



**UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA**  
**CENTRO DE TECNOLOGIA**  
**CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO MECÂNICA**

**RODRIGO CARDOSO**

**OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE TORNEAMENTO DE AÇOS  
ENDURECIDOS ABNT 52100 USANDO MODELOS DE CONFIABILIDADE**

**TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO**

**JOÃO PESSOA/ PB**

**2018**

RODRIGO CARDOSO

**OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE TORNEAMENTO DE AÇOS  
ENDURECIDOS ABNT 52100 USANDO MODELOS DE CONFIABILIDADE**

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação, apresentado a coordenação do Curso de Engenharia de Produção Mecânica da Universidade Federal da Paraíba, como requisito para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Produção Mecânica.

**Orientador:** Prof. Dr. Rogério Santana Peruchi

**JOÃO PESSOA/ PB**

**2018**

C268o Cardoso, Rodrigo

Otimização do processo de torneamento de aços endurecidos ABNT 52100 usando modelos de confiabilidade. / Rodrigo Cardoso. – João Pessoa, 2018Z.

62f. il.:

Orientador: Prof. Dr. Rogério Santana Peruchi.

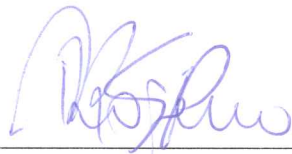
Monografia (Curso de Graduação em Engenharia de Produção Mecânica). Campus I - UFPB / Universidade Federal da Paraíba.

RODRIGO CARDOSO

**OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE TORNEAMENTO DE AÇOS  
ENDURECIDOS ABNT 52100 USANDO MODELOS DE CONFIABILIDADE**

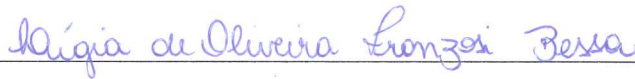
Data: 12 / 06 / 2018

BANCA EXAMINADORA



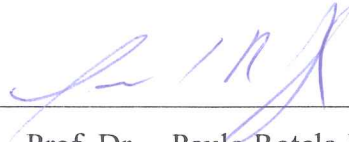
---

Orientador – Prof. Dr. Rogério Santana Peruchi  
Departamento de Engenharia de Produção/CT/UFPB



---

Membro – Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> – Lígia de Oliveira Franzosi Bessa  
Departamento de Engenharia de Produção/CT/UFPB



---

Membro – Prof. Dr. – Paulo Rotela Junior  
Departamento de Engenharia de Produção/CT/UFPB

Dedico este trabalho em homenagem a **Maria Jardimina** (Vó Neuza), vó querida e amada, é a base de tudo que sou hoje.

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço, primeiramente, a **Deus** pelo dom da vida, por guiar-me e proteger-me em toda essa caminhada, fazendo com que eu superasse todos os desafios e realizasse esse sonho.

A minha mãe **Maria do Carmo** e ao meu padrasto **Ari Souza**, pela grande oportunidade e incentivo na busca de mais essa vitória.

A meus irmãos **Regiane**, grande responsável por esta realização, e **Ari Júnior** pelo apoio incondicional.

A todos os meus **familiares** que ao longo dessa trajetória foram minha base, onde pude buscar todas as forças e incentivos necessários para continuar lutando e assim, me fizeram conquistar este resultado.

Meu cunhado e amigo **Celso Loiola**, pelo apoio e incentivo na busca de mais essa vitória.

A minha noiva **Mayssa Lima**, por estar comigo em todos os momentos, pelo seu amor, pela paciência e sabedoria valiosa e ter conseguido superar minha ausência nos momentos que mais precisou de mim.

Aos meus amigos **Arthur** e **Lucas** que estão juntos comigo desde o início do curso, incentivando, apoiando e proporcionando excelentes momentos de alegria e descontração.

Ao professor **Gesson Santana**, pelos primeiros ensinamentos, foi sua base que contribuiu para realização dessa etapa da minha vida.

Ao professor **Rogério Santana Peruchi**, pela valiosa orientação, amizade, pela oportunidade, pela compreensão, paciência e confiança tão fundamentais para a realização deste trabalho.

À **Universidade Federal da Paraíba**, através do corpo docente do departamento de **Engenharia de Produção** e aos funcionários, por tornar possível essa realização.

Enfim, a todos que contribuíram para esta conquista, meu sincero obrigado.

“Algo só é impossível até que alguém  
duvide e resolva provar ao contrário.”

Albert Einstein

## RESUMO

Este trabalho aborda um estudo de modelagem e otimização de um processo de torneamento de aços endurecidos ABNT 52100 usando modelo de confiabilidade. Ao aplicar a otimização simultânea nas variáveis, de qualidade e de confiabilidade, a partir dos arranjos de controle com distribuição de pesos, gerou-se um conjunto de soluções de Pareto-ótimas. Porém, foi necessário aplicar um método para priorizar a melhor resposta. Deste modo, esta pesquisa foi desenvolvida com o objetivo de aplicar o método do Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) para a função de regressão da Rugosidade Superficial. Já para modelar a função de regressão da Vida útil da ferramenta de corte o método de Máxima Verossimilhança (MV) foi aplicado como sendo o mais indicado, uma vez que, a maioria das pesquisas utilizam o método do Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) para modelar variáveis de confiabilidade. Ao aplicar a otimização multiobjetivo através do Método do Critério Global Normalizado (MCGN) foi gerado soluções de Pareto-ótimas. A fim de descobrir qual era a solução ótima do conjunto das soluções de Pareto-ótimas, aplicou-se mais um método, o do Erro Percentual Global (EPG), gerando um ponto ótimo com as seguintes configurações: A velocidade de corte ( $V_c$ ) teve o valor igual a 209,43 m/min, o avanço ( $F_n$ ) igual a 0,0402 mm e a profundidade de corte ( $A_p$ ) igual a 0,1745 mm, resultando assim, os valores otimizado das seguintes variáveis de respostas, a rugosidade ( $R_a$ ) igual a 0,2866 mm e a vida útil da ferramenta de corte ( $T$ ) igual a 16,5712 min. Esses resultados foram os melhores obtidos através da otimização simultânea, para melhor tomada de decisão, do que os resultados obtidos com a otimização individual de cada variável de resposta.

**Palavras-chave:** Torneamento duro, Rugosidade, Confiabilidade, Máxima Verossimilhança, Mínimos Quadrados Ordinários, Otimização multiobjetivo.

## **ABSTRACT**

This paper deals with a modeling and optimization study of an ABNT 52100 hardened steel turning process using a reliability model. When applying the simultaneous optimization in the variables, one of quality and another of reliability, from the control arrangements with weight distribution, a set of Pareto-optimal solutions was generated. However, it was necessary to apply a method to prioritize the best response. Thus, this research was developed with the objective of applying the Ordinary Least Squares (OLS) method to the Surface Roughness regression function. The maximum likelihood method (MV) was applied as the most suitable method, since most of the studies use the Ordinary Least Squares (OLS) method for modeling the regression function reliability variables. When applying multiobjective optimization through the Normalized Global Criterion Method (MCGN), Pareto-optimal solutions were generated. In order to find out which the optimal solution of the set of Pareto-optimal solutions was, another method, the Global Percentage Error (EPG) method, was applied, generating an optimal point with the following configurations: The Cutting Speed ( $V_c$ ) had the value equal to 209.43 m / min, the feed rate ( $F_n$ ) equal to 0.0402 mm and the cut depth ( $A_p$ ) equal to 0.11745 mm, resulting in optimized values of the following response variables, a roughness ratio ( $R_a$ ) equal to 0.2866 mm and Tool life ( $T$ ) equal to 16.5712 min. These results were the best obtained through simultaneous optimization, for better decision making, than the results obtained with the individual optimization of each response variable.

**Keywords:** Hard Turning, Roughness, Reliability, Maximum Likelihood, Ordinary Least Squares, Multiobjective Optimization.

## LISTA DE FIGURA

<b>Figura 0 1:</b> Representação esquemática da superfície de uma peça.....	21
<b>Figura 0 2:</b> Desvio médio aritmético Ra .....	22
<b>Figura 0 3:</b> Avarias característicos em uma Ferramenta de Corte .....	23
<b>Figura 0 4:</b> Fluxograma 1- Passo a passo da análise estatística dos dados para o método de máxima verossimilhança.....	37
<b>Figura 0 5:</b> Fluxograma 2- Passo a passo da análise estatística dos dados para o método dos mínimos quadrados ordinários. ....	38
<b>Figura 0 6:</b> Fluxograma 3- Passo a passo da Otimização Simultânea Multiobjectivo ..	39
<b>Figura 0 7:</b> Início do processo de torneamento .....	41
<b>Figura 0 8:</b> Torneamento no meio do processo .....	41
<b>Figura 0 9:</b> Resultado da peça ao final do processo .....	42
<b>Figura 10:</b> Rugosímetro portátil utilizado no experimento .....	42
<b>Figura 11:</b> Representação das variáveis de controle selecionadas .....	43
<b>Figura 12:</b> Detalhamento do torno CNC utilizado nos experimentos de confirmação .	44
<b>Figura 13:</b> Detalhamento do torno CNC já com o corpo de prova .....	45
<b>Figura 14:</b> Gráfico dos efeitos principais das variáveis de controle para Vida da ferramenta.....	48
<b>Figura 15:</b> Gráfico do teste de normalidade dos resíduos .....	49
<b>Figura 16:</b> Gráfico dos efeitos principais das variáveis de controle para Rugosidade..	50
<b>Figura 17:</b> Rugosidade Ra versos Vida da ferramenta T .....	54

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 0 1:</b> Composição química do aço endurecido ABNT 52100 .....	19
<b>Tabela 0 2:</b> Níveis de fatores CCD.....	43
<b>Tabela 0 3:</b> Planejamento Fatorial para o tempo até a falha (T) e Rugosidade (Ra).....	45
<b>Tabela 0 4:</b> Teste modelos de confiabilidade para as distribuições de probabilidade ...	46
<b>Tabela 0 5:</b> Modelo de Regressão para a Vida da Ferramenta (T).....	47
<b>Tabela 0 6:</b> Modelo de Regressão para Rugosidade (Ra).....	49
<b>Tabela 0 7:</b> Otimização simultânea entre uma característica de qualidade Ra e de confiabilidade T .....	53

## LISTA DE SIGLAS

Ap	-	Profundidade de corte
AL	-	Alumínio
ABNT	-	Associação Brasileira de Normas Técnicas
C	-	Carbono
CNC	-	Controle Numérico Computadorizado
Cr	-	Cromo
EOLS	-	Estimadores dos Mínimos Quadrados Ordinários
EPG	-	Erro Percentual Global
Fn	-	Avanço
KW	-	Quilowatt
Ln	-	Função Logaritmo
MCGN	-	Método de Critério Global Normalizado
Mn	-	Manganês
Mo	-	Molibdênio
MV	-	Máxima Verossimilhança
NBR	-	Norma Brasileira
PCBN	-	Nitreto Cúbico de Boro Policristalino
O	-	Oxigênio
P	-	Fósforo
Ra	-	Rugosidade Superficial
RSM	-	Metodologia de Superfície de Resposta
S	-	Enxofre
Si	-	Silício
T	-	Vida da Ferramenta de corte
Ti	-	Titânio
TTF	-	Tempo até a Falha
Vc	-	Velocidade de corte
$\sigma$	-	Variância

## SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	15
<b>1.1 Objetivos gerais.....</b>	<b>17</b>
<b>1.2 Objetivos específicos.....</b>	<b>17</b>
<b>1.3. Justificativa .....</b>	<b>18</b>
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....	18
<b>2.1 Torneamento de aço endurecido ABNT 52100 .....</b>	<b>19</b>
<b>2.1.1 Rugosidade superficial (Ra).....</b>	<b>20</b>
<b>2.1.2 Vida da Ferramenta (T).....</b>	<b>22</b>
<b>2.2 Análise de regressão .....</b>	<b>23</b>
<b>2.2.1 Método de mínimos quadrados ordinários (OLS).....</b>	<b>25</b>
<b>2.2.2 Métodos de máxima verossimilhança para estimar modelos de confiabilidade (MV).....</b>	<b>27</b>
<b>2.3 Otimização multiobjetivo.....</b>	<b>29</b>
<b>2.3.1 Método do Critério Global Normalizado (MCGN).....</b>	<b>29</b>
<b>2.3.2 Erro percentual global das respostas Pareto-ótimas (EPG).....</b>	<b>30</b>
3. MÉTODO PROPOSTO DE PESQUISA .....	31
<b>3.1 Classificação da metodologia de pesquisa .....</b>	<b>31</b>
<b>3.2 Método experimental proposto.....</b>	<b>32</b>
<b>3.2.1 Reconhecimento e declaração do problema de qualidade e de confiabilidade .....</b>	<b>32</b>
<b>3.2.2 Definição das variáveis de resposta.....</b>	<b>33</b>
<b>3.2.3 Definição das variáveis de controle e seus níveis .....</b>	<b>35</b>
<b>3.2.4 Escolha do arranjo experimental .....</b>	<b>35</b>
<b>3.2.5 Realização dos experimentos .....</b>	<b>36</b>
<b>3.2.6 Análise estatística dos dados.....</b>	<b>36</b>

