



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
CENTRO TECNOLÓGICO  
DEPARTAMENTO DE AUTOMAÇÃO E SISTEMAS  
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO

VICTOR ANDRÉ ODEBRECHT

**OTIMIZAÇÃO DE USINAGEM ROBOTICA ATRAVÉS DE ANÁLISES  
ESTATÍSTICAS**

Florianópolis  
2020

VICTOR ANDRÉ ODEBRECHT

**OTIMIZAÇÃO DE USINAGEM ROBÓTICA ATRAVÉS DE ANÁLISES  
ESTATÍSTICAS**

Relatório final da disciplina DAS5511 (Projeto de Fim de Curso) como Trabalho de Conclusão do Curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação da Universidade Federal de Santa Catarina em Florianópolis.

Orientador: Prof. JOÃO CARLOS ESPINDOLA FERREIRA, Dr.

Supervisor: EVER GRISOL DE MELO, M.Sc. Eng.

Florianópolis  
2020

### Ficha de identificação da obra

A ficha de identificação é elaborada pelo próprio autor.

Orientações em:

<http://portalbu.ufsc.br/ficha>

VICTOR ANDRÉ ODEBRECHT

**OTIMIZAÇÃO DE USINAGEM ROBÓTICA ATRAVÉS DE ANÁLISES  
ESTATÍSTICAS**

Esta monografia foi julgada no contexto da disciplina DAS5511 (Projeto de Fim de Curso) e aprovada em sua forma final pelo Curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação

Florianópolis, 14 de Dezembro de 2020.

---

Prof. Hector Bessa Silveira, Dr.  
Coordenador do Curso

**Banca Examinadora:**

---

Prof. João Carlos Espindola Ferreira, Dr.  
Orientador  
UFSC/CTC/EMC

---

Ever Grisol de Melo, M.Sc. Eng.  
Supervisor  
Fraunhofer IPK

---

Prof. Eduardo Camponogara, Dr.  
Avaliador  
UFSC/CTC/DAS

---

Prof. Ricardo José Rabelo, Dr.  
Presidente da Banca

UFSC/CTC/DAS

Este trabalho é dedicado aos meus colegas de classe,  
meus colegas do IPK e aos meus queridos pais.

## **AGRADECIMENTOS**

Meus mais sinceros agradecimentos aos meus pais André Armin Odebrecht e Isabel Cristina Nagel Odebrecht assim como a toda a minha família que me apoiou durante todo esse tempo. Assim como meus amigos e colegas de trabalho que tanto me auxiliaram em cada etapa da minha formação que me levaram até esse momento. Agradeço também a todos os professores pelos seus valorosos ensinamentos passados. Em memória ao meu querido Opa Armin Odebrecht, que com certeza teria muita felicidade em saber da minha jornada na Alemanha.

*“Se, a princípio, a ideia não é absurda, então não há esperança para ela.  
(Albert Einstein)”*

## RESUMO

A constante modernização e alta competitividade da indústria mundial leva a necessidade da otimização e flexibilização da cadeia produtiva, além da redução de custos fabris. A aplicação de robôs industriais em processos de fabricação atendem as demandas da indústria moderna. Principalmente devido seu baixo custo comparado com máquinas-ferramenta convencionais, e seu maior volume de trabalho. Sendo assim, esse trabalho visa analisar o processo de fresamento pela aplicação de robôs industriais, através de técnicas de análise de dados e aprendizado de máquina. O objetivo principal é compreender o erro volumétrico gerado durante movimentação do robô industrial, ou seja, como ele é gerado. Conseqüentemente desenvolver e implementar técnicas para reduzir os erros volumétricos de maneira a garantir a qualidade das peças usinadas.

**Palavras-chave:** Usinagem Robótica. Estatística. Análise de Dados. Aprendizado de Máquina.

## **ABSTRACT**

The constant modernization and high competitiveness of the global industry brings the necessity of optimization and flexibilization of the production chain, besides also a reduction of production costs. The application of industrial robots in manufacturing processes comply with the demands of a modern industry. Mostly due to the lower cost when compared to conventional machinery and its higher workload. Therefore, this work addresses the analysis of milling processes through the application of industrial robots with the use of data analysis and machine learning techniques. The main goal is to comprehend the volumetric error generated during the movement of the industrial robot or how it is generated. Thereafter, develop and implement techniques to reduce the volumetric errors in order to assure the quality of the machined parts.

**Keywords:** Machining using Robots. Statistics. Data Analysis. Machine Learning

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Localização dos Institutos Fraunhofer na Alemanha . . . . .	18
Figura 2 – Estrutura do Fraunhofer IPK . . . . .	19
Figura 3 – Principais Softwares Utilizados para Ciência de Dados, conforme dados de 2015 . . . . .	22
Figura 4 – Uso de Softwares por Padrão . . . . .	22
Figura 5 – Representação das Definições de Tidy Data . . . . .	24
Figura 6 – Distância entre ponto P e a reta R . . . . .	25
Figura 7 – Projeção Ortogonal do Vetor V no Vetor U . . . . .	26
Figura 8 – Exemplo de Regressão Linear para Imóveis em Boston, EUA . . . .	27
Figura 9 – Representação do robô industrial KUKA KR 60 HA . . . . .	29
Figura 10 – Representação do Leica Absolute Tracker AT960 . . . . .	30
Figura 11 – Logo do Spyder . . . . .	31
Figura 12 – Diagrama do Software Desenvolvido . . . . .	32
Figura 13 – Erros Volumétricos para uma determinada trajetória . . . . .	36
Figura 14 – Representação gráfica da configuração inicial do robô industrial . .	39
Figura 15 – Trajetória Desenvolvida pelo Robô Industrial . . . . .	40
Figura 16 – Resultados para AP . . . . .	42
Figura 17 – Resultados para AT na velocidade de 100% . . . . .	43
Figura 18 – Resultados para AT na velocidade de 50% . . . . .	43
Figura 19 – Resultados para AT na velocidade de 10% . . . . .	44
Figura 20 – Comparação Trajetória Robô e Trajetória LEICA para geometria simples	45
Figura 21 – Comparação Trajetória Robô e Trajetória LEICA para geometria complexa . . . . .	45
Figura 22 – Comparação Erros IR x LEICA para geometria simples . . . . .	46
Figura 23 – Comparação Erros IR x LEICA para geometria simples . . . . .	46
Figura 24 – Comparação entre posições do eixo X dos testes em vazio e usando para alumínio . . . . .	47
Figura 25 – Comparação entre posições do eixo Y dos testes em vazio e usando para alumínio . . . . .	48
Figura 26 – Comparação entre posições do eixo Z dos testes em vazio e usando para alumínio . . . . .	48
Figura 27 – Comparação entre os erros dos testes em vazio e usando para alumínio . . . . .	49
Figura 28 – Comparação entre posições do eixo X dos testes em vazio e usando para titânio . . . . .	49
Figura 29 – Comparação entre posições do eixo Y dos testes em vazio e usando para titânio . . . . .	50

Figura 30 – Comparação entre posições do eixo Z dos testes em vazio e usando para titânio . . . . .	50
Figura 31 – Comparação entre os erros dos testes em vazio e usando para titânio	51
Figura 32 – Correlação da Soma das Correntes dos 6 eixos com o Erro Volumétrico	52
Figura 33 – Correlação da Soma das Correntes em Módulo dos 6 eixos com o Erro Volumétrico . . . . .	52
Figura 34 – Correlação da Média das Correntes dos 6 eixos com o Erro Volumétrico	52
Figura 35 – Correlação da Média das Correntes em Módulo dos 6 eixos com o Erro Volumétrico . . . . .	53
Figura 36 – Matriz de Correlações Lineares para as Variáveis coletadas pelo Robô	54
Figura 37 – Resultados para Velocidades Modificadas para Profundidade de 0.5 mm . . . . .	56
Figura 38 – Resultados para Velocidades Modificadas para Profundidade de 1.25 mm . . . . .	56
Figura 39 – Diagrama representativo dos modelos gerados . . . . .	58
Figura 40 – Histograma para os resultados com o Modelo 00 . . . . .	59
Figura 41 – Gráfico de Setores para os resultados com o Modelo 00 . . . . .	59
Figura 42 – Histograma para os resultados com o Modelo 01 . . . . .	60
Figura 43 – Gráfico de Setores para os resultados com o Modelo 01 . . . . .	60
Figura 44 – Histograma para os resultados com o Modelo 02 . . . . .	61
Figura 45 – Gráfico de Setores para os resultados com o Modelo 02 . . . . .	61
Figura 46 – Histograma para os resultados com o Modelo 04 . . . . .	62
Figura 47 – Gráfico de Setores para os resultados com o Modelo 04 . . . . .	62
Figura 48 – Histograma para os resultados do ensaio 1 . . . . .	65
Figura 49 – Gráfico de Setores para os resultados do ensaio 1 . . . . .	65
Figura 50 – Histograma para os resultados do ensaio 2 . . . . .	66
Figura 51 – Gráfico de Setores para os resultados do ensaio 2 . . . . .	66
Figura 52 – Histograma para os resultados do ensaio 3 . . . . .	67
Figura 53 – Gráfico de Setores para os resultados do ensaio 3 . . . . .	67
Figura 54 – Histograma para os resultados do ensaio 4 . . . . .	68
Figura 55 – Gráfico de Setores para os resultados do ensaio 4 . . . . .	68
Figura 56 – Histograma para os resultados do ensaio 5 . . . . .	69
Figura 57 – Gráfico de Setores para os resultados do ensaio 5 . . . . .	69
Figura 58 – Histograma para os resultados do ensaio 6 . . . . .	70
Figura 59 – Gráfico de Setores para os resultados do ensaio 5 . . . . .	70

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Variáveis coletadas pelo Sensor do Robô . . . . .	33
Tabela 2 – Variáveis coletadas pelo Equipamento Externo de Medição . . . . .	34
Tabela 3 – Variáveis coletadas pelo Equipamento Externo de Medição . . . . .	34
Tabela 4 – Variáveis coletadas pelo Equipamento Externo de Medição . . . . .	41
Tabela 5 – Matriz de Confusão para o Modelo desenvolvido . . . . .	63
Tabela 6 – Parâmetros relevantes para Modelo desenvolvido . . . . .	64

## **LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS**

AP	Precisão do Ponto
AT	Precisão da Trajetória
CDIS	Aproximação do Ponto Programado
DIN	Deutsches Institut für Normung
Fraunhofer IPK	Fraunhofer-Institut für Produktionsanlagen und Konstruktionstechnik
RP	Repetibilidade do Ponto
RT	Repetibilidade da Trajetória

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>16</b>
<b>2</b>	<b>DESCRIÇÃO DA EMPRESA</b>	<b>17</b>
2.1	FRAUNHOFER-GESELLSCHAFT	17
2.2	FRAUNHOFER IPK	18
<b>3</b>	<b>ASPECTOS CONCEITUAIS</b>	<b>21</b>
3.1	ANÁLISE DE DADOS	21
<b>3.1.1</b>	<b>Carregamento de Dados</b>	<b>23</b>
<b>3.1.2</b>	<b>Limpeza dos Dados</b>	<b>23</b>
<b>3.1.3</b>	<b>Transformação e Modelagem</b>	<b>23</b>
<b>3.1.4</b>	<b>Interpretação</b>	<b>24</b>
<b>3.1.5</b>	<b>Visualização</b>	<b>24</b>
3.2	CONCEITOS DE GEOMETRIA ANALÍTICA	24
<b>3.2.1</b>	<b>Erro Volumétrico</b>	<b>24</b>
<b>3.2.2</b>	<b>Distância de Ponto a Vetor</b>	<b>25</b>
<b>3.2.3</b>	<b>Projeção de Ponto a Vetor</b>	<b>25</b>
3.3	APRENDIZADO DE MÁQUINA	26
<b>3.3.1</b>	<b>Regressão Linear</b>	<b>27</b>
<b>3.3.2</b>	<b>Classificação</b>	<b>28</b>
<b>4</b>	<b>REQUISITOS GERAIS</b>	<b>29</b>
4.1	ROBÔ INDUSTRIAL KR 60 HA KUKA	29
<b>4.1.1</b>	<b>DIN EN ISO 9288-1998</b>	<b>30</b>
4.2	SISTEMA EXTERNO PARA MEDIÇÃO DE TRAJETÓRIA ABSOLUTA	30
4.3	SOFTWARES UTILIZADOS	31
<b>4.3.1</b>	<b>Spyder</b>	<b>31</b>
<b>4.3.2</b>	<b>Jupyter Notebook</b>	<b>31</b>
<b>5</b>	<b>DESCRIÇÃO DO PROJETO</b>	<b>32</b>
<b>5.0.1</b>	<b>Código de Análise de Dados</b>	<b>32</b>
5.1	CÓDIGOS DE MACHINE LEARNING	37
<b>6</b>	<b>ANÁLISE DOS RESULTADOS</b>	<b>39</b>
6.1	DIN EN ISO 9288-1998	39
6.2	EQUIPAMENTO DE MEDIÇÃO EXTERNA LEICA	44
6.3	AVALIAÇÃO DE ERRO SISTÊMICO	47
6.4	AVALIAÇÃO DA CORRENTE ELÉTRICA NOS MOTORES	51
6.5	RESULTADOS OBTIDOS PELO MÉTODO DE ANÁLISE DE DADOS	53
6.6	AVALIAÇÃO DA VELOCIDADE DA TAXA DE AVANÇO	55
6.7	RESULTADOS COM TÉCNICAS DE MACHINE LEARNING	57
6.8	RESULTADOS TESTE 1	59

6.9	RESULTADOS CONSIDERANDO APENAS O MODELO M04 . . . .	63
7	<b>CONCLUSÃO</b> . . . . .	<b>72</b>
	<b>REFERÊNCIAS</b> . . . . .	<b>73</b>
	<b>ANEXO A – ALGORITMOS DESENVOLVIDOS</b> . . . . .	<b>75</b>

## 1 INTRODUÇÃO

A constante modernização da indústria e de suas técnicas de produção aliadas as tecnologias da indústria 4.0 e principalmente questões competitivas mostram a necessidade de adaptação das fábricas e dos meios de produção ditos “tradicionais” para métodos confiáveis e mais econômicos. Dessa forma, a usinagem utilizando robôs vêm se apresentando como uma solução viável para diversas peças. Tendo em vista o fato de que um robô manipulador é mais barato que um centro de usinagem tradicionalmente utilizado na indústria mundial.

O desafio de aplicar robôs industriais está principalmente em sua baixa rigidez. A precisão é extremamente relevante no contexto industrial e máquinas tradicionais após anos de pesquisa e desenvolvimento se encontram bem consolidadas nesse quesito. Entretanto, o maior problema encontrado em um robô industrial é o fator posicional, tal fator está diretamente relacionado à precisão na usinagem em uma peça, assim o erro gerado pelo movimento do robô industrial se torna extremamente importante para o estudo e para assegurar a viabilidade de um projeto de usinagem utilizando um equipamento robótico. Esse trabalho consiste justamente no estudo do erro volumétrico gerado após a usinagem de uma peça por intermédio de um robô industrial e de formas a reduzir esse erro, ou seja, otimizar o processo de usinagem com robôs industriais por via do estudo e da redução do erro volumétrico.

Este documento está dividido de forma incremental de forma que o leitor compreenda o trabalho desenvolvido da melhor forma possível. No capítulo Descrição da Empresa se encontra uma breve explicação do Instituto de pesquisa onde este trabalho foi desenvolvido, não só a explicação, mas também a filosofia por trás do Instituto que motiva a execução também deste trabalho.

O capítulo de Aspectos Conceituais apresenta os principais métodos científicos utilizados neste trabalho, como por exemplo técnicas de análise de dados, aprendizado de máquina, estatística e conceitos importantes de geometria analítica para esse trabalho.

No capítulo Requisitos Gerais são demonstrados os principais equipamentos utilizados ao longo deste trabalho.

O capítulo Descrição do Projeto apresenta a descrição do desenvolvimento do projeto, as variáveis que foram utilizadas originadas do sensor do robô e do equipamento de medição externa. Uma abordagem dos softwares desenvolvidos está contida neste capítulo.

O capítulo Análise dos Resultados apresenta os resultados e discussões do projeto desenvolvido.

Na Conclusão é apresentado o que foi realizado ao longo deste trabalho e motivação para a continuidade de futuras pesquisas nessa área.

## 2 DESCRIÇÃO DA EMPRESA

Fundado em 1949, no mesmo ano que a fundação da República Federativa da Alemanha, também conhecida à época como Alemanha Ocidental, o instituto Fraunhofer desde sua origem concentrou-se no desenvolvimento científico voltado para a indústria de forma a reconstruir a indústria alemã no pós-guerra. Nomeado em homenagem ao cientista alemão Joseph von Fraunhofer reconhecido por seus estudos no campo da óptica, área em que ele desenvolveu diversos avanços importantes. Porém, o maior motivo para nomear o instituto em homenagem ao cientista Fraunhofer foi o fato de em vida ele ter promovido a aplicação prática dos conhecimentos desenvolvidos, sendo portanto denominado por muito um empreendedor e um visionário. (FRAUNHOFER-GESSELLSCHAFT, s.d.)

A maior diferença conceitual do instituto Fraunhofer para outros institutos de pesquisa é o fato de toda a Fraunhofer-Gesellschaft (sociedade Fraunhofer) realizar o contato direto entre os principais geradores de conhecimento básico, ou seja, pesquisa básica com a cadeia produtiva representada por empresas e indústrias. Essa ponte criada pelos institutos Fraunhofer propicia um rápido desenvolvimento de inovações que prontamente podem ser utilizadas pelas cadeias produtivas acelerando todo o processo de inovação e geração de valor da pesquisa aplicada.

### 2.1 FRAUNHOFER-GESSELLSCHAFT

A sociedade Fraunhofer é a maior organização europeia para pesquisa aplicada. Os esforços de pesquisa são realizados para uma grande gama de aplicações industriais, como por exemplo:

- Indústria de Manufatura;
- Saúde;
- Segurança;
- Comunicação;
- Energia;
- Alimentos e Embalagens;
- Biologia;
- Meio Ambiente;

Como resultado, o trabalho realizado pelos pesquisadores do Fraunhofer possui um impacto significativo na vida das pessoas como um todo.



