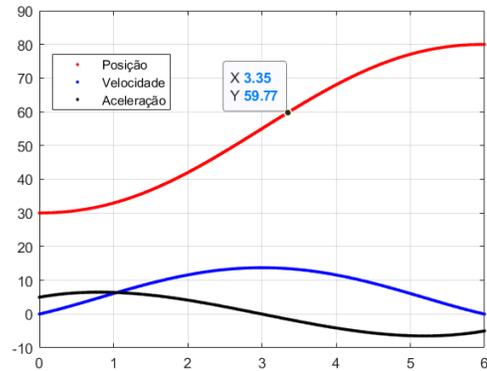


Fig. 11. Planejamento de trajetória da RNA com a detecção de um objeto.

robô não para exatamente em 80° e sim em uma posição mais distante, isso porque os índices do polinômio foram mantidos. A diferença entre o ponto desejado e o ponto alcançado é um erro que certamente afeta a qualidade de qualquer atividade de um robô colaborativo e por isso após uma parada se faz necessário um novo cálculo de planejamento de trajetória para que os índices do polinômio sejam atualizados.

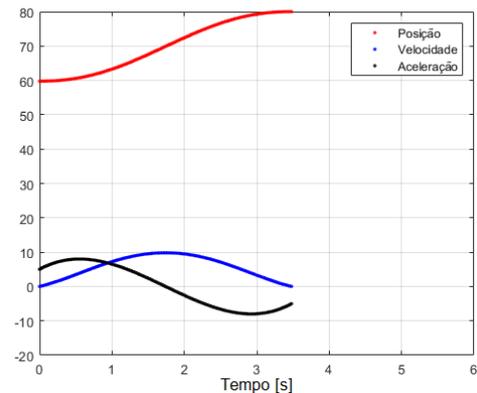


Fig. 12. Planejamento de trajetória da RNA com ângulo superior a 80°.

A Fig. 13, por outro lado, mostra a conclusão da trajetória exatamente na posição inicialmente proposta, porém com aumento da aceleração inicial e da velocidade. Isso também deve ser considerado no projeto de robôs colaborativos.

A diferença do experimento da Fig.12 para o da Fig.13 é que neste último a trajetória é recalculada após a interrupção e por isso alcança exatamente o ponto desejado. Observa-se também que o tempo de trajetória inicial de 6s passou a ser de 3,35s (início da trajetória até o ponto de interrupção, visto na Fig. 11) + 2,67s (continuação da trajetória até o ponto desejado de 80°, visto na Fig. 13) + o tempo de parada.

Ressalta-se que deverão ser realizados aperfeiçoamentos futuros das simulações nas Figs. 11 até 13, devido à percepção de um obstáculo na trajetória do braço manipulador. Isso será necessário porque a velocidade e a aceleração aumentam significativamente comparadas com a cinemática da trajetória sem obstáculos. Em especial a aceleração é um parâmetro

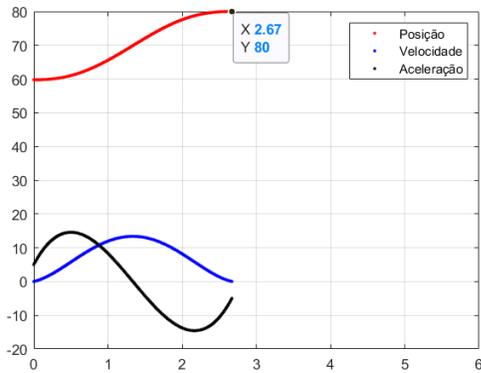


Fig. 13. Planejamento de trajetória da RNA com parada em  $80^\circ$ .

intrínseco do motor atuador do braço. Se caso a mesma aumentar muito pode danificar os motores, os atuadores podem não ter torque suficiente (parâmetro construtivo do manipulador). Posto isso, singularidades quanto ao torque dos atuadores deverão ser levados em consideração para aperfeiçoamento dessa análise de trajetória com um possível obstáculo na trajetória inicialmente calculada.

## V. CONCLUSÕES

É provado através de análise da solução de cinemática inversa que o uso de RNA com topologias Multilayer Perceptron é aplicável em um espaço tridimensional e para mais manipuladores. Pode se tornar interessante a aplicação do estudo apresentado neste trabalho em robôs paralelos e em série.

O planejamento de trajetória com o polinômio de quinta ordem apresentou como resultado curvas suaves desejadas, que podem ser totalmente controladas pelo usuário, favorecendo assim a preservação dos componentes utilizados na composição do manipulador robótico.

Nos testes com robótica colaborativa, as curvas de velocidade e aceleração se mostraram suaves para o caso onde o manipulador não recalcula a parte final da trajetória, porém podendo ocorrer uma pequena diferença entre o ponto alcançado e o ponto desejado. Por outro lado, ao recalcular a parte faltante da trajetória após uma interrupção, as curvas são mais agressivas, mas a posição desejada é alcançada de forma mais rápida e assertiva.