<b>3.2.7 Conclusões e recomendações</b> .....	40
<b>4. ANÁLISE DE RESULTADOS</b> .....	40
<b>4.1 Declaração do problema de qualidade e de confiabilidade</b> .....	40
<b>4.2 Definição das variáveis resposta</b> .....	41
<b>4.3 Definição das variáveis de controle e seus níveis</b> .....	42
<b>4.4 Escolha do arranjo experimental</b> .....	43
<b>4.5 Realização dos experimentos</b> .....	44
<b>4.6 Análise estatística dos dados</b> .....	46
<b>4.6.1 Método de máxima verossimilhança (MV)</b> .....	46
<b>4.6.2 Método dos mínimos quadrados ordinários (OLS)</b> .....	48
<b>4.6.3 Otimização multiobjetivo</b> .....	50
<b>4.7 Conclusões e recomendações</b> .....	54
<b>5. CONCLUSÃO</b> .....	55
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	57
<b>APÊNDICE</b> .....	61

## 1. INTRODUÇÃO

Atualmente, uma atenção maior vem sendo dada a compreensão dos processos de torneamento de aços endurecidos. Assim, a usinagem tradicional de materiais endurecidos, geralmente, requer alguns processos de torneamento, tratamento térmico e retificação. No entanto, o torneamento de aços endurecidos pode eliminar parte desses processos. Com isso, o tempo de ciclo do processo é diminuído, enquanto a produtividade é aumentada e o custo reduzido. Esta operação tornou-se um importante processo de fabricação dentro de uma ampla gama de aplicações industriais, tais como engrenagens, eixos, rolamentos, cames, peças forjadas, moldes e matrizes (PERUCHI et al., 2017).

Considerando que o objetivo final do torneamento é remover o material da peça em um único corte, em vez de uma longa operação de retificação, uma grande quantidade de melhorias pode ser obtida, pois, esse processo de usinagem pode reduzir o tempo de processamento, o custo de produção e a configuração dos tempos, além de uma rugosidade superficial adequada (PAIVA et al., 2009).

Tamizharasan; Sevaraj e Haq An (2006) destacam que em um processo de torneamento de aço endurecido, estudar suas propriedades é de grande importância para poder-se avaliar o quanto essas propriedades podem influenciar no processo. No processo de torneamento de aço endurecido muitas de suas propriedades são previsíveis, como desgaste da ferramenta, vida útil da ferramenta, qualidade da superfície usinada e quantidade de material removida.

Uma das propriedades importantes no processo de torneamento de aço endurecido é a rugosidade superficial, sendo uma característica da qualidade da peça usinada. Segundo Davim (2008) a rugosidade superficial é de grande importância e a mesma deve ser garantida pelo processo de usinagem. Entretanto, devido à utilização de parâmetros incorretos, no decorrer do processo surgem problemas relacionados ao acabamento superficial tais como: tensões concentradoras na superfície usinada, propagação de trincas, ruptura do material etc. Desta forma, uma superfície usinada com baixa rugosidade superficial limita a inicialização e propagação das trincas, o que contribui para um aumento da vida útil da peça, ou seja, aumenta a sua confiabilidade.

Ao término do processo de torneamento de aço endurecido, a peça usinada passa por diversas etapas de inspeção, para obter a certificação. O objetivo é confirmar a qualidade especificada da peça, por meio de um resultado de confiabilidade. Para

Simonetti (2009) confiabilidade é definida como sendo a probabilidade de que um componente, equipamento ou sistema exercerá sua função sem falhas por um período de tempo previsto, sob condições de operação especificadas. Portanto, torna-se indiscutível a importância da análise do estudo da confiabilidade para sistemas ou processos industriais.

Em um processo de torneamento de aço endurecido, a propriedade vida da ferramenta é característica de confiabilidade, assim, aumentar a vida da ferramenta é essencial para a diminuição dos custos de produção e conseqüentemente maior tempo possível de sobrevivência no processo produtivo. Ferramentas de corte tem uma vida limitada devido ao desgaste gradual e progressivo (APPA RAO; CHOUDHURY, 1999).

Segundo Tamizharasan; Sevaraj e Haq An (2006) a maioria das características de desempenho de torneamento de aços endurecidos são previsíveis e, portanto, podem ser modeladas. Esses modelos, obtidos de diferentes maneiras, podem ser usados como funções objetivas em algoritmos de otimização, simulação, controle e previsão.

Para realizar a tarefa de construção de modelos, muitos pesquisadores têm utilizado a metodologia de superfície de resposta (RSM) (IQBAL et al., 2008; ÖZEL, KARPAT, 2005; KWAK, 2005). Nesta metodologia, os efeitos dos parâmetros de corte nas saídas de usinagem são obtidos usando experimentos capazes de gerar dados apropriados para análise estatística eficiente que, por sua vez, produz conclusões e modelos válidos e objetivos (MONTGOMERY, 2001).

Preocupados com o aspecto da melhoria da usinagem, alguns pesquisadores investigaram o uso de métodos de otimização multiobjetivo na usinagem de aço endurecidos. Karpat e Ozel (2005) propuseram uma metodologia baseada em redes neurais e enxame de partículas para modelar e otimizar respectivamente três operações de torneamento de aços endurecidos de múltiplas respostas: (1<sup>a</sup>) a minimização simultânea da rugosidade superficial e do tempo de usinagem de um aço ABNT H13; (2<sup>a</sup>) a maximização da vida útil da ferramenta e taxa de remoção de material de 100Cr6; e (3<sup>a</sup>) a minimização da tensão residual de tração e rugosidade superficial de um aço temperado ABNT 52100.

Benga e Abrão (2003) estudaram a vida útil da ferramenta e o acabamento superficial no torneamento do aço endurecido 100Cr6 usando RSM. Já Singh e Rao (2007) conduziram uma investigação experimental dos efeitos das condições de corte e

da geometria da ferramenta na rugosidade da superfície no torneamento de acabamento de aço endurecido ABNT 52100 em uma peça de rolamento.

Em pesquisas de Paiva et al. (2009); Gomes (2013); Benga e Abrão (2003); Campos (2011) entre outros, que modelaram a vida da ferramenta, o método dos Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) é utilizado. Porém, essa pesquisa tem como base para melhor modelar a variável de tempo até a falha ocorrer, ou seja, vida útil da ferramenta de corte, através do método de Máxima Verossimilhança (MV).

Através de uma análise estatística, é possível destacar as vantagens do método de Máxima Verossimilhança que possui métodos de análises de grande relevância para se prever condições extremas de avaliação de tempo até a falha, podendo estimar valores de confiabilidade para determinados tempo até a falha. Pode-se destacar também que, o método de Máxima Verossimilhança fornece informações bem mais fundamentais para a análise da vida de ferramenta de corte, com uma adequação aos dados estatísticos bastante significativa (ALBUQUERQUE, 2018).

Assim, baseado no contexto discutido anteriormente e na delimitação apresentada, foi proposto o seguinte problema de pesquisa: **Qual a configuração dos parâmetros de corte do processo de torneamento do aço endurecido ABNT 52100 que otimizam simultaneamente a confiabilidade e a qualidade do processo?**

### ***1.1 Objetivos gerais***

Determinar qual a configuração dos parâmetros de corte do processo de torneamento do aço endurecido ABNT 52100 que otimizam simultaneamente a confiabilidade e a qualidade do processo.

### ***1.2 Objetivos específicos***

- Criar um procedimento que envolva modelagem e otimização simultânea de qualidade e confiabilidade de um processo pelos métodos de mínimos quadrados ordinários, máxima verossimilhança e método do critério global normalizado;
- Aplicar o procedimento em um caso real de torneamento do aço endurecido ABNT 52100;
- Determinar os parâmetros de corte que mais influenciam na qualidade e na confiabilidade;

- Identificar as soluções Pareto-ótimas para distintos pesos das respostas em estudo;
- Aplicar um indicador para selecionar a melhor solução Pareto-ótima;

### ***1.3. Justificativa***

Em relação ao modelo estatístico, é importante que se faça uso de um melhor modelo estatístico de análise de confiabilidade. Assim, usando esse melhor modelo para calcular a vida da ferramenta com precisão terá grande influência nos custos finais da produção, aumentará a produtividade, evitará a perda do material utilizado na usinagem por poder prever quando a ferramenta irá falhar.

Os fatores econômicos conduzem as empresas em busca de cada vez mais lucros e crescimento organizacional no mercado competitivo. As empresas ao aplicar a otimização multiobjectivo usando modelos de confiabilidade, poderão ter um aumento na produção evitando que haja parada por falha da ferramenta e ainda ter uma maior qualidade nas peças usinadas.

Academicamente, esse estudo ajuda a preencher uma lacuna citada por diversos autores que estudam a otimização do processo de torneamento de aços endurecidos ABNT 52100 usando modelos de confiabilidade, a escassez de estudos e principalmente da aplicação da otimização do processo de torneamento de aços endurecidos ABNT 52100 usando modelos de confiabilidade em empresas reais.

## **2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

Serão abordados alguns aspectos teóricos e conceituais que caracterizam a fundamentação teórica do presente trabalho. Para tanto, serão enfatizados os aspectos teóricos e conceituais de um processo de torneamento de aço endurecido ABNT 52100, rugosidade superficial e vida da ferramenta de corte. Uma análise de regressão com dados de confiabilidade de processos; método de mínimos quadrados ordinários; método de máxima verossimilhança para estimar modelos de confiabilidade também serão utilizados. Em destaque, a otimização multiobjectivo, método do critério global normalizado e o método erro percentual global.

## 2.1 Torneamento de aço endurecido ABNT 52100

Convencionou-se chamar de torneamento de aços endurecido, a usinagem de materiais com dureza na faixa de 45 à 65 HRC (446 à 832 HV). A usinagem de materiais na forma endurecida, até poucos anos, era executada somente pelo processo de retificação (CAMPOS, 2015; DAVIM, 2011). A *Tabela 01*, a seguir, representa a composição química do aço endurecido ABNT 52100.

**Tabela 0 1:** Composição química do aço endurecido ABNT 52100

% C	% Mn	% P	% S	% Si	% Cr
0,98 – 1,10	0,25 – 0,45	0,025	0,025	0,15 – 0,35	1,30 – 1,60

**Fonte:** Asm Handbook (1990).

Segundo Campos (2015) em um processo de torneamento de materiais endurecidos os parâmetros de usinagem empregados são peculiares de uma operação de acabamento, cujas a velocidade de corte ( $V_c$ ) e a profundidade de corte ( $a_p$ ) são utilizados valores inferiores aos praticados no tratamento de materiais não endurecidos. Já os valores de avanços ( $f_n$ ) são compatíveis com os padrões de acabamentos superficiais desejados em outros processos.

Segundo Abraão (1995) em um processo torneamento de aço ABNT 52100 comprovou-se que durante a operação de acabamento, a força radial é maior que as outras componentes de forças, isso acontece devido ao menor ângulo de posição causado pelo pequeno valor da profundidade de corte em relação ao valor do raio de ponta da ferramenta. Na operação de desbaste, as forças de corte podem ter uma ligeira diminuição devido ao aumento da velocidade de corte e ao aumento linear do avanço e a profundidade de corte.

Blanpain (1987) menciona que a ferramenta é uma das primeiras criações do homem, novos conhecimentos adquiridos, como a descoberta dos metais mais resistentes, dando maior durabilidade aos instrumentos de trabalho. Pode ser definida nos seguintes termos: Ferramenta ou utensílio é o instrumento ou dispositivo que operário ou artesão maneja para o exercício de sua profissão. Em termos de qualidade para obter as mesmas através do processo de torneamento de aços endurecidos, faz-se necessário à utilização de ferramentas de corte confeccionadas com materiais que

atendam a alguns requisitos, com base nisso, a seguir, serão apresentadas as características (KONIG et al.,1984):

- Alta dureza à ambiente e à quente (maiores que as ferramentas tradicionais de materiais duro);
- Alta resistência à ruptura transversal (maior que  $390 \text{ N/mm}^2$ );
- Alta tenacidade à fratura (maior que  $5 \text{ Mpa.m}^{1/2}$ );
- Alta resistência à compressão;
- Alta resistência ao choque térmico;
- Alta resistência às reações química;
- Alta resistência ao cisalhamento.

### ***2.1.1 Rugosidade superficial (Ra)***

Para Lemaster (2004) a textura de uma superfície de forma tridimensional, é descrita como a topografia, rugosidade, ou irregularidades de uma interface entre uma substância e seu entorno. A rugosidade de uma superfície inclui pequenas irregularidades (pequenos comprimentos de onda) que são resultados do processo em que foi gerado ou condições do material.