Figura 2 – Estrutura do Fraunhofer IPK



Fonte – Fraunhofer IPK

Esse instituto é responsável por conduzir pesquisas relacionadas ao espectro da indústria de manufatura, desenvolvimento de produtos, desenvolvimento de processos, manutenção de bens, reciclagem de materiais e a administração, concepção e desenvolvimento de empresas manufatureiras. Outras áreas de pesquisa também incluem área de aplicação fora da indústria convencional como transporte e segurança.

O Fraunhofer IPK está estruturado nas seguintes divisões:

- Gerência e Administração de Corporações;
- Criação Virtual de Produtos;
- Tecnologias de União e Revestimento;
- Tecnologias de Automação;
- Gerência de Qualidade;
- Sistemas de Produção.

A relação de proximidade de colaboração entre todas essas áreas no mesmo instituto fazem com que o Fraunhofer IPK seja capaz de resolver problemas complexos da manufatura industrial de maneira eficiente e inovadora.

A estrutura do instituto conta com escritórios, onde as análises para este trabalho foram realizadas, e um chão de fábrica equipado com diversas máquinas-ferramenta e células robóticas, onde foram realizados os ensaios desse projeto.

O instituto Fraunhofer IPK divide um mesmo prédio com a TU Berlin, a Universidade Técnica de Berlin, representada nesse prédio pelo Institut für Werkzeugmaschinen und Fabrikbetrieb (IWF), que seria um instituto de técnicas de produção e máquinas-ferramenta. Conhecimentos adquiridos nessa parte são utilizados para realizar análises aprofundadas para este trabalho.

### 3 ASPECTOS CONCEITUAIS

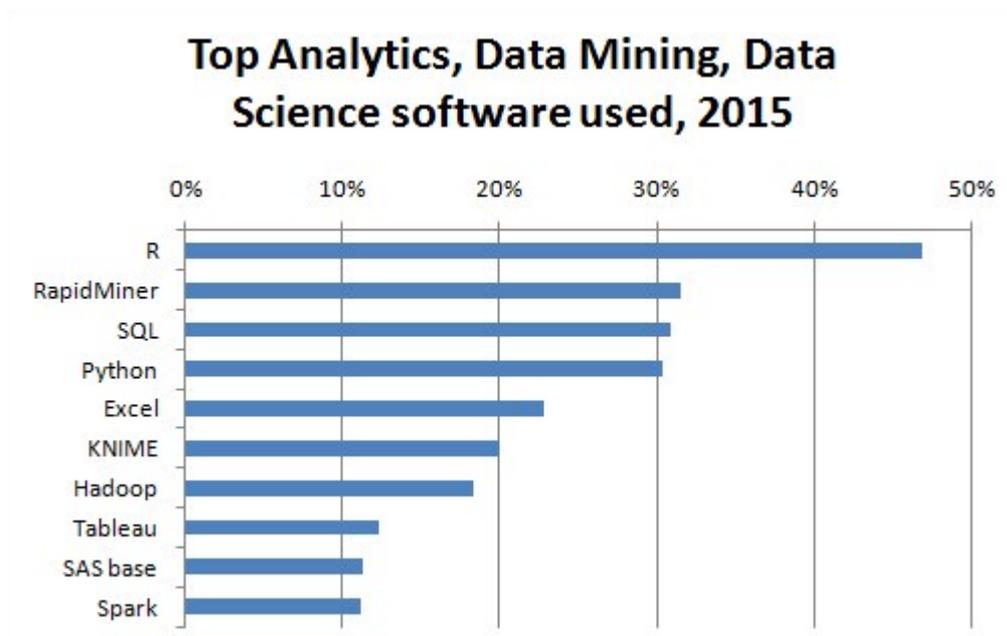
Este capítulo apresenta e elucida técnicas, teorias e modelos utilizados ao longo deste projeto para compreender o estudo realizado e porque diversas técnicas foram escolhidas para facilitar o entendimento e gerar resultados. Além disso, justifica as técnicas escolhidas para realizar o tratamento dos dados e suas respectivas análises. A primeira técnica a ser apresentada é a técnica de análise de dados e todas as suas etapas necessárias para a correta interpretação dos dados colhidos. Posteriormente são apresentados conceitos estatísticos e de aprendizado de máquina.

#### 3.1 ANÁLISE DE DADOS

A análise de dados do inglês data analysis (DURCEVIC, s.d.) é um método de uso crescente em diversas áreas do conhecimento desde o uso científico até o uso mercadológico. O método consiste em um processo subdividido em diversas etapas, sendo elas: carregamento, limpeza, transformação e modelagem, interpretação e visualização. Cada uma das etapas é discutida com maior ênfase ao longo desse capítulo. O método de análise de dados está diretamente associado com a ciência de dados e propõe através do estudo e interpretação de dados entender e compreender de forma precisa os diversos comportamentos que se deseja estudar. Este método utiliza da área matemática estatística para comprovar hipóteses e teorias.

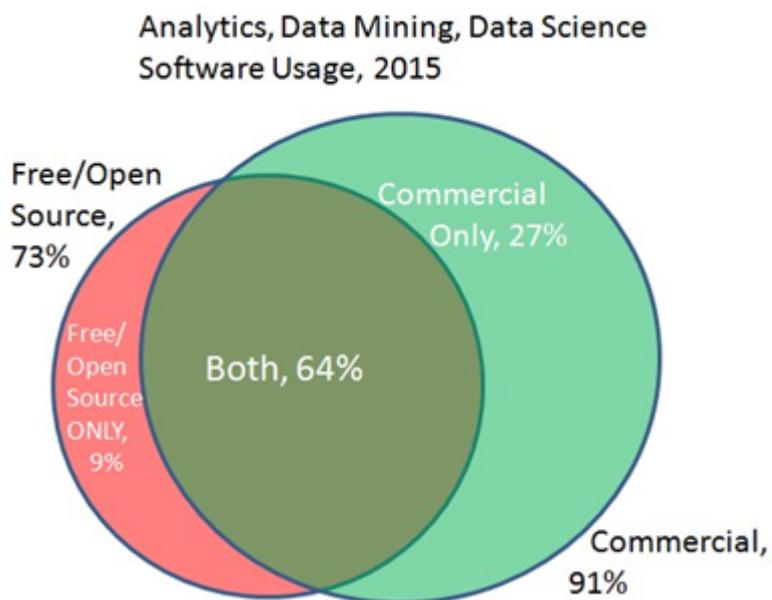
Diversos softwares e linguagens de programação com suas respectivas bibliotecas adequadas podem ser utilizados como ferramentas para a análise de dados, entre os mais comuns se encontram: R, Python, Matlab, Java, SQL, etc. Os principais softwares utilizados para a ciência de dados conforme uso são demonstrados na Figura 3. A Figura 4 apresenta qual tipo de padrão de software é mais utilizado, se o é padrão aberto (open source) ou o padrão proprietário. (KD, s.d.)

Figura 3 – Principais Softwares Utilizados para Ciência de Dados, conforme dados de 2015



Fonte – KDnuggets

Figura 4 – Uso de Softwares por Padrão



Fonte – KDnuggets

Para esse projeto foi escolhido a linguagem de programação Python em sua terceira versão, um padrão aberto. No anexo 1 é possível encontrar uma descrição detalhada da análise de dados realizada nesse projeto. Este método é utilizado nesse trabalho por possibilitar ferramentas e diretrizes para auxiliar no devido tratamento de dados advindos de várias fontes diferentes de arquivos e organizá-los de forma prática e rápida para análises e visualizações de gráficos.

### 3.1.1 Carregamento de Dados

O carregamento ou importação de dados é a fase que consiste tanto na aquisição dos dados necessários para a análise como sua devida importação para o software escolhido. A parte inicial de qualquer análise de dados está em definir quais arquivos serão importantes e necessários para conseguir o maior número de informações relevantes e únicas. Para essa etapa é importante ter claro quais pontos e informações desejam ser estudadas e dessa forma procurar quais pontos são importantes para a análise. O passo seguinte é a correta importação dos arquivos prestando atenção a terminação dos arquivos, caso sejam arquivos em formatos comumente encontrados como formatos de texto, separados por vírgula ou em formatos menos comuns onde um tratamento adequado para o devido carregamento se faz necessário.

### 3.1.2 Limpeza dos Dados

Provavelmente esta é a fase que exige o maior cuidado e demanda a maior parte do tempo num processo de análise de dados. Esta é uma fase fundamental que exige cuidado, pois os dados devem estar legíveis e organizados para que as análises sejam feitas de forma correta. As principais características dessa etapa são tratar adequadamente dados incompletos, bem como espaços em branco, caracteres estranhos e retirar dados duplicados.

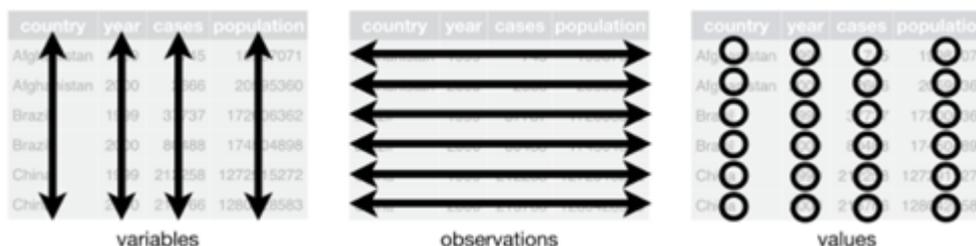
### 3.1.3 Transformação e Modelagem

Esta etapa é importante para transformar dados brutos e adicionar variáveis que derivam de outras previamente adquiridas. Dessa forma pode ser importante retornar para a primeira etapa quando constatado que certas variáveis necessárias para a análise não estejam incluídas. Outro método comumente utilizado e recomendado para essa etapa é o tidy data (GROLEMUND, s.d.) que possui três regras para armazenar de forma organizada os dados em uma tabela, conforme descrito abaixo e apresentado na Figura 5.

- Cada variável deve ter a sua própria coluna;
- Cada observação deve possuir a sua própria linha;

- Cada valor deve ter sua própria célula.

Figura 5 – Representação das Definições de Tidy Data



Fonte – Garrett Grolemund

### 3.1.4 Interpretação

Após as etapas anteriores os dados estão prontos para serem analisados e interpretados. Normalmente se faz necessário alterar alguns dados e caso ainda faltem dados para análises mais profundas é recomendável voltar a etapa de coleta para complementar a análise.

### 3.1.5 Visualização

Possivelmente a etapa mais importante junto com a análise, pois neste momento os resultados adquiridos com as análises são apresentados seja por forma textual ou seja por forma gráfica.

Neste trabalho os dados são apresentados de ambas as formas e através principalmente de histogramas e gráficos de setores.

## 3.2 CONCEITOS DE GEOMETRIA ANALÍTICA

Aplicou-se conceitos de Geometria Analítica na execução e resolução na execução e resolução do tratamento de dados. Dessa forma, uma breve contextualização de alguns pontos fundamentais se mostra necessário para maior compreensão do trabalho realizado e as funções aplicadas ao algoritmo desenvolvido. (DANIEL; RAFAEL; SINUÊ, 2014)

### 3.2.1 Erro Volumétrico

O erro volumétrico é considerado a menor distância entre o ponto executado pelo robô industrial e o vetor programado, cujo qual a trajetória do robô industrial

deveria estar seguindo. Quanto menor esta diferença, melhor será a precisão da trajetória programada. Esta é provavelmente a variável mais relevante para os estudos e análises desse trabalho.

Dessa forma, o erro volumétrico é basicamente a distância entre um ponto e um vetor de movimento, que é elucidado no item a seguir.

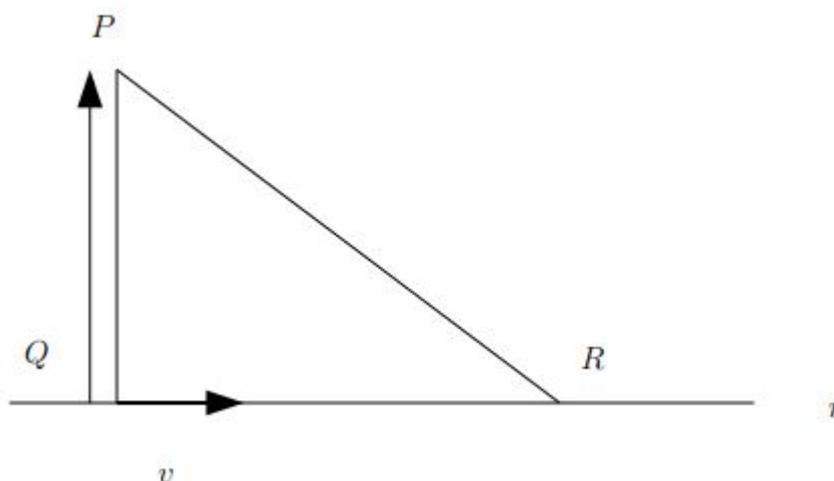
### 3.2.2 Distância de Ponto a Vetor

Dado um ponto  $P$  e uma reta  $R$ , a distância do ponto  $P$  à reta  $R$  é o menor comprimento dos segmentos  $PQ$  onde  $Q$  é um ponto da reta, assim como sendo  $v$  o vetor diretor de  $R$  (PUC-RIO, s.d.). A fórmula para a distância entre um ponto e uma reta é dada abaixo:

$$d = \frac{\|\overline{PQ} \times v\|}{\|v\|}. \quad (1)$$

Um exemplo ilustrativo desta distância é apresentado na Figura 6.

Figura 6 – Distância entre ponto  $P$  e a reta  $R$



Fonte – PUC-RIO

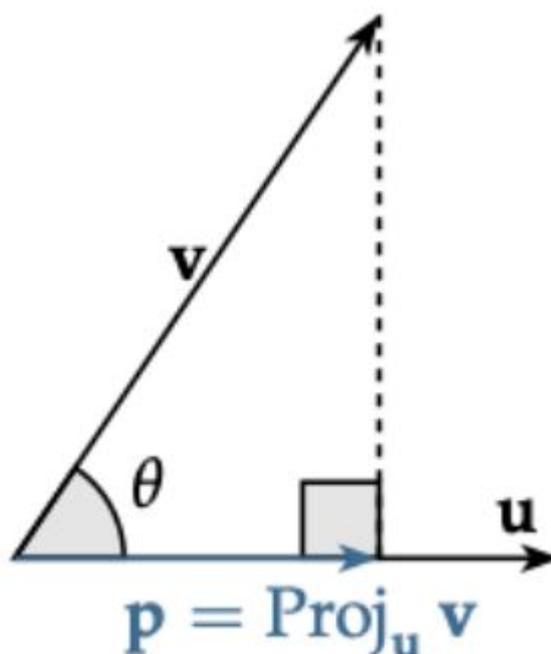
### 3.2.3 Projeção de Ponto a Vetor

De forma a caracterizar o erro individualmente para cada eixo, se realiza a projeção ortogonal do ponto tridimensional para o eixo que se deseja analisar. Dados  $u$  e  $v$ , dois vetores não nulos, então a projeção do vetor  $v$  em  $u$  é dado por:

$$Proj_u v = \frac{v \cdot u}{\|u\|^2} u. \quad (2)$$

A Figura 7 ilustra a projeção de um vetor  $v$  em outro vetor  $u$ .

Figura 7 – Projeção Ortogonal do Vetor V no Vetor U



Fonte – USP

### 3.3 APRENDIZADO DE MÁQUINA

O aprendizado de máquina, também conhecido do inglês Machine Learning é uma técnica amplamente utilizada que consiste na criação de algoritmos capazes de criar um aprendizado para uma máquina. Com esses tipos de algoritmo um computador pode aprender através de variáveis de treino e associações dos mais variados dados a prever certos resultados. (TREVOR; ROBERT; JEROME, 2009)

Para termos de simplificação o aprendizado pode ser realizado por dois métodos:

- **Aprendizagem Supervisionada:** Nesse caso as variáveis já possuem uma resposta pré-definida, ou seja, sabe-se o resultado final para cada variável;
- **Aprendizagem Não-Supervisionada:** As variáveis não possuem uma resposta definida anteriormente.

Devido ao método de análise de dados descrito anteriormente todas as variáveis possuem um erro calculado de forma computacional, dessa forma, todas as variáveis utilizadas já possuem o seu resultado esperado para cada conjunto de variáveis.

Por este motivo, apenas técnicas de aprendizado de máquina supervisionada foram utilizadas neste trabalho, as principais descritas abaixo.



### 3.3.2 Classificação

A classificação é um processo que consiste em classificar variáveis dependendo das suas características. Este processo consiste em tomar diversas variáveis e transformá-las em um resultado discreto. Esta é uma grande diferença para o método de regressão linear, onde o resultado é quantitativo.

Exemplos comuns para esse caso são a classificação de e-mails como sendo spam ou não, identificação de câncer, fraudes em cartões de crédito, etc.

## 4 REQUISITOS GERAIS

O objetivo deste capítulo é apresentar os equipamentos e materiais utilizados no desenvolvimento dos ensaios, como o modelo do robô industrial utilizado, o equipamento externo para medição e os softwares utilizados.

### 4.1 ROBÔ INDUSTRIAL KR 60 HA KUKA

Conforme a meta deste trabalho, que é demonstrar a viabilidade da usinagem robótica, foi escolhido um robô industrial, presente em diversas indústrias e acessível comercialmente. O equipamento robótico utilizado ao longo de todos os ensaios e testes realizados neste trabalho foi o robô industrial KUKA KR 60 HA (KUKA, s.d.), representado na Figura 9.

Figura 9 – Representação do robô industrial KUKA KR 60 HA



Fonte – KUKA Robotics

O equipamento apresenta uma carga nominal de 60 quilogramas, além de uma repetibilidade da posição de 0,06 milímetros. Fato, que é consideravelmente importante para a definição dos erros volumétricos.

#### 4.1.1 DIN EN ISO 9288-1998

Neste trabalho a norma DIN EN ISO 9288-1998 da Deutsches Institut für Normung (DIN) é consultada. Esta norma prevê métodos para assegurar a performance e testes para robôs manipuladores em um nível industrial. (BEUTH, s.d.)