Para futuros trabalhos, almeja-se expandir as investigações acerca da robótica colaborativa, uma vez que robôs deste tipo podem aumentar significativamente a segurança e a precisão de processos. Pretende-se expandir a investigação para a segurança dos colaboradores humanos (já que estes deixam de realizar atividades mais inóspitas ou até mesmo repetitivas). Neste contexto, deve-se ressaltar o manuseio e distribuição de cargas pesadas para atenuar os riscos inerentes a atividades colaborativas com coexistência de seres humanos e robôs neste tipo de aplicações.

## REFERÊNCIAS

- [1] A. Zou, Z. Hou, S. Fu, and M. Tan, "Neural networks for mobile robot navigation: A survey," *Advances in Neural Networks - ISSN 2006*, vol. II, no. 1, p. 1218–1226, 2006.
- [2] V. V. Unhelkar and J. A. Shah, "Challenges in developing a collaborative robotic assistant for automotive assembly lines," *ACM/IEEE Int. Conf. Human-Robot Interact.*, vol. vol. 02-05-Marc, pp. 239–240, 2015.
- [3] J. Krüger, T. K. Lien, and A. Verl, "Cooperation of human and machines in assembly lines," *CIRP Ann. - Manuf. Technol.*, vol. 58, no. 2, pp. 628–646, 2009.
- [4] S. B. Niku, *Introduction to Robotics: Analysis, Control, Applications*, vol. 53. Hoboken, New Jersey, USA: John Wiley & Sons, 2 ed., 2011.
- [5] J. F. Dalmedico, M. Mendonça, L. B. d. Souza, R. V. P. D. Barros, and I. R. Chrun, "Artificial neural networks applied in the solution of the inverse kinematics problem of a 3d manipulator arm," *2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 1–6, 2018.
- [6] G. Bhardwaj, N. Sukavanam, R. Panwar, and R. Balasubramanian, "An unsupervised neural network approach for inverse kinematics solution of manipulator following kalman filter based trajectory," in *2019 IEEE Conference on Information and Communication Technology*, pp. 1–6, 2019.
- [7] E. Farah, "Fuzzy pid based path tracking control of a 5-dof needle-holding robot," *2017 International Conference on Communication, Control, Computing and Electronics Engineering (ICCCCEE)*, pp. 1–5, 2017.
- [8] S. Haykin, *Neural networks and learning machines*. Upper Saddle River: Pearson Prentice Hall, 3 ed., 2009.
- [9] L. Xiao and Y. Zhang, "A new performance index for the repetitive motion of mobile manipulators," *IEEE Trans. Cybern.*, vol. 44, no. 2, pp. 280–292, 2014.
- [10] L. Tian and C. Collins, "An effective robot trajectory planning method using a genetic algorithm," *Mechatronics*, vol. 14, no. 5, pp. 455–470, 2004.
- [11] P. Savsani, R. L. Jhala, and V. J. Savsani, "Optimized trajectory planning of a robotic arm using teaching learning based optimization (tlbo) and artificial bee colony (abc) optimization techniques," *IEEE International Systems Conference (SysCon)*, pp. 381–386, 2013.
- [12] S. Chenatti, G. Previato, G. Lopes, R. Prudencio, G. Leite, T. Oliveira, G. Abreu, W. Pereira, G. Correa, V. Braga, and E. Colombini, "Deep reinforcement learning in robotics logistic task coordination," *Proc. - 15th Lat. Am. Robot. Symp. 6th Brazilian Robot. Symp. 9th Work. Robot. Educ. LARS/SBR/WRE*, pp. 326–332, 2018.
- [13] X. Yu, W. He, C. Xue, B. Li, L. Cheng, and C. Yang, "Adaptive neural admittance control for collision avoidance in human-robot collaborative tasks," in *2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 7574–7579, 2019.
- [14] A. Mandal, D. Sharma, M. Sukhwani, R. Jetley, and S. Sarkar, "Improving safety in collaborative robot tasks," in *2019 IEEE 17th International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*, vol. 1, pp. 470–477, 2019.
- [15] M. Gautam, H. Fagerlund, B. Greicevci, F. Christophe, and J. Havula, "Collaborative robotics in construction: A test case on screwing gypsum boards on ceiling," in *2020 5th International Conference on Green Technology and Sustainable Development (GTSD)*, pp. 88–93, 2020.
- [16] A. M. Zanchettin, M. Marconi, C. Ongini, R. Rossi, and P. Rocco, "A formal control architecture for collaborative robotics applications," in *2020 IEEE International Conference on Human-Machine Systems (ICHMS)*, pp. 1–4, 2020.
- [17] H. Hexmoor, *Essential Principles for Autonomous Robotics: Synthesis Lectures on Artificial Intelligence and Machine Learning*. San Rafael, CA, USA: Morgan & Claypool, 1 ed., 2013.
- [18] J. Hu and R. Xiong, "Contact force estimation for robot manipulator using semiparametric model and disturbance kalman filter," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 65, no. 4, pp. 3365–3375, 2018.
- [19] D. Zhang and B. Wei, *Adaptive Control for Robotic Manipulators*. Oshawa, ON: CRC Press, 1 ed., 2017.
- [20] B. Siciliano and O. Khatib, *Springer Handbook of Robotics*. Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2 ed., 2016.
- [21] R. Gerbers, M. Mücke, F. Dietrich, and K. Dröder, "Simplifying robot tools by taking advantage of sensor integration in human collaboration robots," *Procedia CIRP*, vol. 44, pp. 287–292, 2016.
- [22] J. Y. M. Wang, J. Luo and U. Walter, "Coordinated trajectory planning of dual-arm space robot using constrained particle swarm optimization," *Acta Astronaut.*, vol. 146, pp. 259–272, 2018.