Segundo Lemaster (2004) a rugosidade de uma superfície é propriedade importante dos materiais para o funcionamento e desempenho em um processo de usinagem e serve como parâmetro quantitativo da qualidade da superfície podendo ser utilizados para controlar um processo de produção.

Desta maneira, Carpinetti (1996) relata que a textura ou rugosidade superficial caracteriza-se pelas micro-irregularidades geométricas deixadas na superfície em peças usinado decorrentes do processo de fabricação.

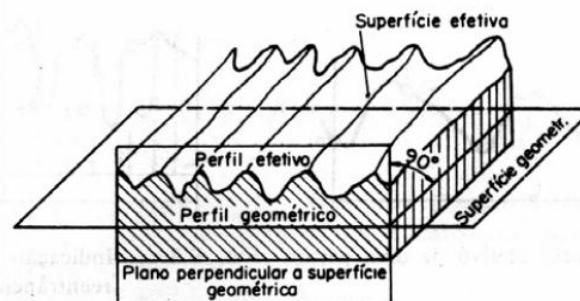
De acordo com a norma NBR 6405/1988 da ABNT, que adota o Sistema M, que tem por base a linha média, têm-se as seguintes definições e expressões:

- **Superfície real:** Superfície que limita um corpo e o separa do meio que o envolve.
- **Superfície geométrica:** Superfície ideal prescrita no projeto, na qual não existem erros de forma e de acabamento. Exemplos: superfície plana, superfície cilíndrica, superfície esférica, etc.
- **Superfície efetiva:** Superfície apresentada e analisada pelo aparelho de medição.

- **Perfil real:** Interseção da superfície real com um plano perpendicular à superfície geométrica.
- **Perfil geométrico:** Interseção da superfície geométrica com um plano a ela perpendicular.
- **Perfil efetivo:** Interseção da superfície efetiva com um plano perpendicular à superfície geométrica. Representa a imagem aproximada do perfil real.
- **Perfil da rugosidade:** perfil obtido a partir do perfil efetivo por um instrumento de avaliação após filtragem.
- **Irregularidade das superfícies:** Saliências e reentrâncias existentes na superfície real.

Na *Figura 01* mostra-se a representação esquemática de alguns planos e superfícies definidas.

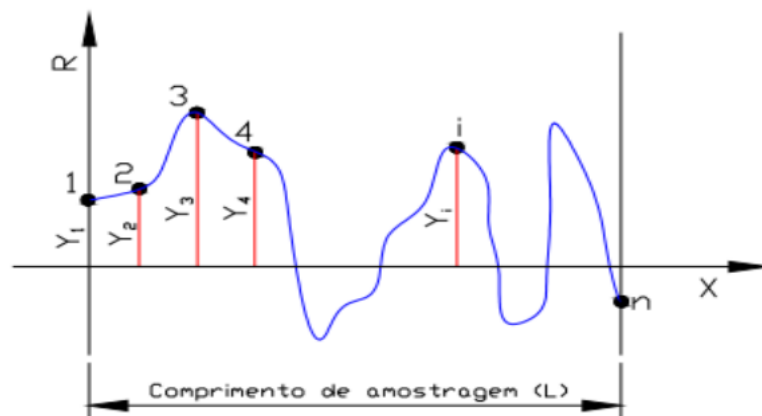
**Figura 0 1:** Representação esquemática da superfície de uma peça



**Fonte:** Ferraresi (1977)

Segundo Campos (2011) a norma brasileira adota “Ra” como método de medição. Desvio médio aritmético (Ra) é a média aritmética dos valores absolutos das ordenadas do perfil efetivo (medido) em relação à linha média em um comprimento de amostragem. Existem outros parâmetros de rugosidade tais como Rx, Ry, Rz, entre outros. A *Figura 02* mostra como é feito o cálculo de Ra.

**Figura 0 2:** Desvio médio aritmético Ra



Fonte: Agostinho, *et al.* (1990)

Onde:

$$R_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i| \quad (2.1)$$

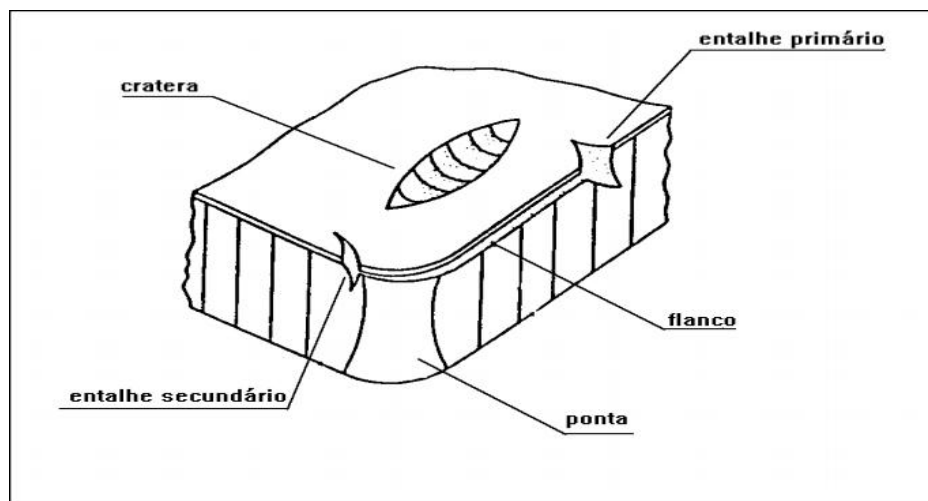
### 2.1.2 Vida da Ferramenta ( $T$ )

Segundo Mills e Redford (1983) a vida de uma ferramenta pode ser definida como sendo o tempo em que a mesma trabalha, efetivamente, sem perder a sua capacidade de corte ou até que atinja um critério de fim de vida previamente estabelecido. Ao atingir esse tempo estabelecido, a ferramenta de corte deve ser reafiada ou substituída. Para Mills e Redford (1983) a perda da capacidade de corte da ferramenta é avaliada, geralmente, através de um grau de desgaste determinado, o qual define a vida de uma ferramenta de corte.

Controlando-se fatores em uma operação de usinagem, pode-se saber quando a ferramenta deve ser substituída ou reafiada. Além disso, fatores econômicos podem também definir a fixação de determinado grau de desgaste (MACHADO; SILVA, 1999).

A *Figura 03* apresenta as avarias de flanco, de ponta, de cratera, de entalhes primário e secundário, que podem surgir nas ferramentas.

**Figura 0 3:** Avarias característicos em uma Ferramenta de Corte



Fonte: Costa, Junior, Azevedo (1999)

## 2.2 Análise de regressão

Segundo Sanvicente e Santos (1995), a análise de regressão é uma metodologia estatística para determinar a relação entre duas ou mais variáveis quantitativas (ou qualitativas), de tal forma que, uma variável pode ser predita a partir de outra ou outras, ou seja, essa metodologia consiste em realizar uma análise estatística com o objetivo de verificar a existência de uma relação funcional entre uma variável dependente (critério) e uma ou mais variáveis (preditoras).

Portanto, pelo processo estatístico se determina uma expressão algébrica que relaciona a variável dependente, as variáveis independentes ou explicativas de seu comportamento, consistindo na obtenção de uma equação que tenta explicitar a variação da variável dependente, pela variação do(s) nível(is) da(s) variável(is) independente(s); (SANVICENTE; SANTOS,1995). Para Montgomery (2013) um modelo de regressão pode ser descrito em relação a uma variável dependente e outra independente, essa relação é expressa a seguir:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \varepsilon \quad (2.2)$$

Onde  $Y$  representa a variável dependente,  $x_1$  e  $x_2$  representam a variação das variáveis independentes. Este é um modelo de regressão linear múltipla com duas variáveis independentes. Muitas vezes, as variáveis independentes são denominadas variáveis preditoras ou regressores. O termo linear é usado porque a *equação 2.2* é uma função linear dos parâmetros desconhecidos  $\beta_0$ ,  $\beta_1$  e  $\beta_2$ . O modelo descreve um plano no espaço bidimensional  $x_1, x_2$ . O parâmetro  $\beta_0$  define a intercepção do plano. As vezes, chamamos coeficientes de regressão parcial  $\beta_1$  e  $\beta_2$ , porque  $\beta_1$  mede a mudança esperada em  $Y$  por variação de unidade em  $x_1$  quando  $x_2$  é mantida constante e  $\beta_2$  mede a mudança esperada em  $Y$  por unidade de mudança em  $x_2$  quando  $x_1$  é mantida constante (MONTGOMERY, 2013).

Em geral, a variável de resposta  $Y$  pode estar relacionada à  $k$  variáveis regressoras. O modelo

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (2.3)$$

é chamado de modelo de regressão linear múltipla com  $k$  variáveis regressoras. Os parâmetros  $\beta_j$ ,  $j = 0, 1, \dots, k$ , são chamados de **coeficientes de regressão**. Este modelo descreve um hiperplano no espaço  $k$ -dimensional das variáveis regressoras  $\{x_j\}$ . O parâmetro  $\beta_j$  representa a mudança esperada na resposta  $y$  por variação da unidade em  $x_j$ , quando todas as variáveis independentes restantes  $x_i$  ( $i \neq j$ ) são mantidas constantes.

Os modelos que são mais complexos do que a equação 2.2 podem, muitas vezes, ser analisados por técnicas de regressão linear múltipla. Por exemplo, considere adicionar um termo de interação ao modelo de primeira ordem em duas variáveis, digamos:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \varepsilon \quad (2.4)$$

Se deixarmos  $x_3 = x_1 x_2$  e  $\beta_3 = \beta_{12}$ , então, a equação 2.3 pode ser escrita como

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \varepsilon \quad (2.5)$$

que é um modelo padrão de regressão linear múltipla com três regressores. É importante ressaltar que, a apresentação de modelos empíricos é para expressar quantitativamente

os resultados de um projeto fatorial de dois níveis (MONTGOMERY, 2013). Como outro exemplo, considere o modelo de superfície de resposta de segunda ordem em duas variáveis:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_1^2 + \beta_4 x_2^2 + \beta_5 x_1 x_2 + \varepsilon \quad (2.6)$$

Se deixarmos,  $x_3 = x_1^2$ ,  $x_4 = x_2^2$ ,  $x_5 = x_1 x_2$ ,  $\beta_3 = \beta_{11}$ ,  $\beta_4 = \beta_{22}$  e  $\beta_5 = \beta_{12}$ , então, torna-se:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + \beta_5 x_5 + \varepsilon \quad (2.7)$$

que é um modelo de regressão linear. Em geral, qualquer modelo de regressão linear nos parâmetros (os  $\beta$ 's) é um modelo de regressão linear, independentemente da forma da superfície de resposta que ele gera (MONTGOMERY, 2013).

Neste tópico, resumiremos os métodos para estimar os parâmetros em modelos de regressão linear múltipla. Isso, geralmente, é chamado de montagem de modelos. O foco é, principalmente, nesses aspectos da análise de regressão úteis em experimentos projetados. Para apresentações mais completas de regressão, consulte (MONTGOMERY; PECK; VINING, 2006; MYERS, 1990).

### **2.2.1 Método de mínimos quadrados ordinários (OLS)**

A obtenção de estimadores, a partir de dados experimentais sujeitos a erros aleatórios, pode-se chamar de tratamento estatístico de dados experimentais. Entre os diversos métodos disponíveis para o tratamento de dados experimentais sujeitos a erros aleatórios, o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) é o mais conhecido e, certamente, o mais útil e usado nesses tipos de experimentos (OTAVIANO, 2006).

Segundo Montgomery (2012) o método dos mínimos quadrados é tipicamente usado para estimar os coeficientes de regressão em um múltiplo modelo de regressão linear. Suponha-se que  $n > k$  são as observações sobre a variável de resposta ( $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$ ). Junto com cada resposta observada  $Y_i$ , tem-se uma observação em cada variável de regressão e deixe  $x_{ij}$  denotar a  $i$ -ésima observação ou nível de variável  $x_j$ . Assume-se

que o termo de erro  $\varepsilon$  no modelo e que o  $\{\varepsilon_i\}$  são variáveis aleatórias não correlacionadas.

Pode-se escrever a equação do modelo em termos das observações como:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i$$

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.8)$$

O método Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) escolhe os  $\beta$ 's na equação (2.8) para que a soma dos quadrados dos erros,  $\varepsilon_i$ , seja minimizado. A função (OLS) é (MONTGOMERY, 2012)

$$L(y_i, x_i, \beta_0, \beta_1) = \sum_{j=1}^k \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n \left( Y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} \right)^2 \quad (2.9)$$

Para encontrar os estimadores dos parâmetros, minimiza-se a função  $L(y_i, x_i, \beta_0, \beta_1, \sigma^2)$  em relação aos parâmetros  $\beta_0$  e  $\beta_j$ . Para isto, deriva-se a equação (2.9) em relação aos parâmetros  $\beta_0$  e  $\beta_j$  (MONTGOMERY, 2012).