## 4.2 SISTEMA EXTERNO PARA MEDIÇÃO DE TRAJETÓRIA ABSOLUTA

Durante diversos ensaios, um equipamento externo aos sensores do robô, foi usado de forma a contribuir para a validação das posições realizadas. Este equipamento é necessário para assegurar os dados deste trabalho em relação a sua confiabilidade e assegurar diversas das conclusões descritas ao longo deste projeto.

Foi utilizado um sistema de medição de trajetória da empresa alemã Leica, sendo o equipamento o Leica Absolute Tracker AT960 (HEXAGON, s.d.), apresentado na Figura 10.

Figura 10 – Representação do Leica Absolute Tracker AT960



Fonte – Hexagon

### 4.3 SOFTWARES UTILIZADOS

Os softwares utilizados para a programação dos algoritmos que embasam esse trabalho são da linguagem de programação Python em sua versão 3.4. O ambiente utilizado foi o Anaconda Navigator através do Spyder e do Jupyter Notebook, ambos apresentados abaixo.

#### 4.3.1 Spyder

O Spyder (SPYDER, s.d.) é um ambiente de programação para a linguagem Python desenvolvido por cientistas para seu uso em diversas áreas, incluindo a engenharia. Essa plataforma foi escolhida devido a facilidade e grande uso de bibliotecas científicas. A logo do software é apresentada na Figura 11.

Figura 11 – Logo do Spyder



Fonte – Spyder

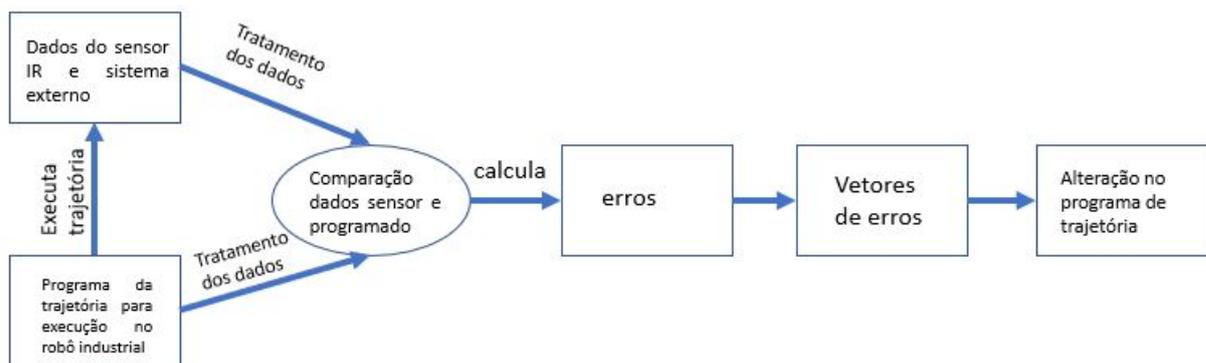
#### 4.3.2 Jupyter Notebook

O Jupyter Notebook é um projeto aberto de programação web (JUPYTER, s.d.), utilizado para diversas linguagens de programação incluindo Python. Esse software é extremamente útil e amplamente usado para análises de dados. Estes são os motivos que levaram a sua escolha no uso desse projeto.

## 5 DESCRIÇÃO DO PROJETO

O objetivo principal deste projeto é analisar e estudar o erro volumétrico gerado pelo robô industrial durante um processo de usinagem e propor e testar melhorias para a correção ou mitigação desses possíveis erros. Este projeto está composto de dois algoritmos para análise de dados e correção de erros. O primeiro realiza o cálculo do erro volumétrico através dos dados recebidos pelo sensor do robô. O segundo software altera o código inicial do robô industrial de forma a mitigar erros nos vetores que apresentam maiores incidências de erros volumétricos. O diagrama desse software é apresentado na Figura 12. Um exemplo de aplicação do código está apresentado no Anexo A.

Figura 12 – Diagrama do Software Desenvolvido



Fonte – Acervo do Autor

### 5.0.1 Código de Análise de Dados

O software segue os passos e regras apresentados no capítulo 3 para o método de análise de dados. As principais entradas para o algoritmo são os dados coletados pelo sensor do robô industrial, tais dados incluem as variáveis apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1 – Variáveis coletadas pelo Sensor do Robô

Variável Coletada	Descrição da Variável
TIME	Tempo após o início da coleta
POSX	Posição do manipulador do robô na direção X
POSY	Posição do manipulador do robô na direção Y
POSZ	Posição do manipulador do robô na direção Z
ORIA	Orientação do robô em relação ao eixo Z
ORIB	Orientação do robô em relação ao eixo Y
ORIC	Orientação do robô em relação ao eixo X
ORIS	Orientação de status
ORIA	Orientação de turn
CURA1	Corrente do eixo do motor 1
CURA2	Corrente do eixo do motor 2
CURA3	Corrente do eixo do motor 3
CURA4	Corrente do eixo do motor 4
CURA5	Corrente do eixo do motor 5
CURA6	Corrente do eixo do motor 6
CURE1	Corrente do motor externo 1
CURE2	Corrente do motor externo 2
TQA1	Torque do eixo 1
TQA2	Torque do eixo 2
TQA3	Torque do eixo 3
TQA4	Torque do eixo 4
TQA5	Torque do eixo 5
TQA6	Torque do eixo 6
TQE1	Torque do eixo externo 1
TQE2	Torque do eixo externo 2
AXA1	Ângulo do eixo 1
AXA2	Ângulo do eixo 2
AXA3	Ângulo do eixo 3
AXA4	Ângulo do eixo 4
AXA5	Ângulo do eixo 5
AXA6	Ângulo do eixo 6
AXAE1	Ângulo do eixo externo 1
AXAE2	Ângulo do eixo externo 2

Fonte – Autor.

Os dados advindos do sensor do robô industrial são importados através de um arquivo em formato de texto (.txt) gerado após cada ensaio concluído pelo robô industrial. De forma a comprovar a veracidade dos dados posicionais do robô industrial em vários casos é necessário importar também dados de um aparelho externo de medição, dados estes que são importados também de um arquivo em formato de texto. As variáveis importadas do equipamento externo estão descritas na Tabela 2.

Tabela 2 – Variáveis coletadas pelo Equipamento Externo de Medição

Variável Coletada	Descrição da Variável
POSX	Posição medida no eixo X
POSY	Posição medida no eixo Y
POSZ	Posição medida no eixo Z

Fonte – Autor.

Para que a comparação seja devidamente realizada entre os dados do sensor do robô industrial se faz necessário identificar onde o este se encontra efetivamente em sua trajetória previamente programada. Dessa forma, um terceiro arquivo, referente as linhas programadas para a trajetória do robô industrial, deve ser importado. Tal arquivo se encontra no formato .src, que exige passos extras aos demais arquivos para ser devidamente importado. Este é um formato de arquivo para leitura do robô industrial, por isso o formato não usual. Para esse caso o arquivo .src é importado como um texto de caracteres e as variáveis desejadas são encontradas com o uso de expressões regulares. A tabela 3 apresenta as variáveis importadas pelo arquivo do programa do robô industrial.

Tabela 3 – Variáveis coletadas pelo Equipamento Externo de Medição

Variável Coletada	Descrição da Variável
CDIS	Valor programado para CDIS
VEL	Velocidade programada
PosX	Coordenada do eixo X programada
PosY	Coordenada do eixo Y programada
PosZ	Coordenada do eixo Z programada
OriA	Orientação do eixo Z programada
OriB	Orientação do eixo Y programada
OriC	Orientação do eixo X programada

Fonte – Autor.

Inicialmente utilizou-se os três arquivos fontes com os dados dos sensores do robô industrial, dados do sistema externo e dados advindos do arquivo de trajetória programada. Após a validação dos dados posicionais do robô industrial e do sistema externo, estes não são mais necessários para importação. Todos os dados são tratados seguindo as normas de limpeza de dados e organizados em uma tabela de forma a estarem claros e objetivos.

O ponto mais importante após as etapas anteriores é calcular novas variáveis, sendo a mais importante o cálculo do erro volumétrico. Funções são escritas e definidas no software para calcular o erro volumétrico que é definido como a distância entre o ponto programado e o ponto executado pelo robô industrial. Devido ao fato de o programa do robô industrial possuir apenas as coordenadas para sua trajetória, ou seja, os vértices das trajetórias e como esse arquivo possui um número inferior de linhas que o número de pontos coletados pelo sensor do robô industrial se faz necessário definir um vetor entre dois pontos dos dados programados.

O vetor no espaço é definido como:

$$V = B - A. \quad (3)$$

Onde A e B são os pontos referentes respectivamente ao ponto onde o robô industrial inicia uma determinada trajetória e o ponto onde o robô industrial encerra essa trajetória. Assim, o erro acaba sendo calculado como a distância entre o ponto obtido pelos dados do sensor do robô industrial e o vetor trajetória entre os pontos. Nessa etapa é utilizado os conceitos de distância entre um ponto e um vetor no espaço da geometria analítica.

Importante ressaltar que o robô industrial durante o seu processo salva apenas as posições medidas e demais variáveis no momento em que executa elas, dessa forma ele acaba não sinalizando a troca entre os vetores programados. Essa troca tem que ser definida no próprio software que através de uma função procura o ponto mais próximo salvo pelo robô industrial com o ponto previamente definido em seu programa de execução. Devido ao fato de os pontos não serem exatamente iguais entre si, ou seja, o ponto definido no código programado pode não necessariamente existir entre os pontos coletados pelo sensor do robô industrial. Conseqüentemente se faz necessário utilizar uma estratégia de aproximação para encontrar o ponto desejado e conhecer os pontos de troca entre os vetores de forma a calcular corretamente os erros volumétricos.

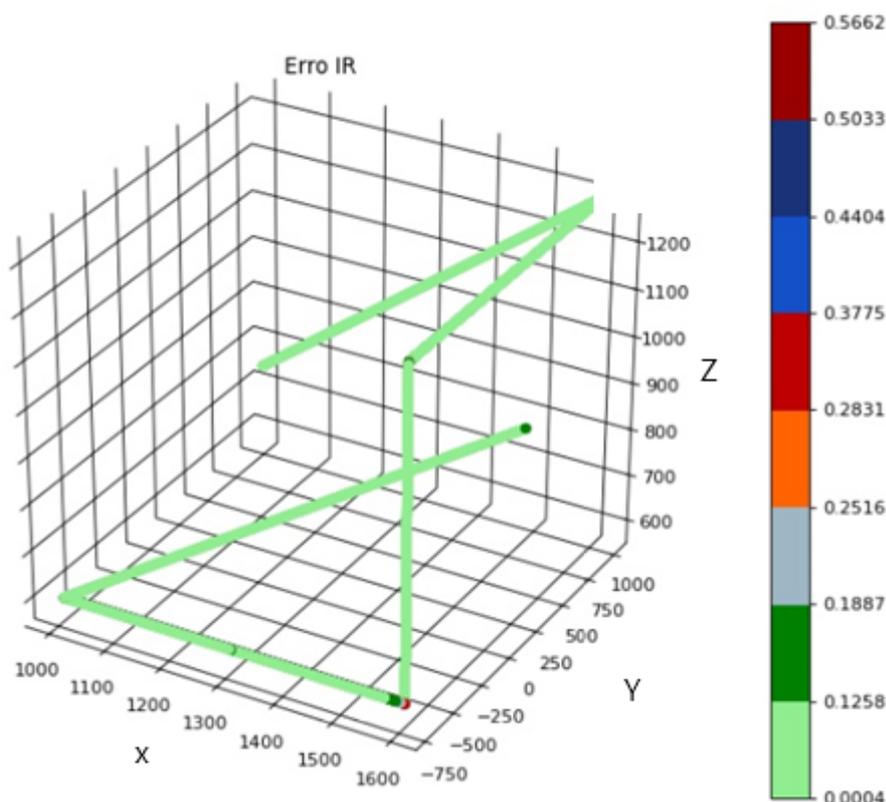
Diversas técnicas foram testadas e decidiu-se utilizar uma técnica que mescla uma lista com todos os pontos de troca encontrados com o cálculo de distância entre pontos no espaço e uma seleção desses pontos nos dados coletados pelo robô industrial. Os denominados pontos de troca são calculados entre todos os pontos salvos pelo robô industrial e os pontos programados. Após encontrados esses pontos eles

são salvos em uma lista em Python e utilizados posteriormente para selecionar partes dos dados coletados pelo robô. Esses trechos de dados estão diretamente associados a um vetor trajetória e todos os demais pontos tem sua distância calculada com esse vetor no espaço gerando assim o erro volumétrico que é utilizado para definir quão correto o ponto está do ponto programado, ou seja, do vetor programado.

Outras variáveis também são calculadas nesse instante, como a velocidade entre um ponto e outro do robô industrial e as projeções ortogonais entre o ponto e o vetor para encontrar quais deveriam ser as coordenadas para os eixos X, Y e Z. Essa informação permite calcular os erros nessas direções e obter qual a direção que possui o maior erro.

Com o erro volumétrico calculado são gerados gráficos para a melhor interpretação dos resultados. Um desses gráficos é ilustrado na figura 13, que representa de forma visual faixas de erros em milímetros para um determinado programa, sendo que cada cor representa uma faixa diferente de erros.

Figura 13 – Erros Volumétricos para uma determinada trajetória



Fonte – Acervo do Autor

Os erros são definidos como valores entre 0.05 mm e 0.6 mm, definidos que valores menores que 0.05 mm estão enquadrados dentro de uma tolerância considerada

razoável, inclusive tolerância admitida por máquinas tradicionais de usinagem. Um valor de erro acima de 0.6 mm está em uma área do ensaio onde o robô está realizando movimentações posicionais que não incluem áreas onde o robô esteja usinando. A estratégia escolhida para mitigar os erros é reduzir a velocidade de avanço do robô para um valor de 80% da velocidade anterior. Considerando que reduzir a velocidade auxilia na precisão dos movimentos efetuados do robô e que uma redução de 20% da velocidade não afeta drasticamente o desempenho do robô industrial.

A próxima etapa é alterar o programa inicial do robô industrial com velocidades alteradas de forma a corrigir trajetórias que possuem maiores erros. Calculados os erros volumétricos para cada ponto coletado do robô industrial são então definidos os vetores que possuem mais erros. Isso é feito de forma a evitar que seja realizada uma correção de velocidade em vetores que possuem apenas um ponto de erro já que isso comprometeria de forma maior o desempenho do robô industrial no processo de usinagem.

Dessa forma é gerado um novo programa .src ao final da execução do software, que contém as velocidades alteradas.

As principais saídas desse programa são os dados salvos em formato separado por vírgula (.csv) do robô industrial, do aparelho externo de medição, também em formato separado por vírgulas (.csv) e do código original do robô. A última saída principal é justamente o código com as velocidades alteradas para o robô industrial, que será posteriormente utilizado pelo robô industrial para realizar a mesma trajetória de forma a corrigir erros previamente detectados. Este software considera os trajetos onde a incidência de erros é maior alterando a velocidade para 80% da velocidade previamente estipulada, retornando em seguida para a velocidade inicial, caso o próximo vetor não apresente grande concentração de erros. Saídas adicionais são gráficos do robô com seus diferentes resultados e interpretações.

## 5.1 CÓDIGOS DE MACHINE LEARNING

O objetivo de utilizar técnicas de aprendizado de máquina para este trabalho está em prever possíveis erros da trajetória do robô industrial antes de realizar um ensaio preliminar, de forma a economizar tempo de produção e recursos. A aplicação dessas técnicas também leva em consideração uma análise exploratória para verificar a viabilidade de técnicas dessa natureza em um problema de usinagem robótica. Dessa forma, o principal objetivo é classificar se os pontos realizados pela movimentação do robô industrial gerou um erro acima da tolerância antes de um teste prático.

Os modelos de Aprendizado de Máquina criados foram gerados em arquivos separados. Foram desenvolvidos softwares específicos para a criação dos modelos. Esses códigos foram gerados através de informações das bibliotecas de scikit-learn com o uso de Support Vector Machines (SVMs). (ASIRI, s.d.) (SCIKIT-LEARN, s.d.)

O treinamento para cada modelo foi realizado considerando 80% dos dados como sendo para treino do modelo e 20% para o teste final de cada modelo. Os modelos foram salvos para serem utilizados posteriormente em outro código que altera as velocidades dos pontos do programa (.src) original e altera para um novo arquivo. Esta estratégia é realizada considerando os modelos de classificação das SVMs.

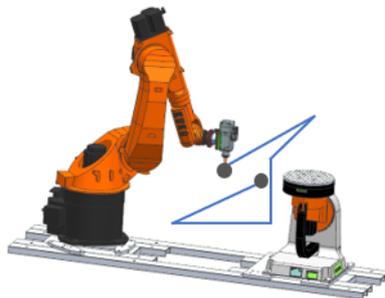
## 6 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos durante os ensaios.

### 6.1 DIN EN ISO 9288-1998

O resultado mais importante é validar se o software construído é válido e mais importante se é confiável e traduz resultados de forma mais precisa possível. Portanto, é utilizada a norma alemã DIN EN ISO 9288-1998 (BEUTH, s.d.), equivalente a ISO 9283 para comprovar os resultados obtidos em relação a precisão dos dados coletados pelo robô industrial e o correto seguimento de trajetória. Essa norma é utilizada para inicializar corretamente um braço mecânico. A Figura 14 apresenta a trajetória realizada pelo robô industrial para o teste segundo a DIN EN ISO 9288-1998 (BEUTH, s.d.).