- [23] K. W. J. Huang, P. Hu and M. Zeng, "Adaptive neuro fuzzy inference system control of active suspension system with actuator dynamics," *Mech. Mach. Theory*, vol. 121, pp. 530–544, 2018.
- [24] E. J. S. Pires, "Genetic algorithms: Application to robotics," Master's thesis, University of Porto, Porto, Portugal, 1998.
- [25] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control and Artificial Intelligence*. Cambridge, USA: MIT Press, 1 ed., 1992.
- [26] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Boston, MA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1 ed., 1989.
- [27] W. P. W. Stach, L. Kurgan and M. Reformat, "Genetic learning of fuzzy cognitive maps," *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 153, no. 3, pp. 371–401, 2005.
- [28] O. Kramer, *Genetic Algorithm Essentials*. Cham, Switzerland: Springer, 1 ed., 2017.
- [29] E. Y. Veslin, M. S. Dutra, O. Lengerke, E. A. Carreño, and M. J. M. Tavera, "A hybrid solution for the inverse kinematic on a seven dof robotic manipulator," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 12, no. 2, pp. 2012–2018, 2014.
- [30] I. N. da Silva, D. H. Spatti, R. A. Flauzino, L. H. B. Liboni, and S. F. R. Alvez, *Artificial neural networks: a practical course*. Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 1 ed., 2017.
- [31] H. S. Lopes, L. C. de A. Rodrigues, and M. T. A. Steiner, *Meta-Heurísticas em Pesquisa Operacional*. Curitiba, PR, Brazil: Ominpax Editora, 1 ed., 2013.
- [32] B. Navarro, A. Cherubin, A. Fonte, R. Passama, G. Poisson, and P. Fraisse, "An iso10218-compliant adaptive damping controller for safe physical human-robot interaction," *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 3043–3048, 2016.
- [33] M. J. Rosenrauch and J. Kruger, "Safe human-robot-collaboration - introduction and experiment using iso/ts 15066," *2017 3rd International Conference on Control, Automation and Robotics, ICCAR 2017*, pp. 740–744, 2017.



**Márcio Mendonça** Márcio Mendonça received the B.Sc. in Electronics Engineering from Universidade de Lins (1993), the M.Sc. at Industrial Engineering from Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho (2003) and Ph.D. degree in Electrical Engineering from the Universidade Tecnológica Federal do Paraná (2011) where he is currently a Lecturer. He has experience in Electrical Engineering with emphasis on Automation and Industrial Process, acting on the following subjects: computer vision and intelligent systems to autonomous navigation.



electrical machinery, expert systems, and computer vision.

**Rodrigo Henrique Cunha Palácios** was born in Cornélio Procópio, Brazil, in 1977. He received the B.S. degree in computer engineering from the University Norte do Paraná, Londrina, Brazil, in 2002, the M.Sc. degree in electrical engineering from the Universidade of Londrina, Londrina, Brazil, in 2010. Currently he is pursuing Ph.D. degree in electrical engineering in the University of São Paulo (USP), São Paulo, and is a Professor with the Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Cornélio Procópio, Brazil. His research interests are within the fields of



**Ricardo Breganon** graduated in Production Engineering from Estacio de Sa University and in Mechanical Technology from Universidade Tecnológica Federal do Paraná, M.Sc. degree in Mechanical Engineering and Ph.D. degree in Mechanical Engineering with concentration in Aeronautical from University of São Paulo. At this moment, he is Control and Industrial Processes Professor in IFPR (Instituto Federal do Paraná), Jacarezinho. His research interests include Industrial Automation and Dynamic Systems Control.



**Lucas Botoni de Souza** was born in Lins, Brazil, in 1994. He received the B.S. degree in control and automation engineering from the Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Cornélio Procópio, Brazil, in 2017. He received his M.Sc. degree in mechanical engineering at Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Cornélio Procópio, Brazil, in 2020. His research interests are within the fields of intelligent systems, fuzzy cognitive maps, and robotics.



**Lillyane Rodrigues Cintra Moura** received the B.S. degree in mechanical engineering from the Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Cornélio Procópio, Brazil, in 2017. She is currently pursuing her M.Sc. degree in Mechanical Engineering at at Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Her research interests are within the fields of control systems and robotics.