Assim:

$$\frac{\partial L(\beta_0, \beta_j)}{\partial \beta_0} = -2 \sum_{i=1}^n \left( y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} \right)$$

$$e \frac{\partial L(\beta_0, \beta_j)}{\partial \beta_j} = -2 \sum_{i=1}^n \left( y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} \right) x_{ij}$$

Substituindo  $\beta_0$  e  $\beta_j$  por  $\hat{\beta}_0$  e  $\hat{\beta}_j$ , para indicar valores particulares dos parâmetros que minimizam  $L(y_i, x_i, \beta_0, \beta_1, \sigma^2)$ , e igualando as derivadas parciais à zero, obtém-se, finalmente, as seguintes equações para  $\hat{\beta}_0$  e  $\hat{\beta}_j$  (MONTGOMERY, 2012):

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_j \bar{x} \quad (2.10)$$

$$\hat{\beta}_j = \frac{\sum_{i=1}^n x_i Y_i - n\bar{x}\bar{Y}}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - n\bar{x}^2} \quad (2.11)$$

Em que  $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$  e  $\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$  são as médias de  $x$  e da variável  $Y$ , respectivamente.

Os valores de  $\hat{\beta}_0$  e  $\hat{\beta}_j$ , assim determinados, são chamados Estimadores de Mínimos Quadrados Ordinários (EOLS). O modelo de regressão linear simples ajustado é então:

$$\bar{Y} = \beta_0 + \beta_j \bar{X} \quad (2.12)$$

### ***2.2.2 Métodos de máxima verossimilhança para estimar modelos de confiabilidade (MV)***

Considera-se que  $x$  seja uma variável aleatória com distribuição de probabilidade  $f(x, \theta)$ , onde  $\theta$  é um parâmetro desconhecido. Com  $x_1, x_2, \dots, x_n$  sendo uma amostra aleatória de  $n$  observações. A função de verossimilhança é a distribuição de probabilidade, com as observações da amostra consideradas fixas, e o parâmetro desconhecido (MONTGOMERY, 2013).

Consideram-se os dados  $(y_i, x_i)$ , com  $i = 1, 2, \dots, n$ . Se assumir que os erros no modelo de regressão são NID  $(0, \sigma^2)$ , então, as observações  $y_i$  nesta amostra são variáveis aleatórias normal e independente distribuídas com média  $\beta_0 + \beta_1 x_i$  e variância  $\sigma^2$ . Se a forma da distribuição dos erros é conhecida, o método da máxima verossimilhança pode ser usado (MONTGOMERY, 2012).

A função de verossimilhança é encontrada a partir da distribuição conjunta das observações. Se considerar esta distribuição, conjuntamente, com as observações dadas e os parâmetros  $\beta_0, \beta_1$  e  $\sigma^2$  constantes desconhecidas, tem-se a função de verossimilhança. Para o modelo de regressão linear simples com erros normais, a função de verossimilhança é dada por:

$$L(y_i, x_i, \beta_0, \beta_1, \sigma^2) = \prod_{i=1}^n (2\pi\sigma)^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2\right] \quad (2.13)$$

$$L(y_i, x_i, \beta_0, \beta_1, \sigma^2) = (2\pi\sigma)^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \sum (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2\right] \quad (2.14)$$

Os estimadores de máxima verossimilhança são os valores dos parâmetros, que são  $\bar{\beta}_0$ ,  $\bar{\beta}_1$  e  $\bar{\sigma}^2$ , esses valores são quem maximizam a função de verossimilhança (MONTGOMERY, 2013).

Assim, aplicando-se a função logaritmo, tem-se,

$$\ln L(y_i, x_i, \beta_0, \beta_1, \sigma^2) = -\left(\frac{1}{2\sigma^2}\right) \sum (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2 \quad (2.15)$$

os estimadores de máxima verossimilhança são  $\bar{\beta}_0$ ,  $\bar{\beta}_1$  e  $\bar{\sigma}^2$  que devem satisfazer:

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \beta_0} \left(\frac{1}{\sigma^2}\right) \sum (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2 = 0$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \beta_1} = \left(\frac{1}{\sigma^2}\right) \sum (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) x_i = 0$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \sigma^2} = -\frac{n}{\sigma^2} + \frac{n}{\sigma^4} \sum (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2 = 0$$

Derivando e igualando a zero, as equações geradas dos estimadores de máxima verossimilhança são:

$$\bar{\beta}_0 = \bar{y} - \bar{\beta}_1 \bar{x} \quad (2.16)$$

$$\bar{\beta}_1 = \frac{\sum y_i (x_i - \bar{x})}{\sum (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.17)$$

$$\bar{\sigma}^2 = \frac{\sum (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2}{n} \quad (2.18)$$

Observa-se que os estimadores de máxima verossimilhança da intercepção e inclinação,  $\bar{\beta}_0$  e  $\bar{\beta}_1$  são idênticos aos estimadores de mínimos quadrados desses parâmetros. Além disso, é um estimador tendencioso de  $\bar{\sigma}^2$ .

Para modelos de regressão com distribuição *Weibull*, Exponencial, Lognormal ou Loglogístico, a equação utilizada será:

$$Y = \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + \delta_i) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.19)$$

Já para modelos de distribuição Normal, Valor extremo ou Logístico, a equação utilizada será:

$$Y = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} + \delta_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.20)$$

Analogamente, tem-se como resposta os estimadores de máxima verossimilhança das equações (2.16), (2.17) e (2.18) citados anteriormente.

## 2.3 Otimização multiobjetivo

### 2.3.1 Método do Critério Global Normalizado (MCGN)

O Método do Critério Global Normalizado tem como objetivo levar em consideração a amplitude de variação de cada resposta. Neste caso, a função global escalonada  $F(\mathbf{x})$  é escrita por (ARDAKANI; WULFF, 2012):

$$\begin{aligned} \text{Minimizar } F(\mathbf{x}) &= \sum_{i=1}^q w_i \bar{f}_i(\mathbf{x}) \\ \text{Sujeito a: } g_j(\mathbf{x}) &\leq 0 \end{aligned} \quad (2.21)$$

Onde:

$g_j(x) \leq 0$ , restrição da otimização;

$$\bar{f}_i(\mathbf{x}) = \frac{f_i(\mathbf{x}) - f_i^U}{f_i^N - f_i^U} \text{ para minimizar} \quad (2.22)$$

$$\bar{f}_i(\mathbf{x}) = \frac{f_i^U - f_i(\mathbf{x})}{f_i^U - f_i^N} \text{ para maximizar} \quad (2.23)$$

$$\begin{bmatrix} f_1^U & f_2^N \\ f_1^N & f_2^U \end{bmatrix} \quad \text{matriz Payoff}$$

Assim,  $f_i^U$  e  $f_i^N$  são os pontos de Utopia e de Nadir, obtidos de uma matriz Payoff. Em um problema biobjetivo, Utopia é a otimização de  $f_1$  e Nadir é o resultado corresponde em  $f_2$ .

O  $W_i$  é o peso atribuído a cada resposta no problema de otimização, Algoritmo: Gradiente Reduzido Generalizado (GRG). Neste método, a função normalizada assumirá valores  $\mathbf{f} = [\mathbf{0}, \mathbf{1}]$ . O algoritmo terá sucesso quando mais próximo de zero for o resultado da função normalizada,  $\bar{f}$ .

### 2.3.2 Erro percentual global das respostas Pareto-ótimas (EPG)

Uma tarefa importante dos métodos de otimização multiobjetivo é de identificar, não somente, um ponto de ótimo, mas, um conjunto de soluções Pareto-ótimas que, juntas, delimitem a fronteira de eficiência do problema, conhecida como fronteira de Pareto (KONAK *et al.*, 2006).

Para encontrar a melhor solução ótima do conjunto de soluções Pareto-ótimas, é necessário que se utilize, para esta tarefa, a função erro percentual global. Essa função foi definida como sendo a soma dos desvios percentuais absolutos das soluções Pareto-ótimas em relação aos seus alvos (GOMES, 2013).

Uma vez que a função erro percentual global pode ser modelada, a identificação dos pesos ótimos é obtida resolvendo-se um problema de otimização não-linear cujo objetivo é a minimização desta função e os pesos são as variáveis de decisão. Os pesos ótimos ficam, então, caracterizados como a combinação de valores que fazem o erro percentual global ser o menor possível (GOMES, 2013).

$$EPG = \sum_{i=1}^m \left| \frac{y_i^*}{A_i} - 1 \right| \quad (2.24)$$

Onde:

$EPG$  – Erro percentual global das respostas Pareto-ótimas em relação aos alvos

$y_i^*$  – Valores das respostas Pareto-ótimas

$A_i$  – Alvos definidos

$m$  – Número de objetivos

### 3. MÉTODO PROPOSTO DE PESQUISA

Nessa metodologia proposta de pesquisa é abordada a classificação da pesquisa e logo em seguida, o método proposto de pesquisa contendo o procedimento a ser seguido para facilitar a compreensão e análise dos dados explorados.

#### 3.1 Classificação da metodologia de pesquisa

O método de pesquisa, aqui abordado, objetiva direcionar o caminho utilizado para alcançar os objetivos finais da pesquisa. Está pesquisa é classificada como sendo de caráter exploratório e de abordagem quantitativa. Para Gil (2008) a pesquisa exploratória tem capacidade de proporcionar uma maior relação com o assunto abordado, normalmente é usada para uma melhor compreensão do assunto estudado, com vistas a torná-lo mais explícito ou a construir hipóteses. Já em relação à abordagem quantitativa, é uma abordagem que utiliza uma linguagem numérica para expressar seus resultados, que nem sempre são de fácil visualização e precisão de outros recursos conforme sua complexidade (SOARES, 2008).

As pesquisas experimentais são bastante utilizadas para testar hipóteses que estabelecem relações de causa e efeito entre as variáveis e uma análise quando têm aumento de fatores. Como o número de testes requeridos para experimentação tende a crescer à medida que a quantidade de fatores aumenta, os experimentos industriais se tornam inviáveis nas empresas, pois o tempo e os custos de execuções são elevados (MONTGOMERY, 2013).

Ao realizar as atividades (definições dos objetivos pretendidos, parâmetros do produto ou processo de fabricação, seleção dos fatores de controle e variáveis de respostas, seleção da matriz experimental, realização do experimento, análise de dados, interpretação dos resultados e elaboração de relatórios) dos experimentos industriais de forma bem planejada, as informações obtidas dos produtos ou dos processos de fabricação tomam-se mais confiáveis e, com isso, ações de melhorias mais eficientes podem ser tomadas pelos colaboradores das empresas (BARKER, 1985).

### ***3.2 Método experimental proposto***

Montgomery (2013) sugere que para usar a abordagem estatística, na concepção e análise de um experimento, é necessário que todas as pessoas envolvidas no experimento tenham uma ideia clara sobre o que deve ser estudado, como os dados devem ser coletados e, pelo menos, um entendimento qualitativo de como esses dados devem ser analisados. Um esquema do procedimento recomendado é mostrado a seguir.

#### ***3.2.1 Reconhecimento e declaração do problema de qualidade e de confiabilidade***

Segundo Montgomery (2013) é necessário desenvolver todas as ideias sobre os objetivos do experimento. Normalmente, é importante solicitar a participação de todas as partes interessadas: engenharia, garantia de qualidade, fabricação, marketing, gerenciamento, clientes e pessoal operacional (que geralmente têm muita visão e que muitas vezes são ignorados).

Por esse motivo, Montgomery (2013) recomenda uma abordagem em equipe para projetar experimentos. Uma declaração clara do problema, geralmente, contribui para uma melhor compreensão do fenômeno estudado e ao final uma solução do problema. É importante manter em mente os objetivos gerais do experimento. Existem várias razões gerais para a execução de experimentos. Alguns dos motivos para executar experimentos incluem:

- ***Triagem ou caracterização do fator:*** Quando um sistema ou processo é novo, geralmente é importante saber quais fatores têm maior influência sobre as respostas de interesse. As experiências de triagem são extremamente importantes quando se trabalha com novos sistemas ou tecnologias.

- **II- Otimização:** Depois que o sistema foi caracterizado e está, razoavelmente, certo de que os fatores importantes foram identificados, o próximo objetivo, geralmente, é otimização, ou seja, encontrar as configurações ou níveis dos fatores importantes que resultam em valores desejáveis da resposta. Um experimento de otimização, geralmente, é um acompanhamento de uma experiência de triagem.
- **III- Confirmação:** Em um experimento de confirmação, o experimentador geralmente está tentando verificar se o sistema opera ou se comporta de maneira consistente com alguma teoria ou experiência passada.
- **IV- Descoberta:** Em experimentos de descoberta, os experimentadores geralmente tentam determinar o que acontece quando exploramos novos materiais, ou novos fatores, ou novos intervalos para fatores.
- **V- Robustez:** Essas experiências, geralmente, abordam questões sobre em que condições as variáveis de interesse de resposta se degradam, ou quais condições levariam a uma variabilidade inaceitável nas variáveis de resposta. Uma variação disso é determinar como podemos definir os fatores no sistema que podemos controlar para minimizar a variabilidade transmitida na resposta de fatores que não podemos controlar muito bem.