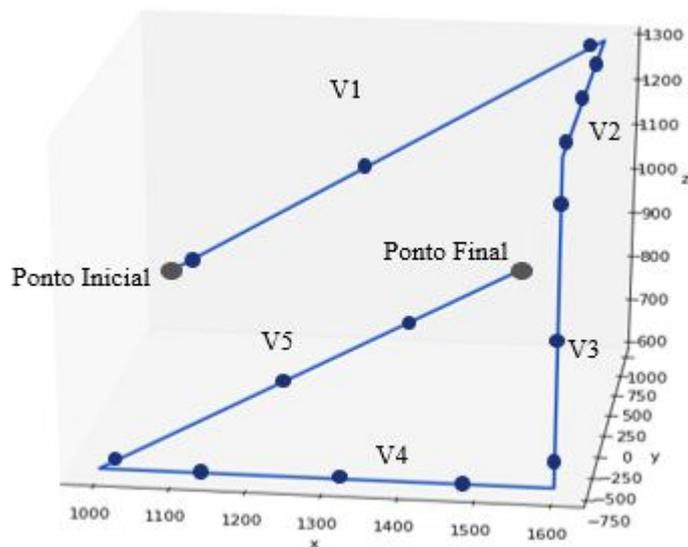
Figura 14 – Representação gráfica da configuração inicial do robô industrial



Fonte – Acervo do Autor

O objetivo inicial é realizar uma trajetória que envolva movimentos do robô industrial em todos os seus eixos para averiguar o correto seguimento da trajetória dada. Em cada vetor realizado pelo braço mecânico ocorre a coleta de três pontos aleatórios que são avaliados com relação a sua precisão, ou seja, a distância entre o ponto coletado e o vetor onde ele deveria estar. A Figura 15 mostra a trajetória que o robô industrial deverá seguir.

Figura 15 – Trajetória Desenvolvida pelo Robô Industrial



Fonte – Acervo do Autor

Os vetores são representados pelas siglas V1, V2, V3, V4 e V5. Para cada um são avaliados três pontos, totalizando para cada ensaio 15 pontos analisados. A norma prevê que sejam realizados ensaios considerando três diferentes taxas de avanço, 100%, 50% e 10% da velocidade do robô industrial, neste caso uma velocidade de 4 m/min foi considerada como a velocidade de 100%, para o processo de aplicação selecionado. Para efeitos de comparação os testes também foram realizados utilizando o equipamento externo de medição LEICA. Na tabela 4 são apresentados os diversos pontos bases que são coletados os pontos mais próximos deles nos ensaios rodados.

Tabela 4 – Variáveis coletadas pelo Equipamento Externo de Medição

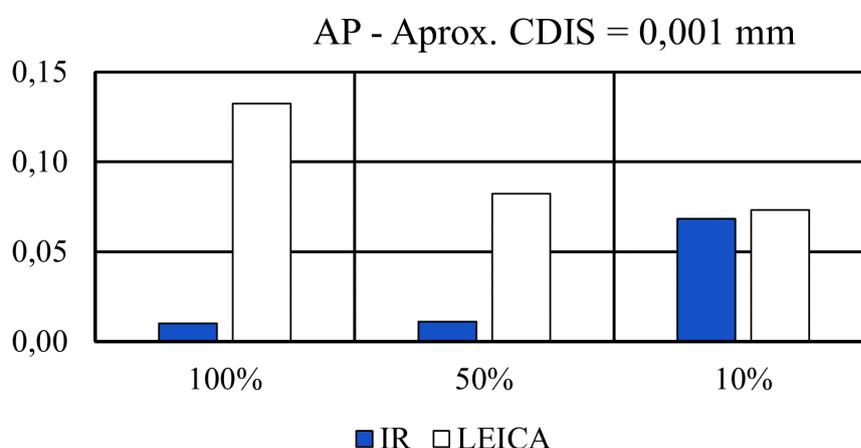
Vetor	Número do Ponto	Eixo X	Eixo Y	Eixo Z
V1	1	1005,18	1000,00	754,75
	2	1204,46	1000,00	937,39
	3	1499,35	1000,00	1207,67
V2	4	1600,00	744,48	1300,00
	5	1600,00	344,47	1300,00
	6	1600,00	-455,56	1300,00
V3	7	1600,00	-700,00	1153,14
	8	1600,00	-700,00	753,12
	9	1600,00	-700,00	648,32
V3	10	1481,10	-700,00	600,00
	11	1361,10	-700,00	600,00
	12	1182,69	-700,00	600,00
V3	13	1008,97	-671,36	603,60
	14	1245,88	86,84	698,32
	15	1482,82	845,09	793,09

Fonte – Autor.

São avaliados para cada ponto a *Positionsgenauigkeit* (Precisão do Ponto (AP)), a *Positions-Wiederholgenauigkeit* (Repetibilidade do Ponto (RP)), a *Bahngenauigkeit* (Precisão da Trajetória (AT)) e a *Bahn-Wiederholgenauigkeit* (Repetibilidade da Trajetória (RT)).

Os resultados para a precisão do ponto são demonstrados, tanto para os dados advindos do sensor do robô (IR) quanto para o equipamento externo de medição (LEICA) e tendo em base a Aproximação do Ponto Programado (CDIS), na Figura 16, contendo os valores da diferença entre o ponto coletado em milímetros para diferentes percentuais da velocidade utilizada.

Figura 16 – Resultados para AP



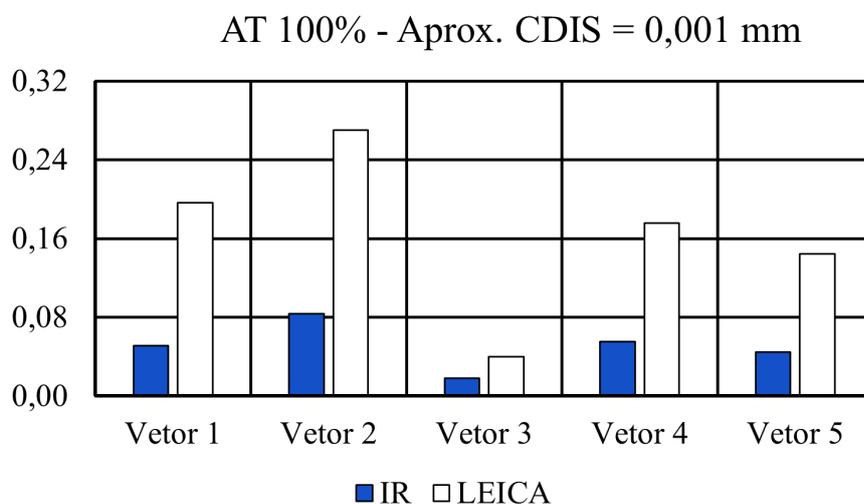
Fonte – Acervo do Autor

Na Figura 16 é possível visualizar uma diferença entre os dados recolhidos do sensor do robô de 50% para 10% da velocidade, esse fato ocorre devido ao método como são colhidos os pontos. Para a velocidade de 10% o número de pontos adquiridos é maior, dessa forma os pontos se encontram mais próximos aos limites definidos como o ponto mais ou menos o valor de 0,05 mm. Essas diferenças em resultados advêm de folgas mecânicas, possíveis erros humanos na configuração da base de referência do sistema externo de medição e outros fatores inerentes aos processos.

Entretanto, os resultados apresentam uma boa precisão para todas as velocidades.

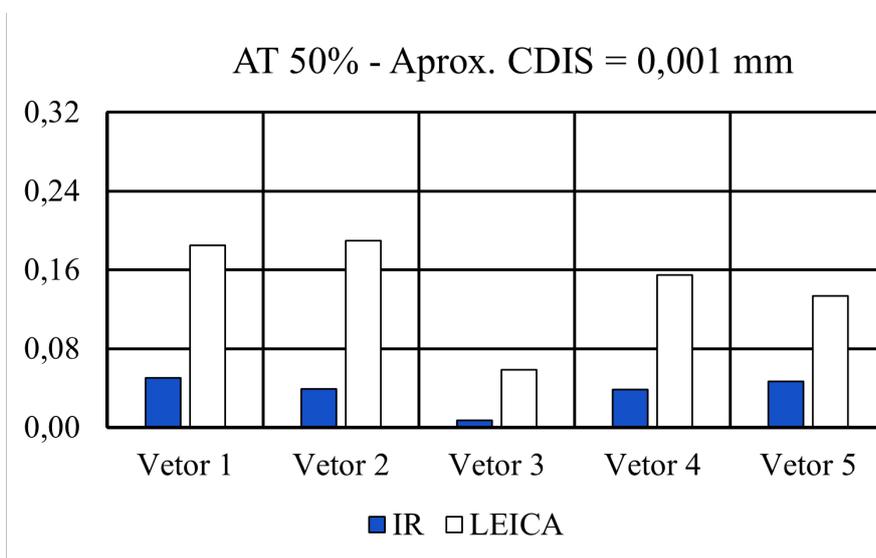
No caso da precisão para a trajetória os resultados são apresentados de forma separada para cada velocidade estudada 100%, 50%, 10% respectivamente nas Figuras 17, 18, 19.

Figura 17 – Resultados para AT na velocidade de 100%



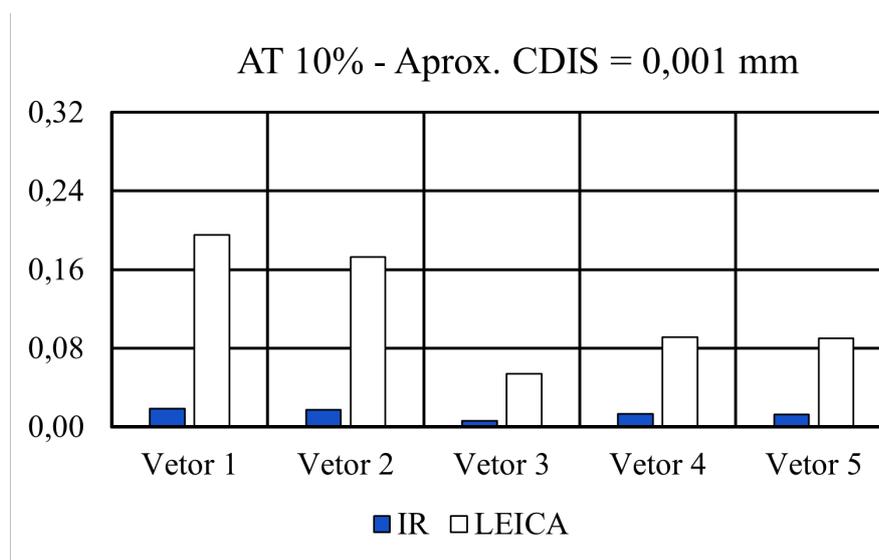
Fonte – Acervo do Autor

Figura 18 – Resultados para AT na velocidade de 50%



Fonte – Acervo do Autor

Figura 19 – Resultados para AT na velocidade de 10%



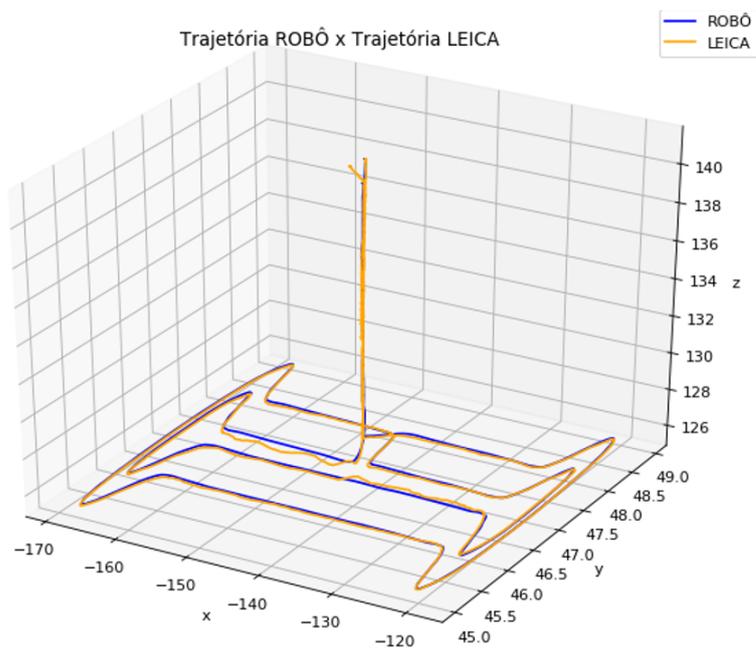
Fonte – Acervo do Autor

## 6.2 EQUIPAMENTO DE MEDIÇÃO EXTERNA LEICA

De forma a viabilizar a construção e aplicação de métodos de aprendizado de máquina se faz necessário confirmar a precisão dos dados recebidos pelos sensores do robô industrial. Trabalhar com dados advindos tanto do equipamento externo de medição quanto com os dados do IR pode representar uma dificuldade na geração e criação de bons modelos. Dessa forma, se faz necessário confirmar a credibilidade dos dados posicionais do robô industrial comparando-os com os dados recolhidos do LEICA, considerado um equipamento mais preciso.

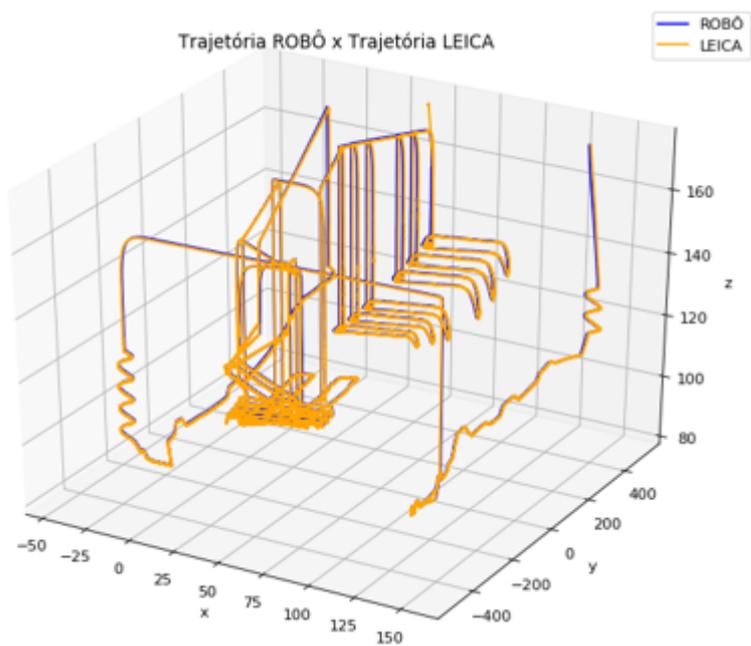
A primeira forma de entender o comportamentos de ambos os dados foi observá-los de forma visual. Caso ambos os dados não fossem coerentes entre si futuras análises seriam descartadas. Ensaio com geometrias mais simples para a usinagem de polímeros são apresentados na Figura 20 e para geometrias mais complexas na Figura 21.

Figura 20 – Comparação Trajetória Robô e Trajetória LEICA para geometria simples



Fonte – Acervo do Autor

Figura 21 – Comparação Trajetória Robô e Trajetória LEICA para geometria complexa



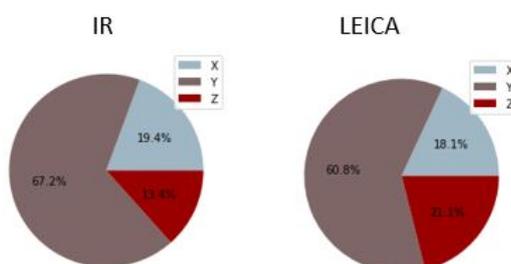
Fonte – Acervo do Autor

Os dados acima demonstram uma grande proximidade em termos visuais entre as trajetórias salvas pelos sensores do robô industrial assim como as trajetórias salvas para o equipamento externo de medição.

Para comprovar que os dados advindos do sensor do robô industrial para termos posicionais são confiáveis uma comparação mais aprofundada entre eles é necessária. Entretanto, devido ao número não compatível de dados entre as medições, já que o LEICA coleta um número consideravelmente superior de dados que o sensor do IR uma análise direta dos dados não se apresenta viável. A comparação indireta nesse caso é mais recomendável, nesse caso se compara os dados entre os pontos programados, ou seja, a trajetória que ambos deveriam seguir.

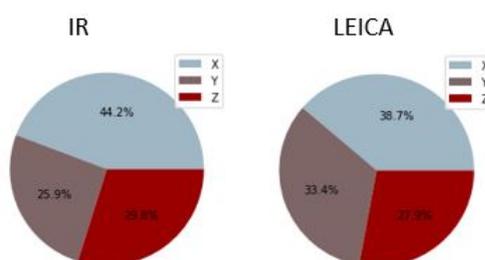
Levando isso em consideração é realizada uma análise entre os pontos que mais geram erros correspondente aos seus eixos. Tal comparação é apresentada em forma de gráfico de setores nas Figuras 22 e 23, para os casos com geometria simples e complexa respectivamente. Nas Figuras é possível observar a divisão dos pontos com o eixo que provocou o maior erro de forma percentual.

Figura 22 – Comparação Erros IR x LEICA para geometria simples



Fonte – Acervo do Autor

Figura 23 – Comparação Erros IR x LEICA para geometria simples



Fonte – Acervo do Autor

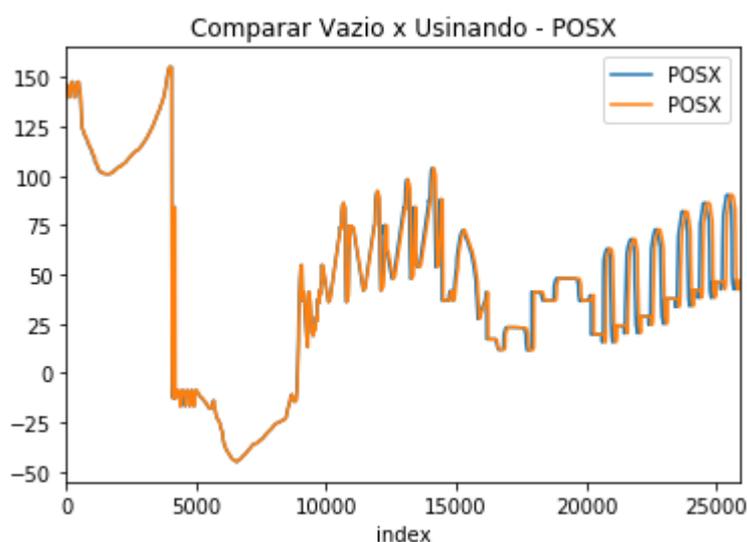
A validação dos dados advindos dos sensores do robô industrial através do uso do sistema externo possibilita utilizar apenas os dados dos sensores. Dessa forma, não haveria necessidade de continuar utilizando o equipamento externo, isso economizaria tempo e conseqüentemente custos.