### ***3.2.2 Definição das variáveis de resposta***

Segundo Montgomery (2013) ao selecionar a variável de resposta, o experimentador deve ter certeza de que esta variável, realmente, fornece informações úteis sobre o processo em estudo. Na maioria das vezes, a média ou o desvio padrão (ou ambos) da característica medida será a variável de resposta. As respostas múltiplas não são incomuns.

Os experimentadores devem decidir como cada resposta será medida, e abordar questões relacionadas à como o sistema de medição será calibrado e como esta calibração será mantida durante o experimento. A capacidade do sistema de medição (ou erro de medição) também é um fator importante. Geralmente é extremamente importante identificar questões relacionadas à definição das respostas de interesse e como elas devem ser mensuradas antes de realizar o experimento (MONTGOMERY, 2013).

Marcorin e Abarckerli (2006); Santos (2008); Fogliatto (2009) entre outros autores, evidenciam em seus trabalhos a complexidade e dificuldade de se trabalhar com dados censurados.

É bastante importante frisarmos o que, verdadeiramente, significa a censura de dados. Freitas e Colosimo (1997) definem censura de dados como qualquer unidade analisada que não apresente falha no período de estudo.

Segundo Fogliatto (2009) o tempo-até-falha de um sistema pode ser entendido como o tempo decorrido no momento em que o sistema é inserido em operação até a sua primeira falha. Por estar submetido a variações aleatórias, o tempo-até-falha é explicitado como sendo uma variável aleatória.

Para Fogliatto (2009), algumas vezes, pode-se registrar os tempos exatos até a falha. Outras vezes, os tempos exatos para algumas unidades de teste são desconhecidos. Nesse caso, os dados são chamados censurados. De alguma maneira os dados de falha são frequentemente censurados. Ao censurá-los, podem haver os seguintes tipos de observações:

- **Dados com tempo exato até a falha:** O tempo exato em que cada unidade falhou é conhecido.
- **Dados censurados à direita:** As falhas só são observadas quando ocorrem antes de um determinado tempo. Uma unidade que sobreviva além desse tempo é considerada uma observação censurada à direita. Dados censurados à direita podem ser às vezes censurados por tempo ou censurados por falha. Censura por tempo significa que o estudo é realizado durante certo tempo. Todas as unidades ainda em operação no final do estudo são censuradas por tempo. A censura por tempo também é conhecida como censura Tipo I à direita. Censura por falha significa que o estudo é realizado até que seja observado um determinado número de falhas. A censura por falha também é conhecida como censura Tipo II à direita.
- **Dados censurados à esquerda:** As falhas ocorrem antes de um determinado tempo. Dados censurados à esquerda é um caso especial de dados censurados por intervalo no qual os tempos de falha ocorrem em algum instante entre zero e um tempo de inspeção.

- **Dados censurados por intervalo:** Dados censurados por intervalo contêm incerteza em relação ao tempo real de falha das unidades. As falhas das unidades ocorrem entre dois tempos específicos.

### ***3.2.3 Definição das variáveis de controle e seus níveis***

É importante salientar que, as etapas 2 e 3, geralmente, são feitas simultaneamente ou na ordem inversa. Ao considerar os fatores que podem influenciar o desempenho de um processo ou sistema, o experimentador, geralmente, descobre que esses fatores podem ser classificados como potenciais fatores de arranjo ou fatores incômodos. Os fatores de arranjo são os fatores efetivamente selecionados para estudo na experiência. Os fatores constantes são variáveis que podem exercer algum efeito na resposta, mas, para fins do presente experimento, esses fatores não são de interesse, então, eles serão mantidos em um nível específico (MONTGOMERY, 2013).

Segundo Montgomery (2013) tais situações, tem como objetivo encontrar as configurações dos fatores de projeto controláveis que minimizam a variabilidade transmitida pelos fatores de ruído. Isso às vezes é chamado de estudo de robustez do processo ou de um problema de design robusto.

Uma vez que o experimentador tenha selecionado os fatores de projeto, o mesmo deve escolher o intervalo em que esses fatores serão variados e os níveis específicos em que as corridas serão feitas. O pensamento também deve considerar como esses fatores devem ser controlados nos valores desejados e como eles devem ser medidos. O conhecimento do processo é necessário para fazer isso. Este conhecimento do processo, geralmente, é uma combinação de experiência prática e compreensão teórica.

### ***3.2.4 Escolha do arranjo experimental***

Segundo Montgomery (2013) se as atividades de planejamento pré-experimental, acima mencionadas, forem feitas corretamente, esta etapa é relativamente fácil. A escolha do arranjo envolve a consideração do tamanho da amostra (número de repetições), a seleção de uma ordem de execução adequada para os ensaios experimentais e a determinação de envolvimento de bloqueios ou outras restrições de randomização.

Nesta etapa podem ser utilizados softwares estatísticos (Minitab, excel, Statistica), que ajudem a usar as técnicas de planejamento e análise de experimentos, os gráficos lineares, e os gráficos de probabilidades normais oferecendo suporte a esta fase de projeto experimental (WERKEMA; AGUIAR, 1996; MONTGOMERY, 2013).

### ***3.2.5 Realização dos experimentos***

Ao executar o experimento, é vital monitorar cuidadosamente o processo para garantir que tudo esteja sendo feito de acordo com o planejado. Os erros no procedimento experimental, nesta fase, geralmente extinguirão a validade experimental. O planejamento inicial para prevenir erros é crucial para o sucesso do processo (MONTGOMERY, 2013).

Coleman e Montgomery (1993) sugerem que, antes de realizar o experimento, algumas corridas de teste ou corridas piloto são, muitas vezes, úteis. Essas corridas fornecem informações sobre consistência de material experimental, verificação do sistema de medição, uma ideia aproximada de erro experimental e uma chance de praticar a técnica experimental geral. Isso também oferece uma oportunidade para revisar as decisões tomadas nas etapas 1 e 4, se necessário.

### ***3.2.6 Análise estatística dos dados***

Os métodos estatísticos devem ser utilizados para analisar os dados, de modo que os resultados e as conclusões sejam de natureza objetiva e não de natureza crítica. Se o experimento foi projetado corretamente e executado de acordo com o projeto, os métodos estatísticos necessários serão elaborados. Existem muitos pacotes de software considerados como excelentes e que são projetados para auxiliar na análise de dados, e muitos dos programas usados na etapa 4 para selecionar o arranjo fornecem uma interface direta e perfeita para a análise estatística. Muitas vezes, achamos que os métodos gráficos simples desempenham um papel importante na análise e interpretação de dados (MONTGOMERY, 2013).

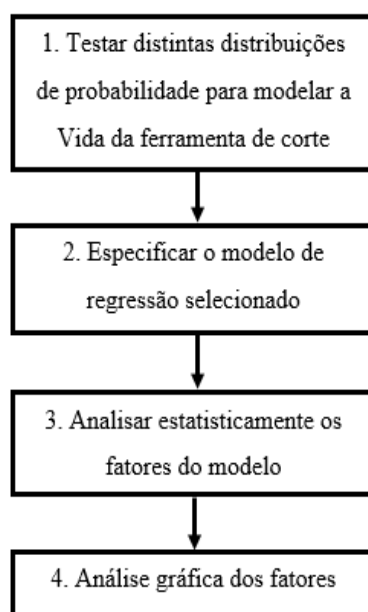
Para Montgomery (2013), como muitas das perguntas que o experimentador quer responder podem ser lançadas em uma estrutura de teste de hipóteses, os testes de hipóteses e os procedimentos de estimativa do intervalo de confiança são muito úteis na

análise de dados de uma experiência projetada. A análise residual e a verificação da adequação do modelo também são técnicas importantes de análise.

Montgomery (2013), ressalta que a principal vantagem dos métodos estatísticos é que eles adicionam objetividade ao processo de tomada de decisão. As técnicas estatísticas associadas a uma boa engenharia ou conhecimento de processos e senso comum, geralmente, levam a conclusões sólidas.

Sendo assim, para a análise estatística dos dados para o método de máxima verossimilhança e para a modelagem de otimização, pode ser estruturado de o seguinte procedimento:

**Figura 0 4:** Fluxograma 1- Passo a passo da análise estatística dos dados para o método de máxima verossimilhança



**Fonte:** Elaborado pelo autor

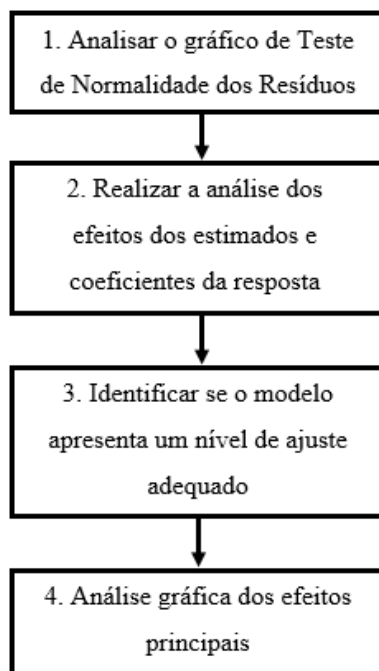
**Passo 1:** Realiza-se o teste com os modelos de distribuição visando encontrar qual deles melhor se ajusta aos dados de confiabilidade. A distribuição escolhida será aquela que possuir o menor valor estatístico de Anderson-Darling para resíduos padronizados.

**Passo 2:** Indicar os coeficientes dos fatores estudados;

**Passo 3:** Verificar no modelo, quais fatores têm maior influência na resposta do problema, realizar o Teste de Normalidade dos Resíduos e a Influência dos fatores para um percentil de 95%;

**Passo 4:** Determinar o nível dos fatores que otimize a variável de resposta para percentuais de 95%;

**Figura 0 5:** Fluxograma 2- Passo a passo da análise estatística dos dados para o método dos mínimos quadrados ordinários.



**Fonte:** Elaborado pelo autor

**Passo 1:** Realizar a análise do teste de normalidade para a ferramenta de corte sobre os resíduos, observando se os coeficientes de Anderson-Darling (AD) possuem *P-valor* > 5% de significância. Dado que os resíduos são calculados pela equação (3.1):

$$e_i = Y' - Y \quad (3.1)$$

Onde,

$e_i$  = resíduo;

$Y'$  = valor previsto do modelo;

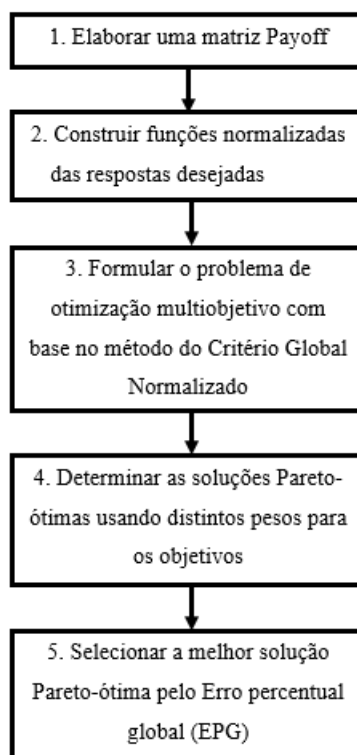
$Y$  = valor experimental observado.

**Passo 2:** Análise dos efeitos estimados e coeficientes da resposta, observando seus níveis de significância.

**Passo 3:** Indicar o nível de significância do modelo de regressão através do *P-valor*, adotando *P-valor* < 5%. Para o teste de falta de ajuste com *P-valor* > 0,05, não se pode afirmar que o modelo não justifica de maneira correta a variação da resposta.

**Passo 4:** Determinar o nível dos fatores que otimize a variável de resposta.

**Figura 0 6:** Fluxograma 3- Passo a passo da Otimização Multiobjetivo / Simultânea



**Fonte:** Elaborado pelo autor

**Passo 1:** Elaborar uma matriz payoff a partir da determinação das otimizações  $f_i^U$  e  $f_i^N$ ;

**Passo 2:** Construir as funções normalizadas usando as equações (2.22) e (2.23) para obter as respostas desejadas;

**Passo 3:** Formular o problema de otimização multiobjectivo com base no método do Critério Global Normalizado para modelar, somando as duas funções normalizadas, atribuindo o valor peso diferente a cada uma das funções normalizada para que ocorra a otimização simultânea.

**Passo 4:** Determinar as soluções Pareto-ótimas usando distintos pesos para os objetivos, aplicando a equação (2.21) e elaborar uma tabela com todas os valores das soluções de Pareto-ótimas.

**Passo 5:** Selecionar a melhor solução Pareto-ótima pelo Erro Percentual Global (EPG) aplicando a equação (2.24).

### **3.2.7 Conclusões e recomendações**

Uma vez que os dados foram analisados, o experimentador deve tirar conclusões práticas sobre os resultados e recomendar um curso de ação. Os métodos gráficos são, frequentemente, úteis nesta fase, particularmente, na apresentação dos resultados a outros. As corridas de acompanhamento e o teste de confirmação também devem ser realizados para validar as conclusões da experiência (MONTGOMERY, 2013).

Para Montgomery (2013) é importante reconhecer que todas as experiências são experimentos projetados. A questão relevante é se eles estão bem projetados ou não. Um bom planejamento pré-experimental, geralmente, levará a uma experiência bem-sucedida. A falta de planejamento, geralmente, leva a desperdícios de tempo, dinheiro e outros recursos e, muitas vezes, a resultados ruins ou decepcionantes.

## **4. ANÁLISE DE RESULTADOS**

Este caso foi explorado com base no estudo experimental de Paiva *et al* (2009), que expõe sobre “*Uma otimização de erro quadrático médio multivariada de torneamento de aço temperado ABNT 52100*”.

### **4.1 Declaração do problema de qualidade e de confiabilidade**

A pesquisa foi realizada para a obtenção da otimização multiobjetivo, de uma característica da qualidade Ra (rugosidade superficial) e uma característica de confiabilidade T (Vida da ferramenta de corte) de um processo de torneamento de aços endurecido ABNT 52100.

O objetivo principal foi determinar qual a configuração dos parâmetros de corte do processo de torneamento que otimiza as variáveis de respostas, simultaneamente, bem como mostrar os modelos de regressão, identificar os parâmetros de corte que mais influenciam na qualidade e na confiabilidade e aplicar um indicador para selecionar a melhor solução Pareto-ótima.

#### ***4.2 Definição das variáveis resposta***

As *Figuras 07 e 08* exibem o processo em andamento com a consequente remoção do cavaco.

**Figura 0 7:** Início do processo de torneamento



**Fonte:** Paiva (2008)

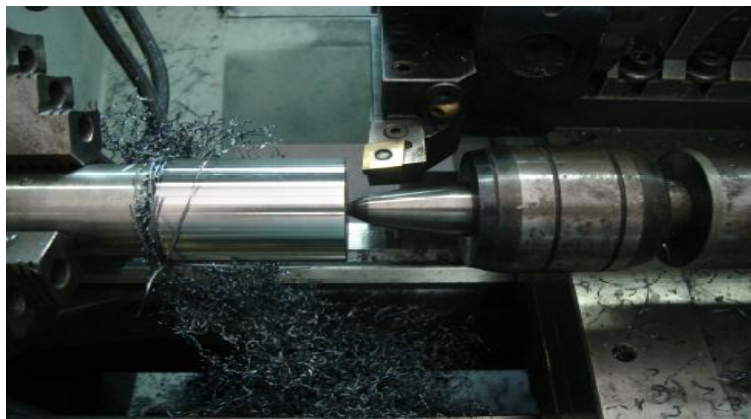
**Figura 0 8:** Torneamento no meio do processo



**Fonte:** Paiva (2008)

A *Figura 09*, a seguir, demonstra o resultado final da operação e o volume de cavaco removido.

**Figura 0 9:** Resultado da peça ao final do processo



**Fonte:** Paiva (2008)

Para avaliar as condições de usinagem, um critério de fim da Vida da ferramenta foi adotado, assim como, a quebra da aresta de corte da ferramenta. Ao adotar esta condição experimental, as peças de trabalho foram usinadas, usando-se a gama de parâmetros definidos na *Tabela 02*, tendo no conjunto de respostas gravadas, Vida da ferramenta (T), Rugosidade da superfície (Ra) na *Tabela 03*.

Ao finalizar o experimento, necessitou-se de outra avaliação com intuito de otimizar, simultaneamente, as variáveis de resposta para encontrar a melhor solução Pareto-ótima utilizando-se de métodos de otimização, uma vez que, necessitava-se maximizar Vida da ferramenta e esperava-se minimizar a rugosidade. A *Figura 10*, a seguir, representa um rugosímetro portátil utilizado no experimento.

**Figura 10:** Rugosímetro portátil utilizado no experimento



**Fonte:** Campos (2011)

#### ***4.3 Definição das variáveis de controle e seus níveis***

De acordo com a pesquisa experimental de Paiva *et al* (2009), os ensaios mostraram variação nos parâmetros de usinagem sendo como variáveis de controle,

adotando-se, por exemplo, os níveis -1 e +1, a velocidade corte ( $V_c$ ) entre os níveis 200 m/mim e 240 m/mim, o avanço de usinagem ( $F_n$ ) tem como 0,050 mm/rot e 0,100 mm/rot e profundidade de corte ( $A_p$ ) 0,150 mm e 0,300 mm, como mostra a *Tabela 02*.

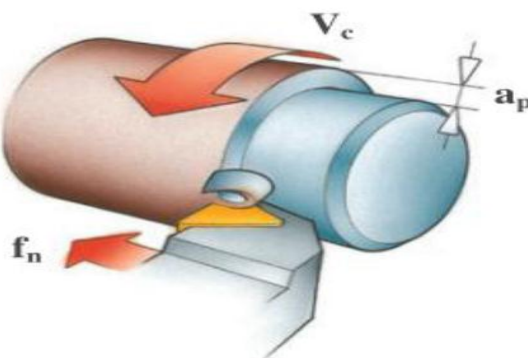
**Tabela 0 2:** Níveis de fatores CCD

PARÂMETROS DE CONTROLE	SÍMBOLO	UNIDADE	NÍVEIS (CODIFICADOS)				
			-1,633	-1	0	1	+1,633
Velocidade de corte	$V_c$	m/min	187,34	200	220	240	256,66
Avanço	$F_n$	mm/rot	0,0342	0,050	0,075	0,100	0,1158
Profundidade de corte	$A_p$	mm	0,1025	0,150	0,225	0,300	0,3475

Fonte: Paiva *et al.* (2009)

A *Figura 11* representa cada um dos parâmetros do processo de usinagem descritos acima e selecionados como variáveis de controle.

**Figura 11:** Representação das variáveis de controle



Fonte: Campos (2011)

#### 4.4 Escolha do arranjo experimental

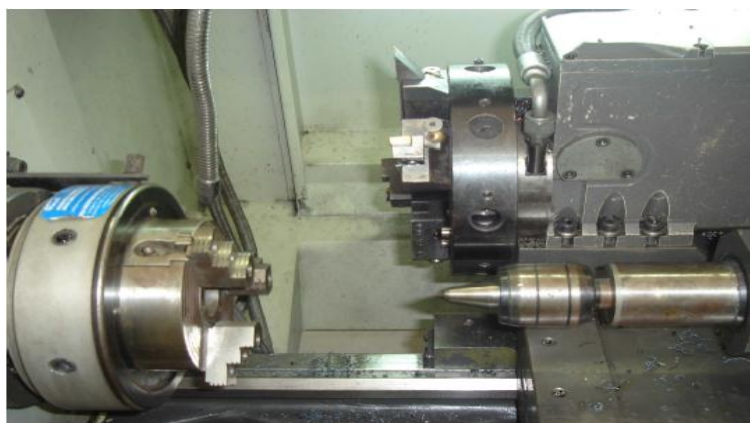
No estudo experimental empírico de Paiva *et al* (2009), foi utilizado um arranjo central composto com quatro pontos centrais (tipo 0), seis pontos axiais (tipo -1) com distância de 1,633 e oito pontos fatoriais (tipo 1).

#### 4.5 Realização dos experimentos

Para cumprir os objetivos da pesquisa experimental de Paiva *et al* (2009), o mesmo utiliza no experimento as peças de aço ABNT 52100 (1,03% C; 0,23% Si; 0,35% Mn; 1,40% Cr; 0,04% Mo; 0,11% Ni; 0,001% S; 0,01% P) com dimensões de  $\Phi 49 \times 50$  mm utilizados no processo de torneamento. As peças utilizadas no processo foram temperadas antes da usinagem e após o tratamento térmico apresentaram valores de dureza entre 53 e 55 HRC até uma profundidade de 3 mm abaixo da superfície. A máquina-ferramenta utilizada foi um torno CNC com motor de fuso de 5.5 KW com rolamentos de rolos convencionais. As inserções de cerâmica mista (AL2O3 + TiC), código ISO CNGA 120408 S01525, foram revestidas com uma camada muito fina de nitreto de titânio apresentando um chanfro nas bordas e fabricadas pela Sandvik Coromant (Sandvik classe CC6050). O porta-ferramentas apresentou uma geometria negativa com o código ISO DCLNL 1616H12 e ângulo de entrada  $\chi_r = 95^\circ$ . As medidas de desgaste do flanco da ferramenta (VBmax) foram realizadas através de um microscópio óptico.

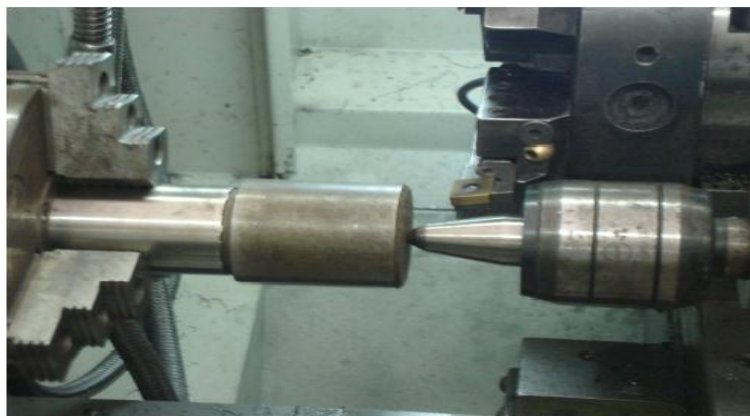
A *Figura 12*, a seguir, mostra a área de trabalho do torno CNC Nardini Logic 175, no qual foram realizados os ensaios de usinagem.

**Figura 12:** Detalhamento do torno CNC utilizado nos experimentos de confirmação



**Fonte:** Paiva (2008)

A *Figura 13*, a seguir, mostra a fixação do corpo de prova na castanha. Percebe-se, nitidamente, o posicionamento da aresta de corte para o início do processo.

**Figura 13:** Detalhamento do torno CNC já com o corpo de prova

Fonte: Paiva (2008)

Tendo realizado o experimento, organizou-se na *Tabela 03* os resultados da Vida da ferramenta (T) em minutos e Rugosidade superficial (Ra) em milímetros, para as dezoito condições ensaiadas necessárias à obtenção dos pontos fatoriais.

**Tabela 0 3:** Planejamento Fatorial para o tempo até a falha (T) e Rugosidade (Ra)

Ponto	Experimento	Vc	Fn	Ap	T	Ra
1	1	200	0,05	0,15	16,75	0,33
1	2	240	0,05	0,15	11,5	0,28
1	3	200	0,1	0,15	9,85	0,7
1	4	240	0,1	0,15	8,5	0,57
1	5	200	0,05	0,3	11,5	<b>0,25</b>
1	6	240	0,05	0,3	7,45	0,42
1	7	200	0,1	0,3	8,2	0,57
1	8	240	0,1	0,3	6,25	0,61
0	9	220	0,075	0,225	8,6	0,36
0	10	220	0,075	0,225	6,8	0,42
-1	11	187,34	0,075	0,225	10,1	0,34
-1	12	252,66	0,075	0,225	4,6	0,45
-1	13	220	0,03418	0,225	<b>17,5</b>	0,32
-1	14	220	0,11583	0,225	7,2	0,72
-1	15	220	0,075	0,10253	12	0,36
-1	16	220	0,075	0,34748	6,7	0,31
0	17	220	0,075	0,225	7,2	0,37
0	18	220	0,075	0,225	9,1	0,29

Fonte: Paiva *et al.* (2009)

Pode-se observar que na *Tabela 03* a Menor Rugosidade Superficial (Ra) foi de 0,25 mm no experimento 5, com uma velocidade de corte (Vc) de 200 m/min, um avanço (Fn) de 0,05 mm, uma profundidade de corte (Ap) de 0,3 mm e uma Vida da ferramenta (T) ruim de 11,5 minutos. Já no experimento 13 observou-se uma maior Vida da ferramenta (T) com 17,5 min., com uma velocidade de corte (Vc) de 220 m/min, um avanço (Fn) de 0,03418 mm, uma profundidade de corte (Ap) de 0,225 mm e uma rugosidade superficial (Ra) de 0,32 mm.