Os resultados apresentados indicam uma boa proximidade para ambos os casos, resultando em uma proximidade satisfatória para futuras análises deste trabalho.

### 6.3 AVALIAÇÃO DE ERRO SISTÊMICO

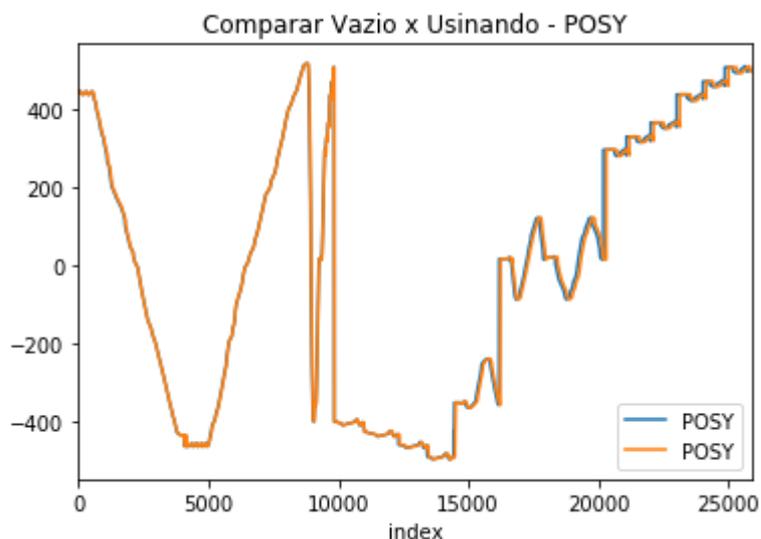
Um estudo foi realizado para entender e compreender a composição do erro. A hipótese inicial era de que o erro seria a soma de um erro sistemático com o erro gerado pelo movimento do robô industrial durante a usinagem, dessa forma o erro seria causado pelas forças contrárias do material usinado. Tais forças deveriam ser inexistentes no caso de um ensaio em vazio, onde o robô industrial realiza a trajetória programada sem usinagem. Os ensaios foram então comparados com testes realizados durante a usinagem de alumínio e também para titânio. Os resultados para alumínio são mostrados nas Figuras 24, 25, 26 e 27. Como referência a cor azul denota um ensaio em vazio e a cor laranja um ensaio usinando. A notação index significa a ordem de coleta dos pontos de forma crescente desde o início do ensaio.

Figura 24 – Comparação entre posições do eixo X dos testes em vazio e usinando para alumínio



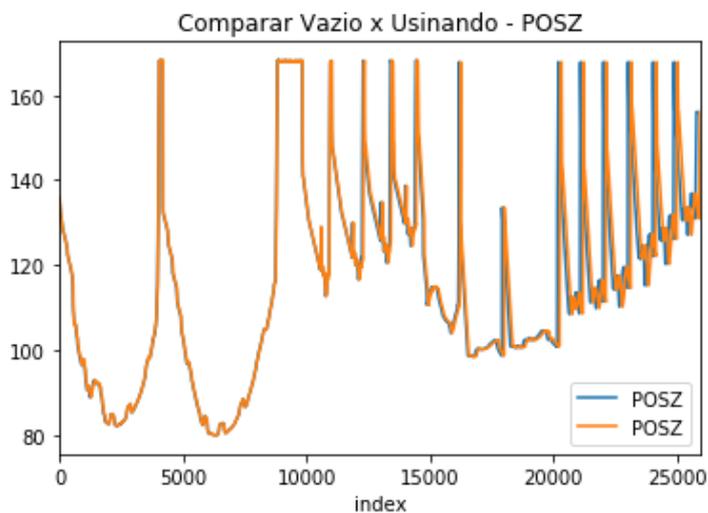
Fonte – Acervo do Autor

Figura 25 – Comparação entre posições do eixo Y dos testes em vazio e usando para alumínio



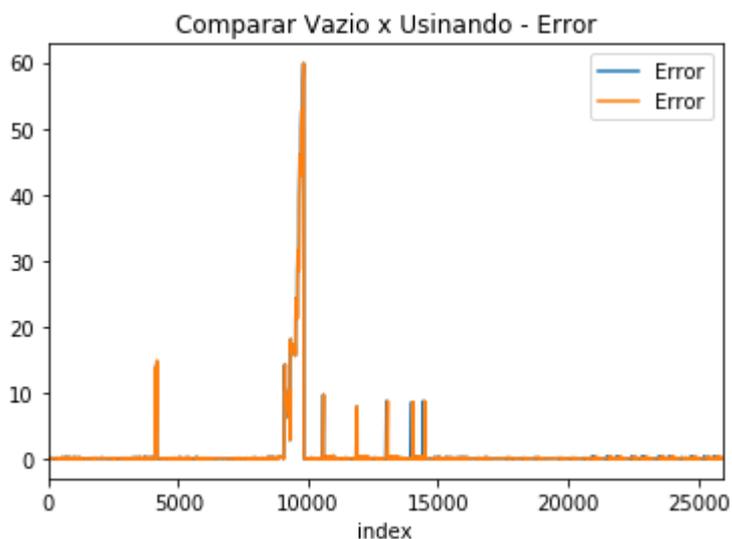
Fonte – Acervo do Autor

Figura 26 – Comparação entre posições do eixo Z dos testes em vazio e usando para alumínio



Fonte – Acervo do Autor

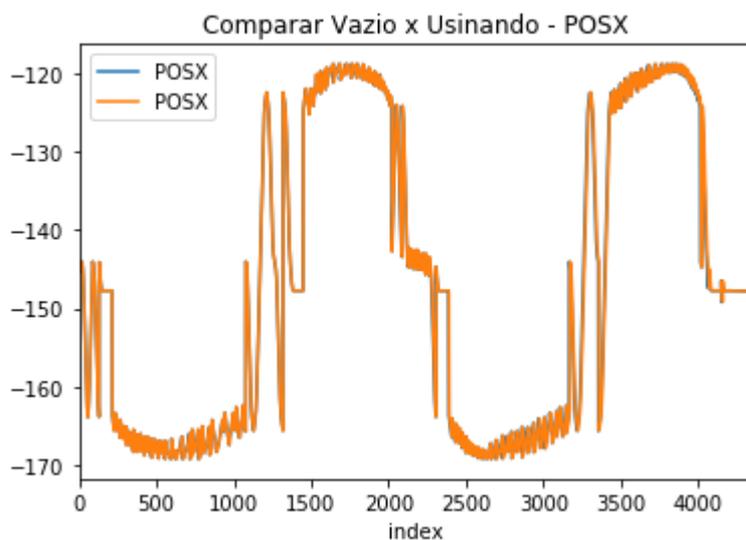
Figura 27 – Comparação entre os erros dos testes em vazio e usando para alumínio



Fonte – Acervo do Autor

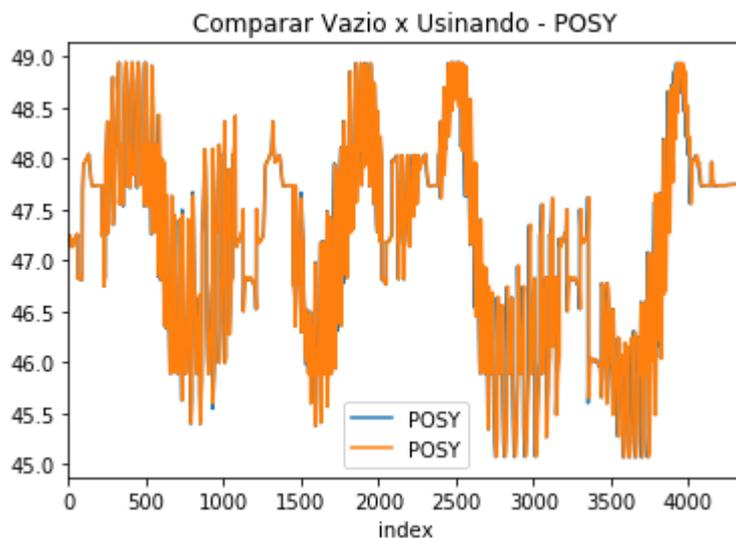
Os resultados para os testes com os materiais de titânio são apresentados nas Figuras 28, 29, 30 e 31.

Figura 28 – Comparação entre posições do eixo X dos testes em vazio e usando para titânio



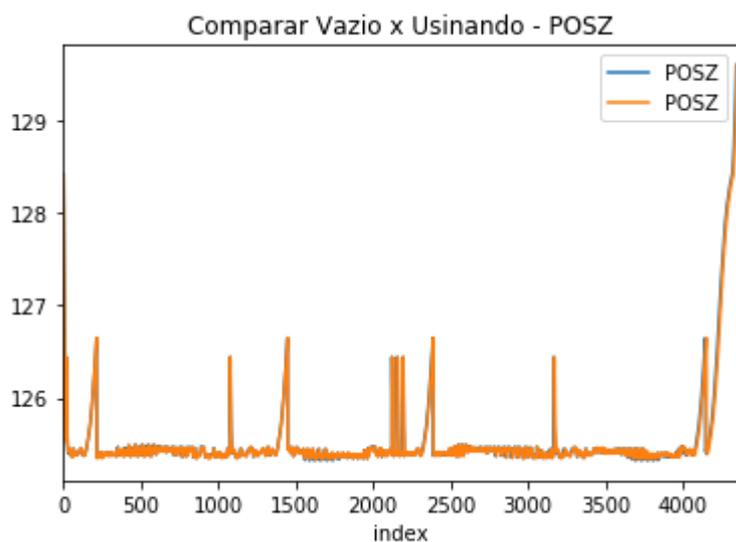
Fonte – Acervo do Autor

Figura 29 – Comparação entre posições do eixo Y dos testes em vazio e usando para titânio



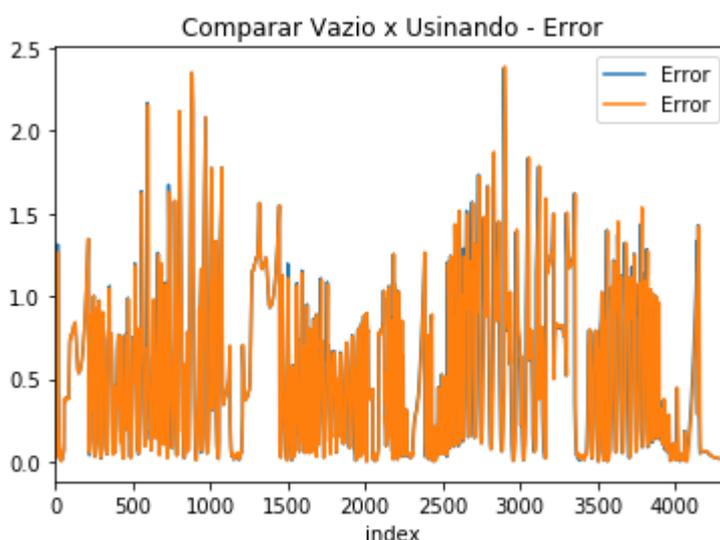
Fonte – Acervo do Autor

Figura 30 – Comparação entre posições do eixo Z dos testes em vazio e usando para titânio



Fonte – Acervo do Autor

Figura 31 – Comparação entre os erros dos testes em vazio e usinando para titânio



Fonte – Acervo do Autor

Os gráficos apresentados anteriormente provam a inexistência de um erro sistemático entre os ensaios realizados para dois materiais distintos. Resultado este, que prova que não existe diferença entre realizar o movimento do braço mecânico em vazio e usinando propriamente um material, o que também mostra que a força causada por um material pode ser desconsiderada da análise como uma explicação para diferenças da geração de erro.

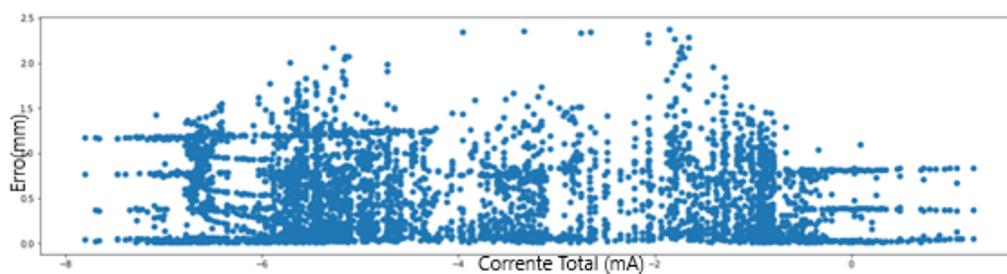
Este é um resultado importante que mostra que o sistema não apresenta erros volumétricos anteriores ao movimento, o que auxilia nas análises futuras sobre o que pode estar provocando a distância entre o ponto desejado e o executado.

#### 6.4 AVALIAÇÃO DA CORRENTE ELÉTRICA NOS MOTORES

Devido a forma de atuação e controle de um robô industrial, uma das variáveis mais importantes é a corrente, sendo ela a variável de atuação do controlador de um robô industrial. A corrente de cada eixo é responsável por acionar os motores e realizar o torque necessário para a movimentação do robô industrial. A hipótese inicial seria de que existisse uma relação direta entre o erro volumétrico e a corrente de cada motor.

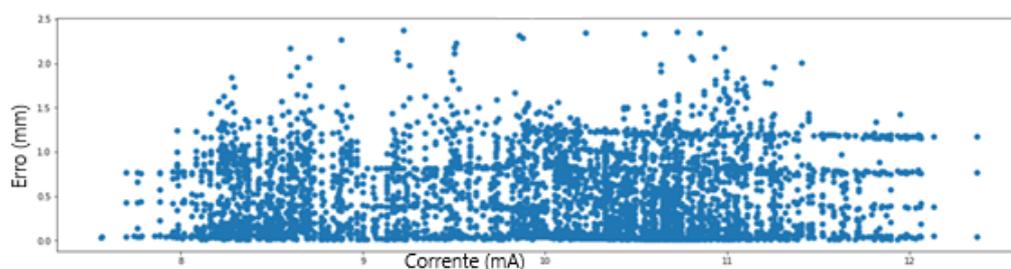
Entretanto, análises posteriores considerando a corrente mostraram que não existe uma relação direta entre a corrente considerando quatro cenários diferentes. Considerando a soma das correntes dos 6 eixos, a soma em módulo das correntes dos 6 eixos, a média das correntes dos 6 eixos e a média das correntes em módulo dos 6 eixos. Esses resultados são apresentados abaixo nas Figuras de 32 a 35.

Figura 32 – Correlação da Soma das Correntes dos 6 eixos com o Erro Volumétrico



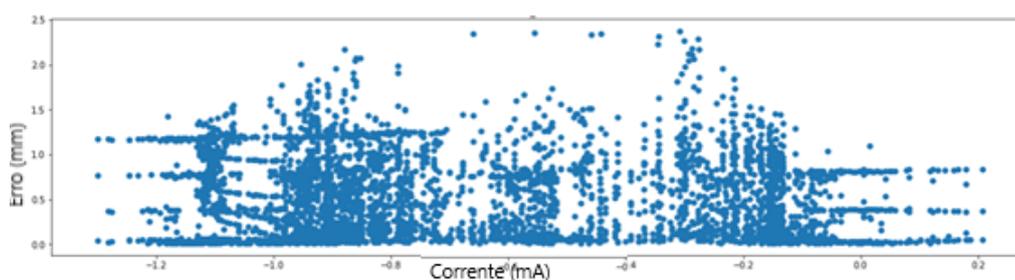
Fonte – Acervo do Autor

Figura 33 – Correlação da Soma das Correntes em Módulo dos 6 eixos com o Erro Volumétrico



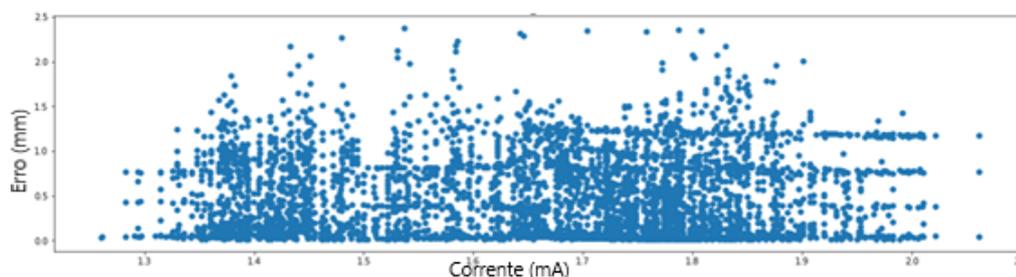
Fonte – Acervo do Autor

Figura 34 – Correlação da Média das Correntes dos 6 eixos com o Erro Volumétrico



Fonte – Acervo do Autor

Figura 35 – Correlação da Média das Correntes em Módulo dos 6 eixos com o Erro Volumétrico