#### 4.6 Análise estatística dos dados

##### 4.6.1 Método de máxima verossimilhança (MV)

De acordo com os passos, na *Figura 04*, temos a análise dos dados pelo método de Máxima Verossimilhança:

O primeiro passo foi a execução da análise, mudando-se no Minitab®, as distribuições para saber qual se ajusta aos dados. A *Tabela 04* mostra o resultado dos testes com os modelos de confiabilidade baseados em diversas distribuições de probabilidade encontrados a partir das equações de regressões.

**Tabela 0 4:** Teste modelos de confiabilidade para as distribuições de probabilidade

DISTRIBUIÇÃO DE PROBABILIDADE	VALOR DE ANDERSON-DARLING
Smallest Extreme Value	1,607
Weibull	1,699
Exponential	7,143
Normal	<b>0,880</b>
Lognormal	0,995
Logistic	0,903
Loglogistic	0,892

Fonte: Elaborado pelo autor

Observa-se que a *Tabela 04* indica que o modelo de melhor ajuste aos dados de Confiabilidade é a Normal, diante disso, apresentou o valor de Anderson-Darling de 0,880, sendo o menor valor entre as demais distribuições avaliadas.

No segundo passo foram encontrados os coeficientes Modelo de Regressão para a Vida da Ferramenta (T). A *tabela 05* mostra o modelo de regressão encontrado pelo

método de Máxima Verossimilhança e usando-se a distribuição Normal equação (2.20), os coeficientes foram calculados a partir das equações (2.16), (2.17).

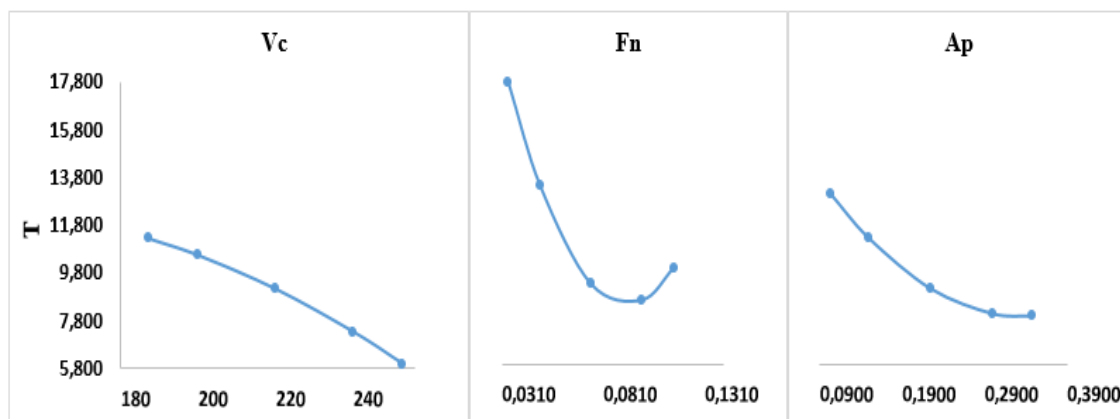
**Tabela 0 5:** Modelo de Regressão para a Vida da Ferramenta (T)

<b>Termos</b>	<b>Coefficientes</b>	<b>Erro</b>	<b>Z-Value</b>	<b>P-Value</b>
<b>Constante</b>	7,91609	0,369874	21,40	0,000
<b>Vc</b>	-1,61861	0,203762	-7,94	0,000
<b>Fn</b>	-2,34148	0,203762	-11,49	0,000
<b>Ap</b>	-1,63911	0,203762	-8,04	0,000
<b>Vc<sup>2</sup></b>	-0,192236	0,217771	-0,88	0,377
<b>Fn<sup>2</sup></b>	1,68275	0,217771	7,73	0,000
<b>Ap<sup>2</sup></b>	0,557758	0,217771	2,56	0,010
<b>(Vc)*(Fn)</b>	0,75	0,263056	2,85	0,004
<b>(Vc)*(Ap)</b>	0,075	0,263056	0,29	0,776
<b>(Fn)*(Ap)</b>	0,675	0,263056	2,57	0,010
<b>Scale</b>	0,744036	0,124006	-	-

**Fonte:** Elaborado pelo autor

Já no terceiro passo, a análise estatística dos fatores do modelo de regressão é feita através da significância do *P-valor* < 5% e a importância dos fatores feita através do *Z-valor*, que em módulo tem que ser o maior valor. Na *Tabela 05*, que se refere aos fatores de vida da ferramenta (T), os mais significativos foram os termos simples Vc, Fn e Ap, os termos quadráticos Fn<sup>2</sup> e Ap<sup>2</sup> e os termos de interação (Vc)\*(Fn) e (Fn)\*(Ap). Já o mais importante em módulo foi o termo Fn com *Z-valor* igual a 11,49.

No quarto e último passo são determinados os níveis de fatores que otimiza a variável de resposta.

**Figura 14:** Gráfico dos efeitos principais das variáveis de controle para Vida da ferramenta

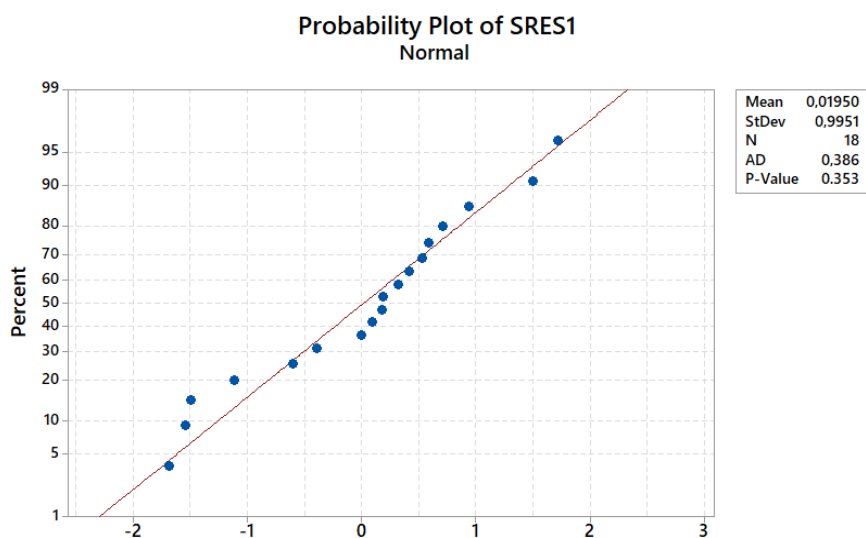
Fonte: Elaborado pelo autor

Na *Figura 14*, o gráfico Vida da ferramenta de corte (T) em função da Velocidade de corte (Vc), têm o avanço (Fn) e a profundidade de corte (Ap) fixados e igualados a zero. Assim, para que tenha uma maior Vida (T), ou seja, para maximizar a Vida da ferramenta, a velocidade de corte (Vc) tem de assumir um valor igual a 187,34 m/min. No gráfico, Vida da ferramenta de corte (T) em função do avanço (Fn), têm a velocidade de corte (Vc) e a profundidade de corte (Ap) fixadas e igualadas a zero. Dessa forma, o avanço igual a 0,0342 mm faz com que maximize a vida da ferramenta (T). Da mesma forma, o gráfico Vida da ferramenta corte (T) em função da profundidade de corte (Ap), tem o avanço (Fn) e a velocidade de corte (Vc) fixados e igualados a zero. Já em termo de profundidade de corte (Ap) o valor ideal será igual a 0,1025 mm para que otimize a Vida da ferramenta (T).

#### 4.6.2 Método dos mínimos quadrados ordinários (OLS)

De acordo com os passos na *Figura 05*, temos a análise dos dados pelo método de Mínimos Quadrados Ordinários:

O primeiro passo foi feito a execução da análise da *Figura 15*, que indica o gráfico do teste de normalidade dos resíduos para a Rugosidade superficial (Ra), os resíduos foram calculados a partir da equação (3.1).

**Figura 15:** Gráfico do teste de normalidade dos resíduos

**Fonte:** Elaborado pelo autor

A *Figura 15* indica que os resíduos possuem uma distribuição normal, aceitável para o tempo até a falha, pois apresentam o coeficiente de AD < 1 e *P-Valor* > 5% de significância.

No segundo passo foram encontrados os coeficientes modelo de regressão para Rugosidade (*Ra*). A *Tabela 06* mostra o modelo de regressão encontrado pelo método dos Mínimos Quadrados Ordinários usando a distribuição Normal equações (2.12), os coeficientes foram calculados a partir das equações (2.10) e (2.11).

**Tabela 0 6:** Modelo de Regressão para Rugosidade (*Ra*)

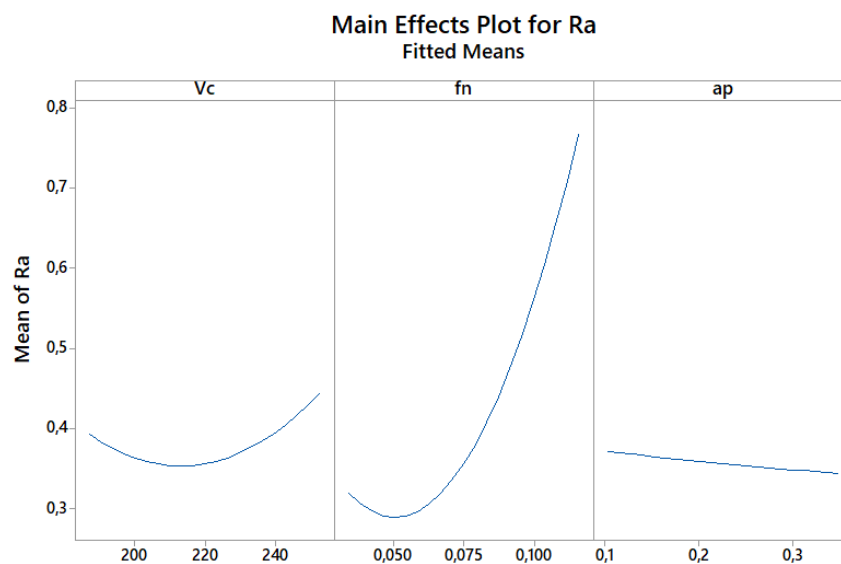
Termos	Coefficientes	Erro	T-Value	P-Value
Constante	0,3561	0,0244	14,57	0,000
Vc	0,0157	0,0135	1,17	0,276
Fn	0,1367	0,0135	10,16	0,000
Ap	-0,0084	0,0135	-0,62	0,551
Vc <sup>2</sup>	0,0234	0,0144	1,63	0,143
Fn <sup>2</sup>	0,0703	0,0144	4,88	0,001
Ap <sup>2</sup>	0,0009	0,0144	0,06	0,953
(Vc)*(Fn)	-0,0262	0,0174	-1,51	0,169
(Vc)*(Ap)	0,0488	0,0174	2,81	0,023
(Fn)*(Ap)	-0,0188	0,0174	-1,08	0,312

**Fonte:** Elaborado pelo autor

Já no terceiro passo, a análise estatística dos fatores do modelo de regressão é feita através da significância do  $P$ -valor  $< 5\%$  e a importância dos fatores através do  $T$ -valor, que em módulo, tem que ser o maior valor. Na *Tabela 06*, que se refere aos fatores de Rugosidade ( $R_a$ ), os mais significativos foram o termo  $F_n$ , o termo quadrático  $F_n^2$  e o termo de interação  $(V_c)*(A_p)$ . Já o mais importante em módulo foi o termo  $f_n$  com  $T$ -valor igual a 10,16.

No quarto e último passo é determinado os níveis de fatores os quais otimizam a variável de resposta. Observando o gráfico na *Figura 16*, para que seja minimizada a Rugosidade ( $R_a$ ) em termos de velocidade de corte ( $V_c$ ), o valor tem que ser mais próximo possível do *centerpoint* que é igual a 220 m/min; para o termo de taxa de avanço ( $F_n$ ) o ideal seria mais próximo do limite inferior igual a 0,050 mm, já em termos de profundidade de corte ( $A_p$ ) o ideal seria próximo de 0,3 mm.

**Figura 16:** Gráfico dos efeitos principais das variáveis de controle para Rugosidade



Fonte: Elaborado pelo autor

#### 4.6.3 Otimização multiobjetivo

De acordo com os passos na *Figura 06* (Fluxograma 3- Passo a passo da Otimização Simultânea/ Multiobjetivo), para a otimização temos a análise e a determinação dos dados pelo Método do Critério Global Normalizado (MCGN) e o Erro Percentual Global das respostas Pareto-ótimas.