Fonte – Acervo do Autor

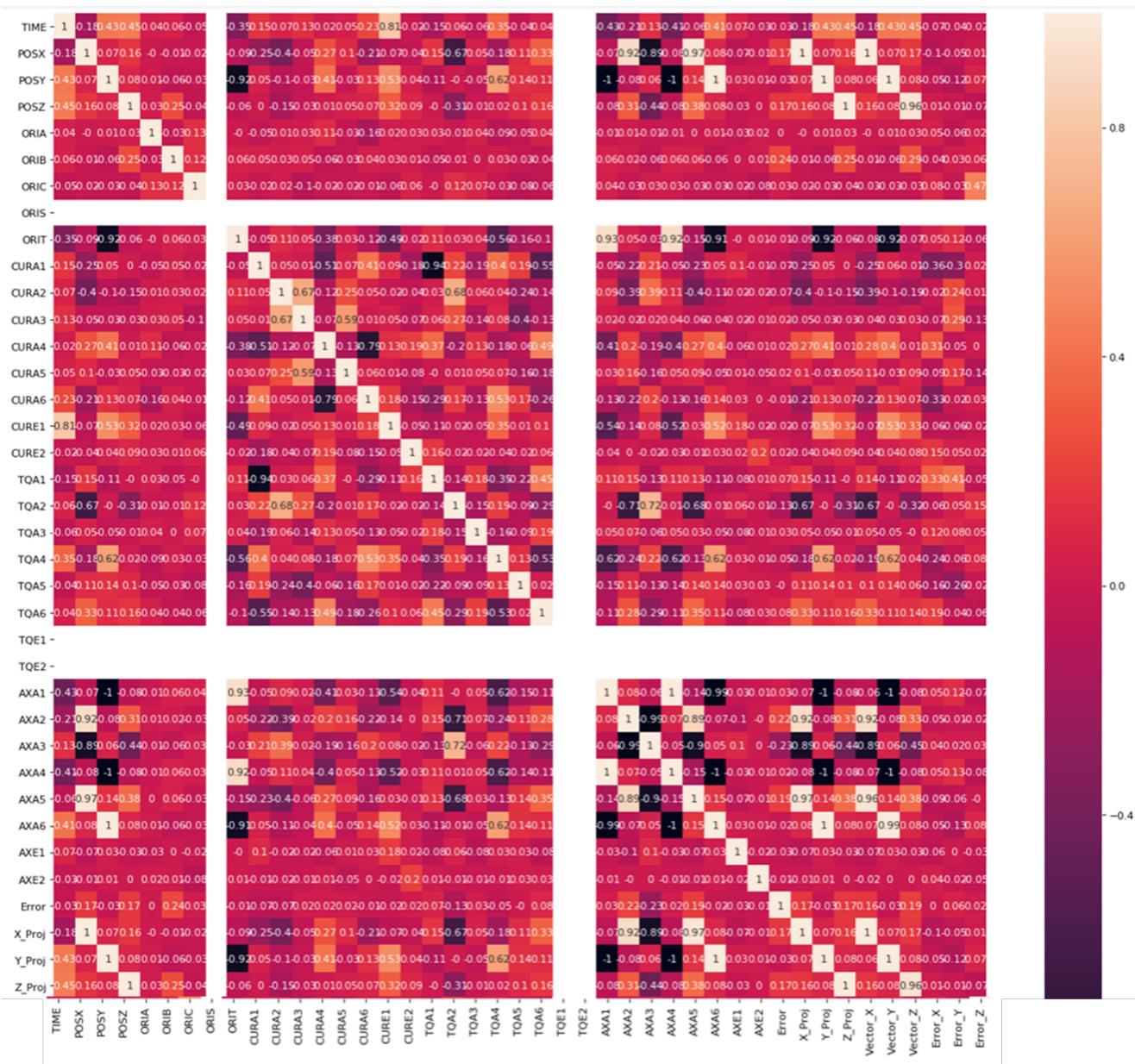
A falta de uma clara ou a presença de uma baixa correlação entre a corrente de todos os eixos e o erro volumétrico calculado mostram que a hipótese inicial está incorreta. Dessa forma, para análises futuras desse trabalho se desconsiderará o efeito da corrente na geração do erro.

## 6.5 RESULTADOS OBTIDOS PELO MÉTODO DE ANÁLISE DE DADOS

Um dos principais objetivos deste trabalho é entender de que forma o erro volumétrico é causado, ou seja, quais variáveis influenciam diretamente para a geração desse erro. Entendendo a origem do erro se pode atuar de forma a mitigá-lo ou até mesmo eliminá-lo de futuros ensaios.

A primeira tática escolhida a ser utilizada foi a regressão linear ou correlação linear, onde se realiza um teste com as variáveis adquiridas pelos dados dos sensores do robô e as correlaciona de forma a criar uma regressão linear. A cada teste uma variável é considerada a parcela dependente e outra a independente. Esse método é aplicado até todas as variáveis possuírem um fator de correlação entre si. Tal fator varia de 0 até 1, sendo que o valor 0 representa nenhuma correlação e o fator 1 representa correlação máxima ou total. Uma matriz de correlações é gerada como resultado desse teste, tal matriz é representada na Figura 36.

Figura 36 – Matriz de Correlações Lineares para as Variáveis coletadas pelo Robô



Fonte – Acervo do Autor

Considerando essa análise e interpretando os resultados apresentados na matriz de correlações é possível identificar que nenhuma variável apresenta individualmente uma alta correlação quando correlacionado com o erro volumétrico. Esse é um grande indício de que a variável erro não é diretamente correlacionada numericamente com os demais dados coletados pelo sensor do robô industrial.

Através dessa análise podem ser retiradas duas importantes conclusões. A primeira é o fato de que nenhuma variável coletada pelo robô industrial está individualmente fortemente correlacionada com o erro. Isso implica que o erro é gerado por outros fatores ou pelo efeito conjunto de todas essas variáveis.

A segunda conclusão resultante dessa análise é que o método da regressão linear não pode ser utilizado como uma técnica de aprendizado de máquina de forma a prever os pontos em que ocorrerão erros.

## 6.6 AVALIAÇÃO DA VELOCIDADE DA TAXA DE AVANÇO

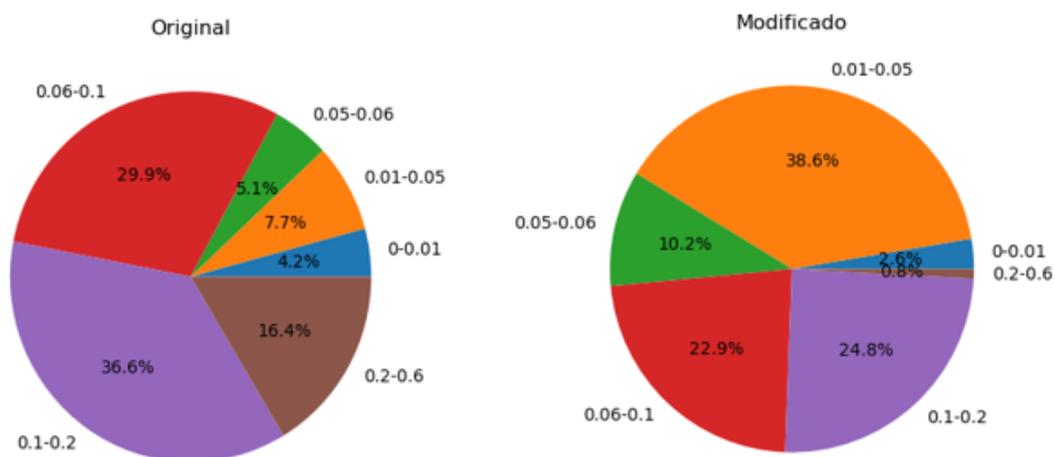
A velocidade de avanço é um importante parâmetro para qualquer sistema de usinagem e está correlacionada com a qualidade da peça usinada. A hipótese pressuposta é de que quanto maior a velocidade de avanço do robô industrial menor a qualidade das peças usinadas e assim maiores as imperfeições geradas, fato que leva ao aumento do erro volumétrico.

Dessa forma, quanto menor a velocidade de avanço maior será a qualidade da peça final e menores as imperfeições e conseqüentemente menores os valores de erros.

Um algoritmo foi então desenvolvido para reduzir a velocidade de avanço do robô para regiões consideradas críticas, locais onde o erro é mais alto. Esse algoritmo realiza mudanças no programa base do robô, o código programado (.src). O funcionamento desse software está descrito em maiores detalhes no capítulo Descrição do Projeto.

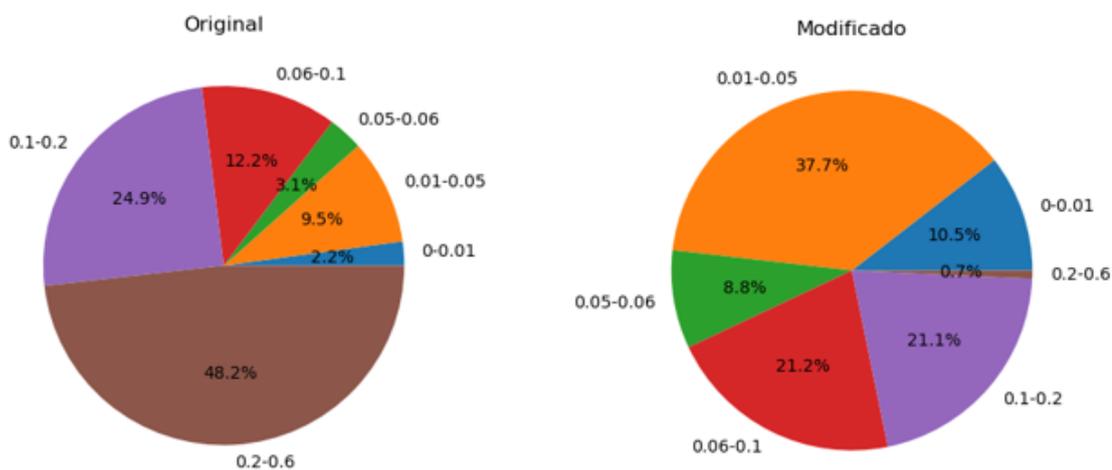
Esse novo código é então encaminhado para o robô de forma a realizar ensaios para testar a sua viabilidade e efeitos. Os primeiros resultados são apresentados para um ensaio com o material de titânio em dois tipos de profundidades para o eixo Z, de 0.5 mm para a Figura 37 e de 1.25 mm para a Figura 38.

Figura 37 – Resultados para Velocidades Modificadas para Profundidade de 0.5 mm



Fonte – Acervo do Autor

Figura 38 – Resultados para Velocidades Modificadas para Profundidade de 1.25 mm



Fonte – Acervo do Autor

A esquerda em ambas as imagens se encontra o gráfico de setores para os resultados com o código original dos programas para o robô. O gráfico de setores a direita representa o código, gerado pelo software desenvolvido, com as velocidades modificadas para o mesmo ensaio.

Os resultados mostram claramente a melhoria da disposição dos erros ao longo das trajetórias. Os valores de erros volumétricos mais críticos, valores correspondentes a faixa entre 0.2-0.6 mm, tanto no caso de 0.5 mm como no caso de 1.25 mm reduzem de forma extremamente expressiva. Tais valores são reduzidos de 16,4% para 0,8% na Figura 37 e de 48,2% para 0,7% na Figura 38. Esses resultados apresentam que a influência antes expressiva acaba se tornando irrelevante. Sendo o caso mais representativo o da Figura 38.

Outros quadrantes também são afetados de forma positiva, as parcelas consideradas como erros, ou seja, acima de 0,05 mm são reduzidas ao passo que aquelas com valores inferiores aumentam. Em suma, da composição de pontos existentes aqueles que apresentam erro são reduzidos e aqueles onde não se possui o erro passam a representar um valor mais significativo da amostragem.

Ambos os resultados são muito animadores e corroboram com a tese de que velocidades inferiores acabam reduzindo ou mitigando os valores para o erro volumétrico.

## 6.7 RESULTADOS COM TÉCNICAS DE MACHINE LEARNING

Inicialmente, os dados advindos dos sensores dos robôs foram correlacionados com os erros de forma a criar uma correlação entre eles. Porém todos os resultados das variáveis quando correlacionadas ao erro, conforme demonstrado na matriz da figura 36, apresentaram uma baixa correlação.

A partir desse resultado, derivado dessa baixa correlação, a análise como um método de regressão linear para esses dados se tornou inapropriada. Com o método de regressão linear, as 32 variáveis coletadas são correlacionadas entre o valor de erro e então a predição dos resultados resulta em um valor também numérico para o erro.

De um ponto de vista, não faz sentido analisar o erro como um valor numérico (quantitativo), uma vez que uma peça pode ser considerada como uma peça com ou sem erro, ou seja, um valor discreto. Conforme estipulado, o valor de referência para uma peça com erro é acima de 0,05 milímetros. Dessa forma, todos os valores acima de 0,05 milímetros para o erro volumétrico (distância entre ponto e vetor) são considerados como um ponto com erro e todos os valores inferiores a essa referência considerados como valores toleráveis.

Considerar os dados de forma binária, tornando o erro não um número, mas sim um estado. De forma, a considerar como 0 uma peça sem erro e 1 uma peça com erro a análise partiu para um problema de classificação na terminologia de aprendizado de

máquina.

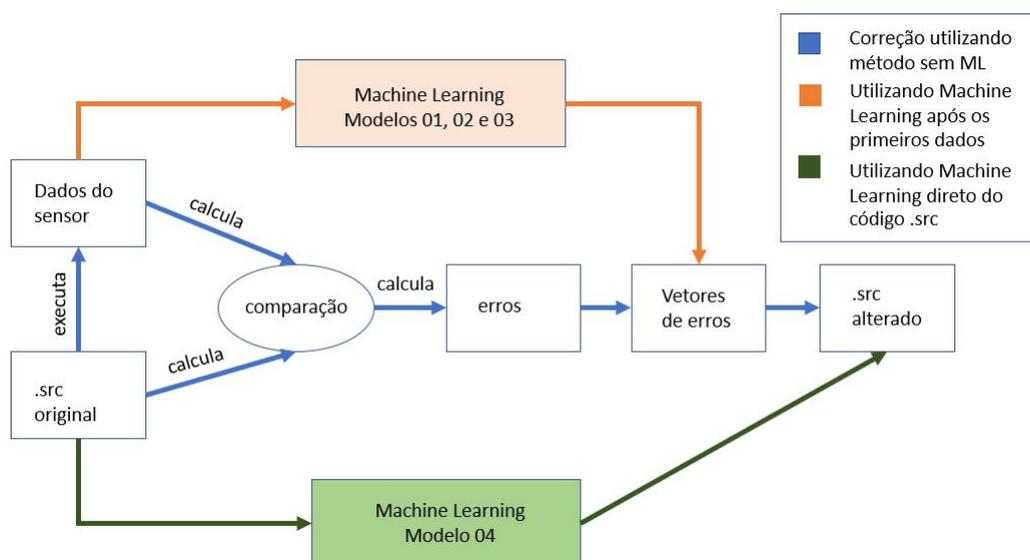
O método de classificação escolhido foi uma máquina de vetores de suporte, do inglês support vector machine (SVM). Uma SVM analisa dados e reconhece padrões.

Para os dados foram gerados alguns modelos de classificadores SVM para prever os valores de erro.

- Modelo 00: Modelo que inclui apenas as modificações considerando todos os erros, sem o uso de aprendizado de máquina.
- 01: Modelo de aprendizado de máquina considerando apenas os dados para um dos ensaios.
- 02: Modelo de aprendizado de máquina considerando todos os dados de ensaio para um determinado material.
- 03: Modelo de aprendizado de máquina considerando dado de fora do grupo de ensaios.
- 04: Modelo de aprendizado de máquina considerando apenas os dados posicionais advindos do código inicial do robô, sem o cálculo prévio do erro.

Um diagrama de como cada modelo altera e gera resultados é apresentado na Figura 39.

Figura 39 – Diagrama representativo dos modelos gerados

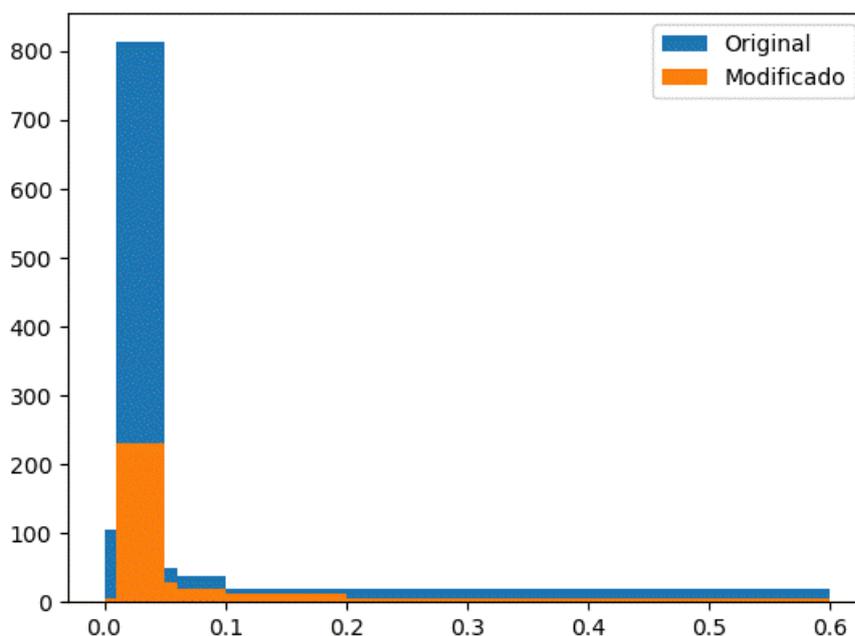


Fonte – Acervo do Autor

### 6.8 RESULTADOS TESTE 1

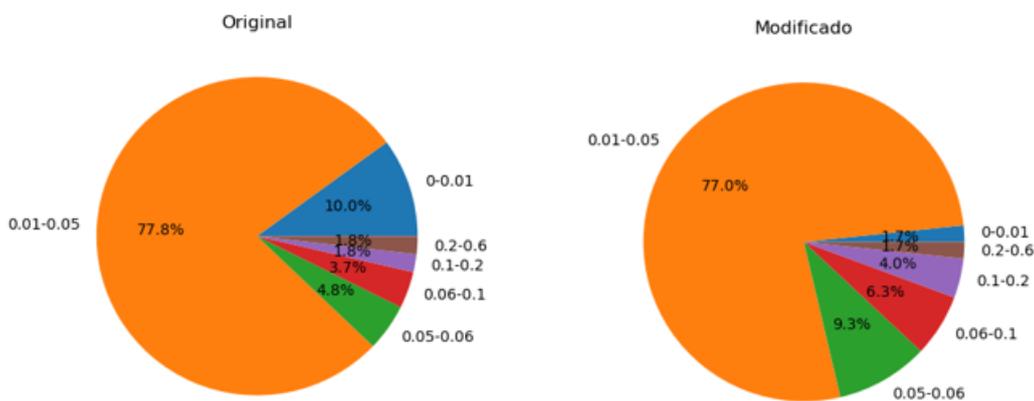
Os resultados para os ensaios do TESTE 1, realizados no dia 08 de outubro de 2020 são apresentados abaixo nas figuras de 40 a 47 para uma usinagem de titânio.

Figura 40 – Histograma para os resultados com o Modelo 00



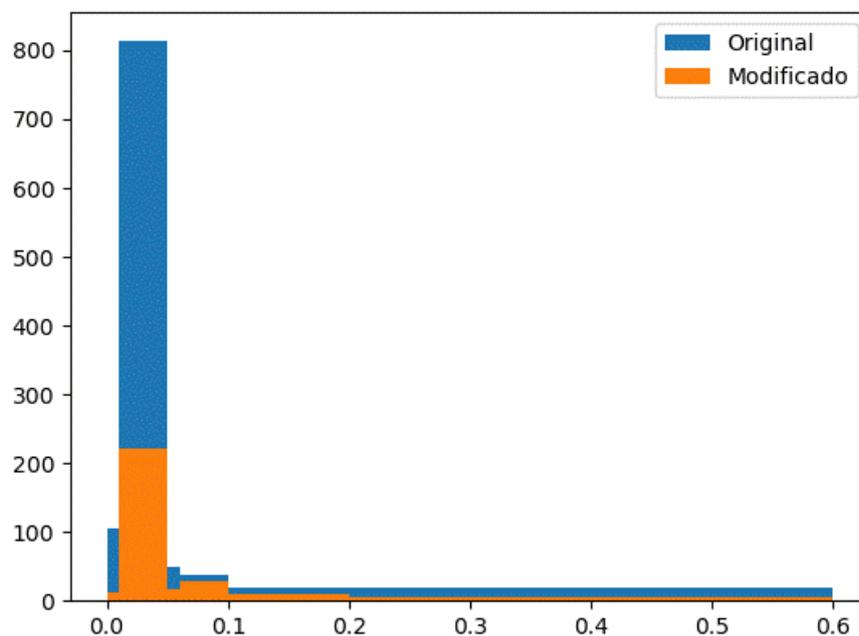
Fonte – Acervo do Autor

Figura 41 – Gráfico de Setores para os resultados com o Modelo 00



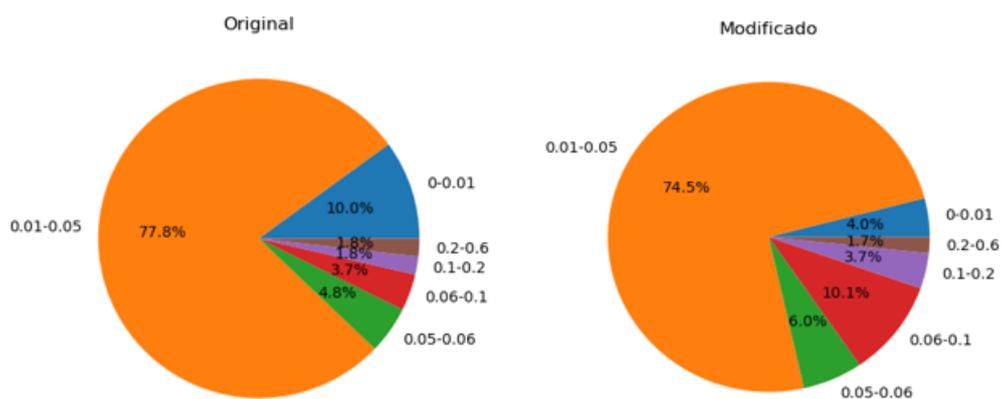
Fonte – Acervo do Autor

Figura 42 – Histograma para os resultados com o Modelo 01



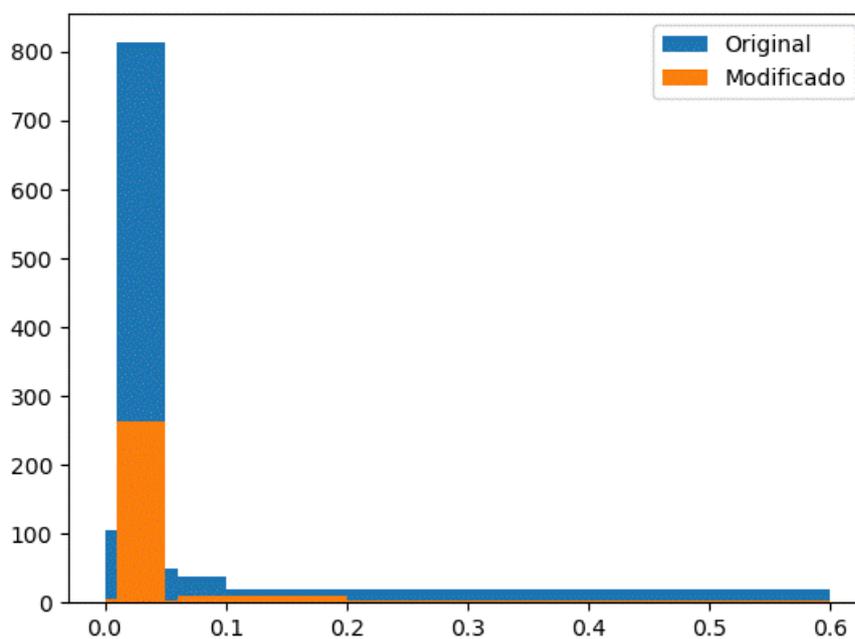
Fonte – Acervo do Autor

Figura 43 – Gráfico de Setores para os resultados com o Modelo 01



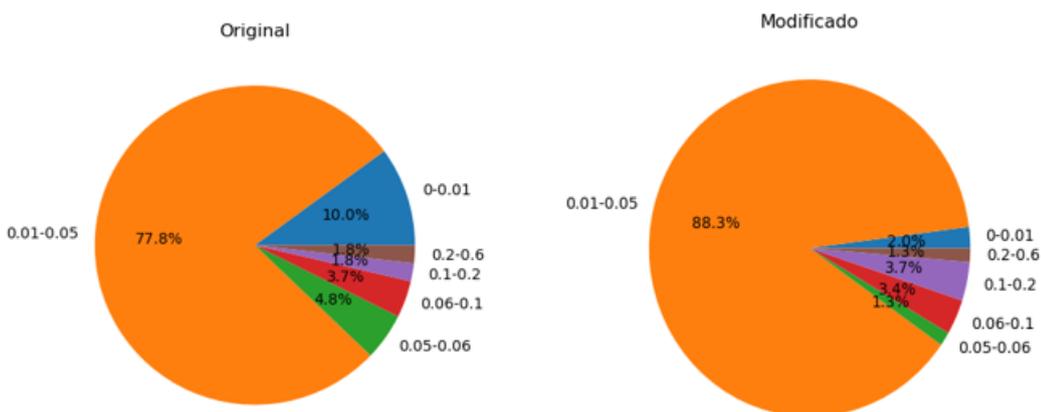
Fonte – Acervo do Autor

Figura 44 – Histograma para os resultados com o Modelo 02



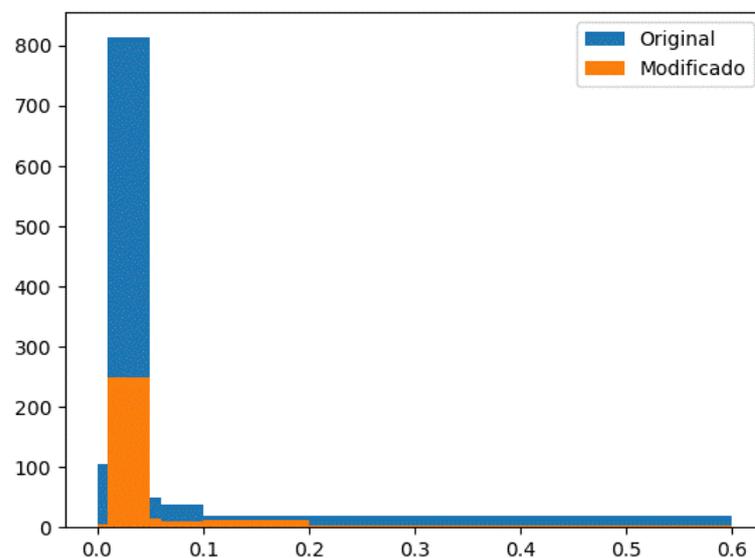
Fonte – Acervo do Autor

Figura 45 – Gráfico de Setores para os resultados com o Modelo 02



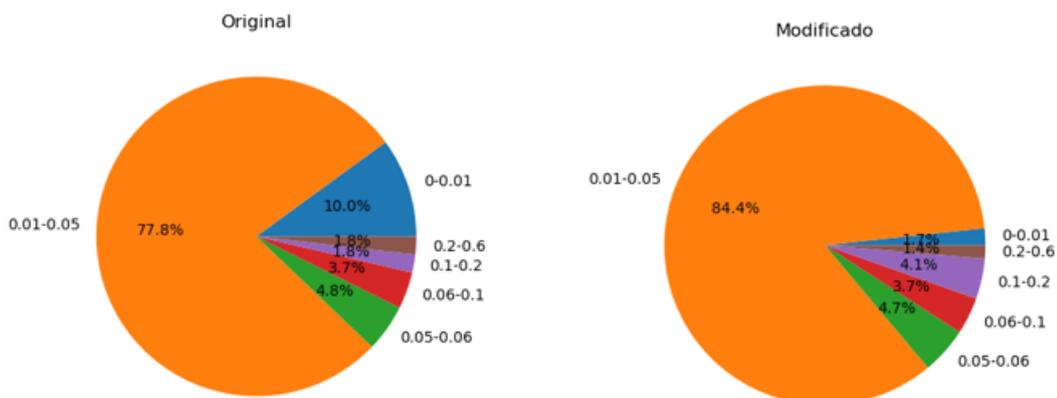
Fonte – Acervo do Autor

Figura 46 – Histograma para os resultados com o Modelo 04



Fonte – Acervo do Autor

Figura 47 – Gráfico de Setores para os resultados com o Modelo 04



Fonte – Acervo do Autor

Para tais ensaios, considerando os modelos explanados anteriormente, os resultados indicam uma manutenção dos padrões de erros para o ensaio inicial e para o novo modelo. Isso significa dizer que os modelos criados não alteraram a distribuição do erro como desejado.

Entretanto, os histogramas gerados apresentam um novo fator muito interessante, a redução no número de pontos de erros para todos os casos e modelos gerados na ordem de 70% do valor inicial. Esse resultado é muito importante, pois demonstra a validade dos modelos para assegurar a qualidade e a precisão das peças. A substancial redução dos erros gerados representa um valioso resultado contribuindo para a hipótese inicial da redução da velocidade nos vetores que concentram os maiores erros como forma de aumentar a precisão.

Considerando todos os modelos desenvolvidos para esses ensaios, o modelo que apresentou o melhor resultado foi o Modelo 02, que inclui para treinamento do modelo de aprendizado de máquina, todos os ensaios originais. Esta conclusão corrobora com a hipótese de que este seria o melhor modelo por possuir mais dados para treinamento, fato que aumentaria a precisão do modelo. O Modelo 02 inclusive apresentou uma melhor distribuição dos erros que o original, mostrando tanto que as faixas de erros mais críticos foram reduzidos quanto que a faixa tolerável foi ampliada. Além, de reduzir consideravelmente o número de erros.

## 6.9 RESULTADOS CONSIDERANDO APENAS O MODELO M04

Considerando apenas o modelo de aprendizado de máquina direto, ou seja, sem o cálculo prévio dos erros e apenas levando em consideração as variáveis posicionais nos eixos X, Y e Z.

O modelo de aprendizado de máquina desenvolvido para esse caso apresentou resultados extremamente positivos. Uma matriz de confusão é apresentada na tabela 5 e dados relevantes são apresentados na tabela 6.

Tabela 5 – Matriz de Confusão para o Modelo desenvolvido

	Positivo	Negativo
Positivo	203	3
Negativo	4	101

Fonte – Autor.

Conforme observado nas tabelas acima se torna possível assumir que o modelo desenvolvido exclusivamente para esses dados apresenta resultados positivos. O número de dados classificados de forma incorreta representa um valor extremamente baixo quando em comparação com o total de dados originais.

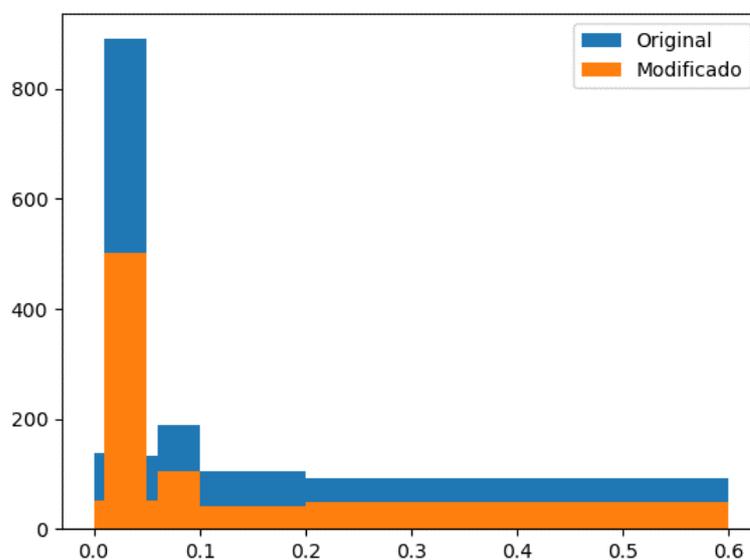
Tabela 6 – Parâmetros relevantes para Modelo desenvolvido

	Precisão	Recall	F1-score
Negativo	98%	99%	98%
Positivo	97%	96%	97%

Fonte – Autor.

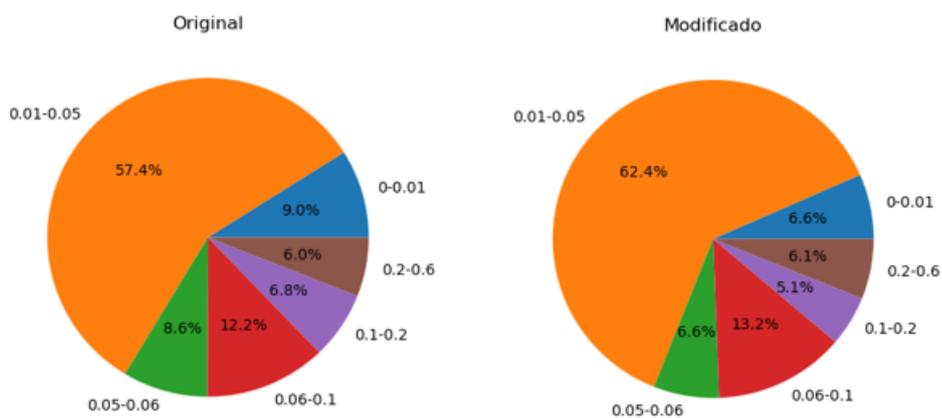
Os resultados para esse modelo são apresentados na forma de histogramas e gráficos de setores comparados entre os dados originais e modificados para uma gama de ensaios para o faceamento de titânio realizados no TESTE 2, realizado dia 31 de Agosto de 2020. Os resultados são apresentados nas figuras de 48 até 59.

Figura 48 – Histograma para os resultados do ensaio 1



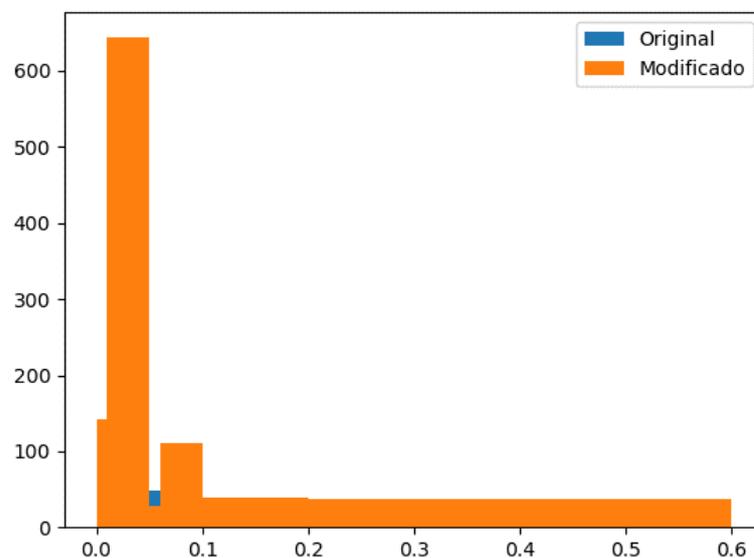
Fonte – Acervo do Autor

Figura 49 – Gráfico de Setores para os resultados do ensaio 1



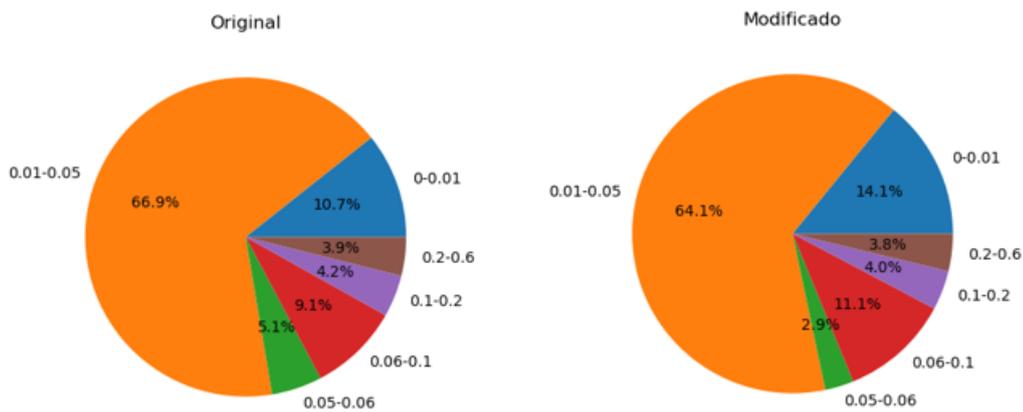
Fonte – Acervo do Autor

Figura 50 – Histograma para os resultados do ensaio 2



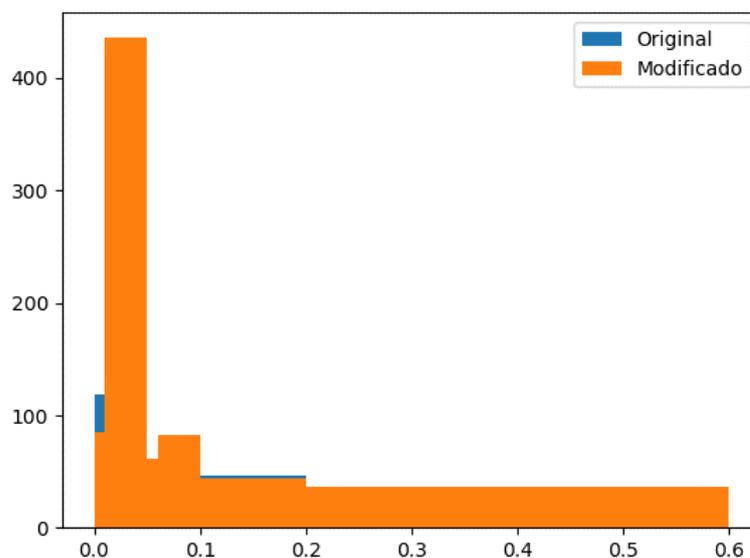
Fonte – Acervo do Autor

Figura 51 – Gráfico de Setores para os resultados do ensaio 2



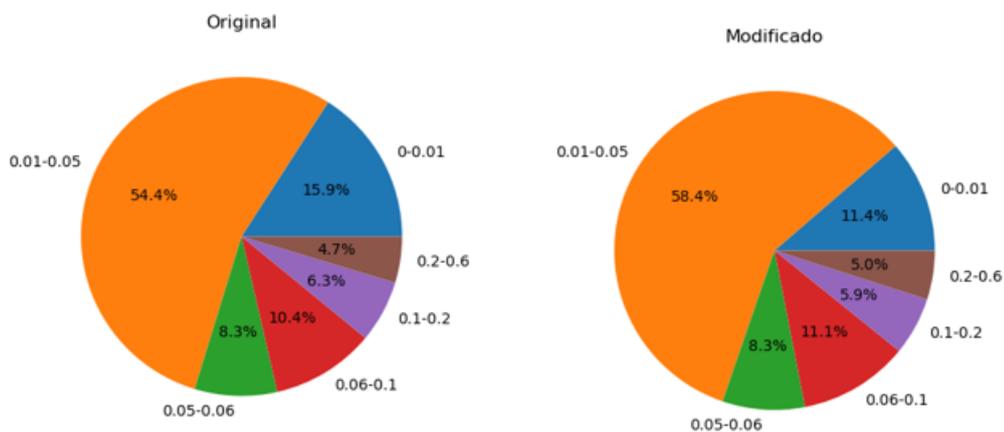
Fonte – Acervo do Autor

Figura 52 – Histograma para os resultados do ensaio 3



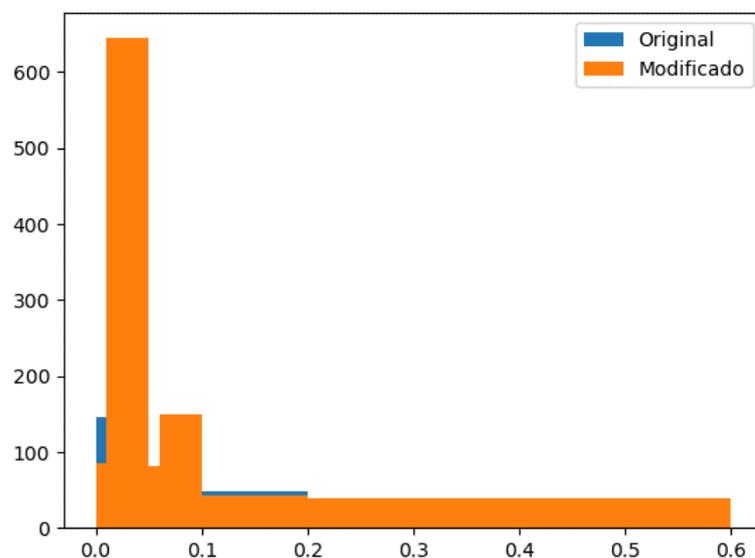
Fonte – Acervo do Autor

Figura 53 – Gráfico de Setores para os resultados do ensaio 3



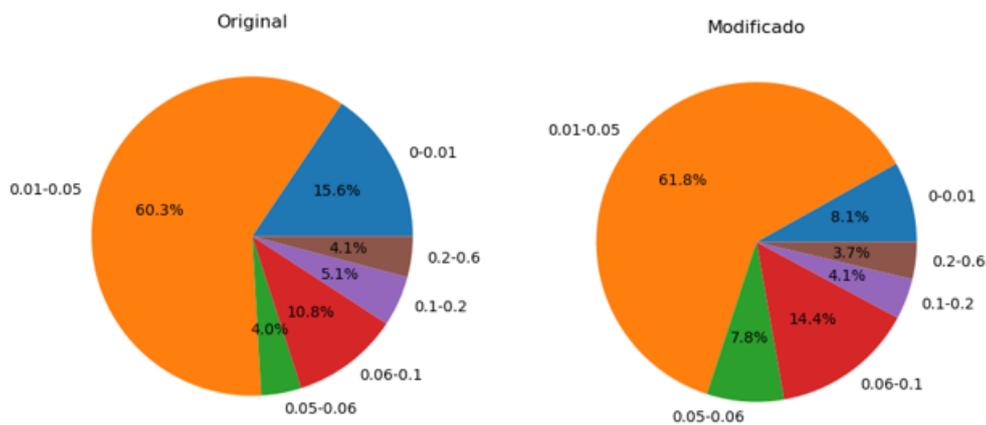
Fonte – Acervo do Autor

Figura 54 – Histograma para os resultados do ensaio 4



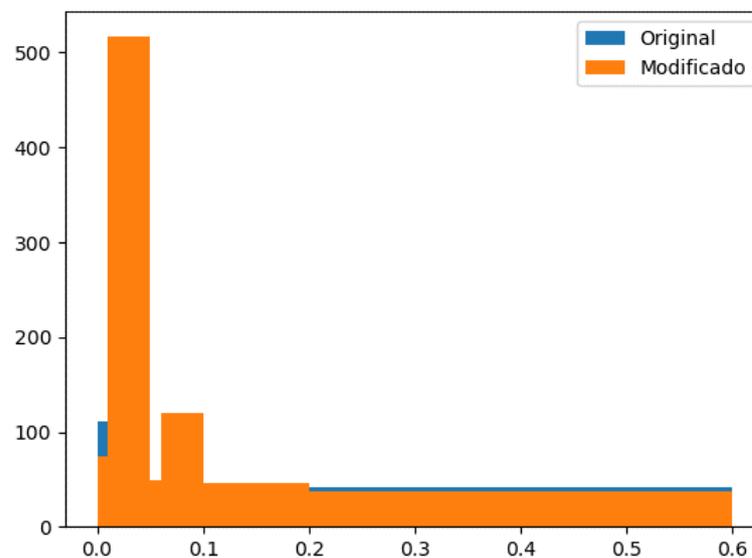
Fonte – Acervo do Autor

Figura 55 – Gráfico de Setores para os resultados do ensaio 4



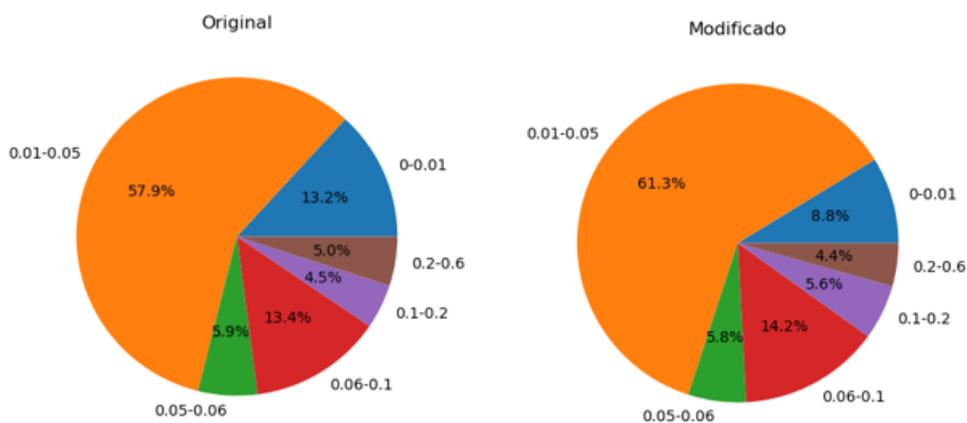
Fonte – Acervo do Autor

Figura 56 – Histograma para os resultados do ensaio 5



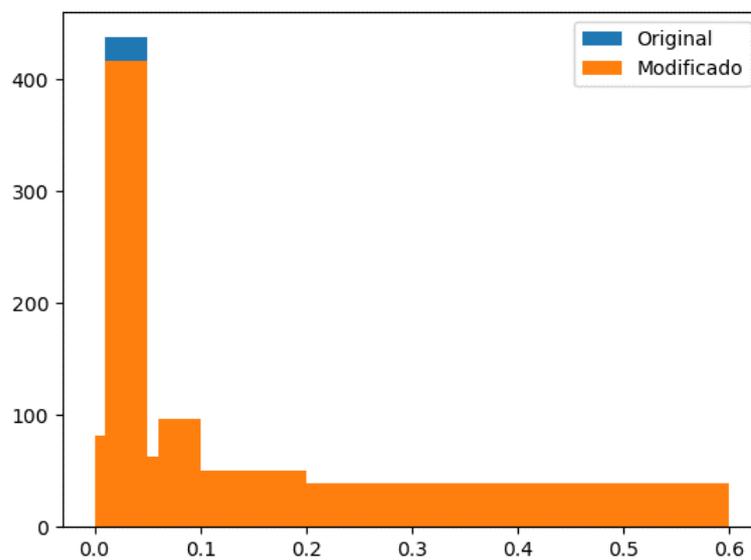
Fonte – Acervo do Autor

Figura 57 – Gráfico de Setores para os resultados do ensaio 5



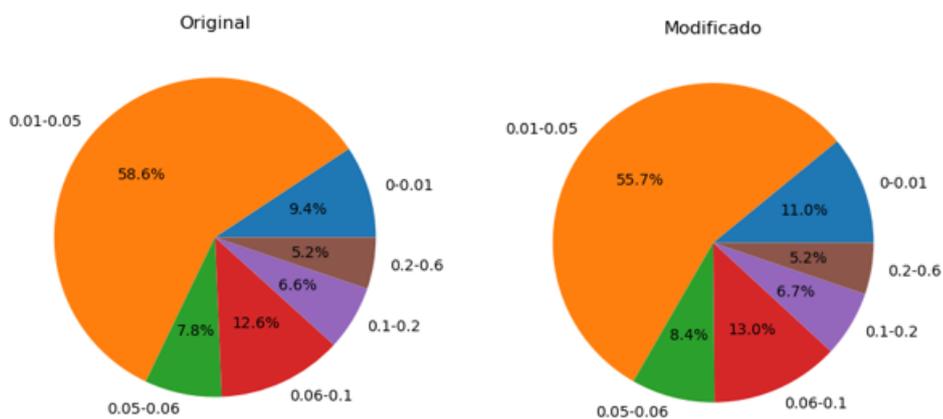
Fonte – Acervo do Autor

Figura 58 – Histograma para os resultados do ensaio 6



Fonte – Acervo do Autor

Figura 59 – Gráfico de Setores para os resultados do ensaio 5



Fonte – Acervo do Autor

Para o Modelo 04, modelo que inclui apenas testes com os parâmetros posicionais e cujo programa alterado é gerado diretamente do programado do robô sem a necessidade de passar pelo algoritmo que calcula erros e colhe todos os dados advindos do sensor do robô, os resultados se encontraram em linha com o esperado.

Os resultados não apresentaram grandes alterações para o original, mantendo a distribuição de erros conforme demonstrado nos gráficos de setores. Alguns ensaios representam uma leve redução no número de erros, porém nenhuma modificação que represente algo definitivo ou padronizado.

## 7 CONCLUSÃO

Este trabalho atinge os principais objetivos a que foi proposto: estudar e avaliar técnicas correções de erros volumétricos para a usinagem com o uso de robôs. Entretanto, estudos nessa área estão longe de serem encerrados, tendo em vista como esta área ainda é incipiente tanto na academia quanto na indústria. De qualquer forma é esperado que o interesse por questões relacionadas a esse assunto cresçam consideravelmente no futuro principalmente pela necessidade gerada pela indústria de manufatura que busca técnicas mais econômicas e precisas de produção.

Os códigos gerados para a análise dos dados se demonstraram eficientes em coletar e comparar os diversos dados adquiridos tanto do sensor do robô quanto do equipamento externo de medição e também para a trajetória programada para o robô. Sendo importante ressaltar o cálculo do erro volumétrico através de técnicas de geometria analítica, uma parte de extrema relevância para o desenvolvimento deste projeto, onde apenas se faz necessário obter os pontos executados pelo robô e compará-los a trajetória programada pelo código fonte de um ensaio do robô.

Um resultado importante deste projeto também é a confiabilidade dos dados advindos do robô quando comparados com equipamentos externos de medição.

Após uma extensa análise de diversas variáveis coletadas pelo robô se percebeu que um dos maiores fatores para a geração do erro é justamente a velocidade de avanço do braço mecânico na peça que está sendo usinada. Quanto mais rápido, menor será a precisão. Um dos resultados principais deste projeto mostra justamente a diferença dos erros para uma peça usinada com a velocidade total peça usinada utilizando o software desenvolvido neste trabalho, que altera somente pontos críticos, ou seja, aqueles que apresentam maior concentração de erros volumétricos. Essa alteração somente nestes trechos para 80% da velocidade estipulada permite unir uma maior qualidade com um tempo de produção aceitável. Tornando então os ganhos expressivos através da redução da erros e alterando de forma não tão significativa o tempo de processo.

Os modelos de aprendizado de máquina geraram bons resultados, acima do esperado. O que faz com que essa técnica seja muito interessante para análises futuras e mostra sua relevância nessa área.

O objetivo principal realmente era entender e tentar elucidar e compreender melhor uma área ainda pouco estudada e com pouca literatura científica desenvolvida. A intenção é que estudos futuros se aprofundem mais em técnicas e propostas apresentadas ao longo deste projeto.

## REFERÊNCIAS

- ASIRI, Sidath. **Machine Learning Classifiers**. Disponível em: <https://towardsdatascience.com/machine-learning-classifiers-a5cc4e1b0623>. (acesso: 27.10.2020).
- BEUTH. **Industrieroboter - Leistungskenngrößen und zugehörige Prüfmethode (ISO 9283:1998); Deutsche Fassung EN ISO 9283:1998**. Disponível em: <https://www.beuth.de/de/norm/din-en-iso-9283/4534078>. (accessed: 03.09.2020).
- DANIEL, Miranda; RAFAEL, Grisi; SINUÊ, Lodovici. **Geometria Analítica e Vetorial**. [S.l.]: UFABC - Universidade Federal do ABC, Santo André, 2014.
- DURCEVIC, Sandra. **Your Modern Business Guide To Data Analysis Methods And Techniques**. Disponível em: <https://www.datapine.com/blog/data-analysis-methods-and-techniques/>. (accessed: 26.09.2020).
- FRAUNHOFER-GESSELLSCHAFT. **Fraunhofer: Fraunhofer-Gesellschaft**. Disponível em: <https://www.fraunhofer.de/>. (acesso: 15.10.2020).
- GROLEMUND, Garrett. **Data Tidying**. Disponível em: <https://garrettgman.github.io/tidying/>. (acesso: 25.10.2020).
- HEXAGON. **LEICA Laser Tracking**. Disponível em: <https://www.hexagonmi.com/products/laser-tracker-systems/leica-absolute-tracker-at960>. (acesso: 20.10.2020).
- IPK, Fraunhofer. **Fraunhofer IPK: Fraunhofer-Institut für Produktionsanlagen und Konstruktionstechnik**. Disponível em: <https://www.ipk.fraunhofer.de/>. (acesso: 15.10.2020).
- JUPYTER. **Project Jupyter**. Disponível em: <https://jupyter.org>. (acesso: 20.10.2020).
- KD. **Analytics, Data Mining, Data Science software/tools used in the past 12 months**. Disponível em: <https://www.kdnuggets.com/polls/2015/analytics-data-mining-data-science-software-used.html>. (accessed: 26.09.2020).

KUKA. **KUKA: Industrierobotik Mittlere Traglast**. Disponível em:

[https://www.kuka.com/-/media/kuka-downloads/imported/9cb8e3%5C%5C11bfd744b4b0eab25ca883f6d3/kuka\\_pb\\_mittlere\\_tl\\_de.pdf](https://www.kuka.com/-/media/kuka-downloads/imported/9cb8e3%5C%5C11bfd744b4b0eab25ca883f6d3/kuka_pb_mittlere_tl_de.pdf). (acesso: 20.10.2020).

NIVITUS. **Boston House Price Prediction Using Machine Learning**. Disponível em:

<https://medium.com/analytics-vidhya/boston-house-price-prediction-using-machine-learning-ad3750a866cd>. (acesso: 27.10.2020).

PUC-RIO. **Algebra Linear I**. Disponível em:

<http://www.mat.puc-rio.br/cursos/MAT1200/roteiros/a9081.pdf>. (acesso: 27.10.2020).

SCIKIT-LEARN. **Machine Learning in Python**. Disponível em:

<https://scikit-learn.org/stable>. (acesso: 27.10.2020).

SPYDER. **Spyder IDE**. Disponível em: <https://www.spyder-ide.org>. (acesso: 20.10.2020).

TREVOR, Hastie; ROBERT, Tibshirani; JEROME, Friedman. **The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction**. [S.l.]: Springer Science Business Media, 2009.

## **ANEXO A – ALGORITMOS DESENVOLVIDOS**

Os algoritmos desenvolvidos ao longo deste trabalho se encontram disponíveis no repositório Github através do link:

<https://github.com/victorodeb/Machining-with-Robots>