No primeiro passo foi elaborada uma matriz payoff a partir da determinação das otimizações  $R_a$  e  $T$  e os pontos de Utopia e de Nadir  $R_a^U, T^U$  e  $R_a^N, T^N$ :

$$\begin{bmatrix} R_a^U & T^N \\ R_a^N & T^U \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0,24 & 9,94 \\ 0,29 & 16,60 \end{bmatrix}$$

No segundo passo foram construídas as funções normalizadas usando as equações (2.23) e (2.24) para obter as respostas desejadas:

$$R_a(\mathbf{x}) = 0,3561 + 0,0157Vc + 0,1367fn - 0,0084ap + 0,0234Vc^2 + 0,0703fn^2 \\ + 0,0009ap^2 - 0,0262Vc * fn + 0,0488Vc * ap - 0,0188fn * ap$$

$$\bar{R}_a(\mathbf{x}) = \frac{R_a(\mathbf{x}) - R_a^U}{R_a^N - R_a^U} = \frac{R_a(\mathbf{x}) - 0,2366}{0,2880 - 0,2366}$$

$$\bar{R}_a(\mathbf{x}) = 0,2726$$

$\bar{R}_a(\mathbf{x})$  – Função normalizada da Rugosidade;

$R_a(\mathbf{x})$  – Função de regressão da Rugosidade;

$R_a^U$  – Ponto de Utopia

$R_a^N$  – Ponto de Nadir

$Vc$  – Velocidade de corte;

$fn$  – Avanço;

$ap$  – Profundidade de corte;

$$T(\mathbf{x}) = 7,9161 - 1,6186Vc - 2,3415fn - 1,6391ap - 0,1922Vc^2 + 1,6828fn^2 \\ + 0,5578ap^2 + 0,75Va * fn + 0,075Vc * ap + 0,675fn * ap$$

$$\bar{T}(\mathbf{x}) = \frac{T^U - T(\mathbf{x})}{T^U - T^N} = \frac{16,6014 - T(\mathbf{x})}{16,6014 - 9,9450}$$

$$\bar{T}(\mathbf{x}) = 0,0045$$

$\bar{T}(\mathbf{x})$  – Função normalizada da vida da ferramenta;

$T(\mathbf{x})$  – Função de regressão da Vida da Ferramenta

$T^U$  – Ponto de Utopia

$T^N$  – Ponto de Nadir

$V_c$  – Velocidade de corte;

$f_n$  – Avanço;

$ap$  – Profundidade de corte;

Já no terceiro passo foi formulado o problema de otimização multiobjetivo com base no Método do Critério Global Normalizado (MCGN) para modelar, somando as duas funções normalizadas atribuindo o valor peso diferente a cada uma das funções normalizadas para que ocorra a otimização simultânea.

$$\text{Minimizar } F(\mathbf{x}) = w[R_a(\mathbf{x})] + (1-w)[T(\mathbf{x})]$$

$$\text{Sujeito a: } \mathbf{x}'\mathbf{x} \leq \rho^2$$

$F(\mathbf{x})$  – Função Objetivo;

$w$  – Peso;

$(1-w)$  – Complemento do peso;

$\rho^2$  – 2,67, distancia axial;

No quarto passo foram determinadas as soluções Pareto-ótimas usando distintos pesos aplicados na equação formulada no terceiro passo e em seguida elaborada uma

Tabela 07 (Otimização simultânea ente uma característica de qualidade Ra e de confiabilidade T) com todos os valores das soluções de Pareto-ótimas.

**Tabela 0 7:** Otimização simultânea ente uma característica de qualidade Ra e de confiabilidade T

Peso	Vc	Fn	Ap	Ra*	T*(95%)	EPG
-	210,68	0,0389	0,1798	0,2880	16,6014	0,2174
0,05	210,41	0,0391	0,1788	0,2876	16,6002	0,2159
0,10	210,17	0,0394	0,1780	0,2873	16,5972	0,2149
0,15	209,97	0,0396	0,1772	0,2871	16,5931	0,2142
0,20	209,79	0,0397	0,1765	0,2869	16,5881	0,2137
0,25	209,64	0,0399	0,1758	0,2868	16,5826	0,2134
0,30	209,52	0,0401	0,1752	0,2867	16,5769	0,2133
<b>0,35</b>	<b>209,43</b>	<b>0,0402</b>	<b>0,1745</b>	<b>0,2866</b>	<b>16,5712</b>	<b>0,2132</b>
0,40	209,42	0,0404	0,1736	0,2865	16,5649	0,2133
0,45	200,08	0,0436	0,2487	0,2594	13,8888	0,2601
0,50	199,38	0,0466	0,2672	0,2486	12,6379	0,2896
0,55	199,27	0,0486	0,2768	0,2435	11,9192	0,3115
0,60	199,31	0,0500	0,2831	0,2407	11,4324	0,3290
0,65	199,40	0,0512	0,2876	0,2391	11,0760	0,3434
0,70	199,50	0,0520	0,2909	0,2381	10,8054	0,3554
0,75	199,61	0,0528	0,2935	0,2374	10,5875	0,3659
0,80	199,71	0,0534	0,2957	0,2370	10,4110	0,3748
0,85	199,80	0,0539	0,2974	0,2368	10,2647	0,3826
0,90	199,89	0,0543	0,2989	0,2366	10,1417	0,3894
0,95	199,96	0,0547	0,3001	0,2366	10,0357	0,3955
1,00	200,04	0,0550	0,3012	0,2366	9,9441	0,4010

Fonte: Elaborado pelo autor

No quinto e último passo foi realizada a seleção da melhor solução Pareto-ótima pelo Erro percentual global (EPG) aplicando a equação abaixo.

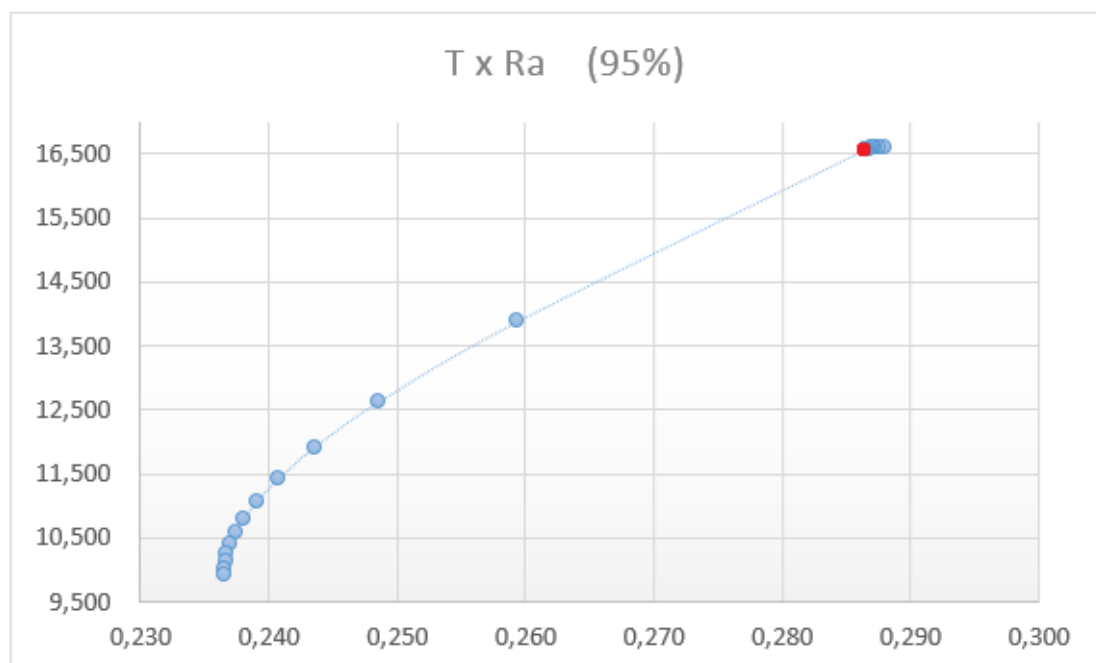
$$EPG = \left| \frac{R_a^*}{R_a^U} - 1 \right| + \left| \frac{T^*}{T^U} - 1 \right|$$

$$EPG = \left| \frac{R_a^*}{R_a^U} - 1 \right| + \left| \frac{T^*}{T^U} - 1 \right| = \left| \frac{R_a^*}{0,24} - 1 \right| + \left| \frac{T^*}{16,60} - 1 \right|$$

$$EPG = 0,2132$$

Assim, a melhor solução Pareto-ótima foi a que teve o menor Erro Percentual Global (EPG) 0,2132, com configuração de velocidade de corte ( $V_c$ ) 209,43 m/min, com avanço ( $F_n$ ) de 0,0402 mm, uma profundidade de corte ( $A_p$ ) de 0,1745 mm, uma rugosidade superficial ( $R_a$ ) de 0,2866 mm e uma vida da ferramenta ( $T$ ) de 16,5712 min.

**Figura 17:** Vida da ferramenta T versus Rugosidade Ra



Fonte: Elaborado pelo autor

A *Figura 17* (Vida da ferramenta T versus Rugosidade Ra), traz a relação da otimização simultânea em que todas as soluções no gráfico são ótimas, porém, entre essas soluções existe um ponto onde a rugosidade superficial ( $R_a$ ) de 0,2866 mm e a vida da ferramenta ( $T$ ) de 16,5712 min é a melhor solução que atente as duas variáveis de resposta para o processo de torneamento do aço endurecido ABNT 52100.

#### **4.7 Conclusões e recomendações**

Para determinar a solução ótima do processo foi necessário aplicar dois métodos, que são, Método do Critério Global Normalizado (MCGN) para modelar e otimizar as variáveis de repostas uma de característica de qualidade e outra de confiabilidade e o indicador Erro Percentual Global (EPG) para encontrar qual a configuração dos

parâmetros de corte otimiza, simultaneamente, as respostas, ou seja, encontra o ponto ótimo. A partir das análises com base nesses dois métodos, o resultado que se deseja é otimizar simultaneamente a variável de qualidade rugosidade superficial (Ra) com a de variável de confiabilidade vida da ferramenta (T), e todas as soluções da *Tabela 07* (Otimização simultânea entre uma característica de qualidade Ra e de confiabilidade T) são soluções Pareto-ótimas. Porém, ao aplicar o método Erro Percentual Global (EPG) sendo o indicador, quanto menor erro possível melhor será a solução ótima das soluções Pareto-ótimas, assim, foi identificada a melhor solução entre o conjunto de soluções de Pareto-ótimas. Ao longo do processo, o peso 0,35 foi o melhor, assim, o resultado mais expressivo entre eles será ao usar velocidade de corte (Vc) 209,43 m/min, um avanço (Fn) de 0,0402 mm e uma profundidade de corte (Ap) de 0,1745 mm; se forem usadas essas configurações no processo, espera-se uma rugosidade superficial (Ra) de 0,2866 mm e uma vida da ferramenta (T) de 16,5712 min.

Confrontando os resultados na forma experimental da *Tabela 03* (Planejamento Fatorial para o tempo até a falha (T) e Rugosidade (Ra)) remete que no momento que prioriza a menor rugosidade superficial (Ra) 0,25 mm a solução será com velocidade de corte (Vc) 200 m/min, avanço (Fn) 0,05 mm e profundidade de corte (Ap) 0,3 mm com uma vida da ferramenta (T) com o tempo ruim de 11,5 min; já priorizando a melhor vida da ferramenta (T) 17,5 min a solução será com velocidade de corte (Vc) 220 m/min, avanço (Fn) 0,03418 mm e profundidade de corte (Ap) 0,225 mm, com uma rugosidade superficial (Ra) de 0,32 mm insatisfatória para qualidade do processo.

Então, uma solução que consegue atender ambas as respostas de melhor qualidade e maior confiabilidade para achar um equilíbrio, será a da otimização simultânea *Tabela 07* (Otimização simultânea entre uma característica de qualidade Ra e de confiabilidade T).

## 5. CONCLUSÃO

Realizou-se neste trabalho um estudo de modelagem de otimização de duas respostas com experimento de duas variáveis de resposta e três variáveis de controle, aplicado em um processo de torneamento do aço endurecido ABNT 52100.

Inicialmente, foram desenvolvidos três procedimentos, o primeiro procedimento foi para aplicar o método de máxima verossimilhança (MV) para modelar a característica de confiabilidade (vida da ferramenta (T)), pois é o mais indicado e possui

mais vantagem do que o método dos mínimos quadrados ordinários (OLS) quando aplicado em variáveis de confiabilidade; o segundo procedimento foi aplicado para modelar o método dos mínimos quadrados ordinários (OLS) para a característica de qualidade (rugosidade superficial (Ra) e o terceiro procedimento foi aplicado para modelar e otimizar simultaneamente aplicando o Método do Critério Global Normalizado (MCGN) contendo duas respostas, o qual, posteriormente, foi aplicado em um caso real de usinagem.

Esse terceiro procedimento que foi criado teve como objetivo identificar as soluções que eram ótimas com duas respostas que, juntas, formam a fronteira de Pareto e o resultado ótimo a partir do método Erro Percentual Global (EPG), que tem como objetivo encontrar um ponto ótimo, ou seja, uma configuração contendo as variáveis de controle e as variáveis de respostas dentro de um conjunto de soluções de Pareto-ótimas.

Obteve-se uma configuração dos parâmetros de corte que otimizam, simultaneamente, qualidade e confiabilidade, tendo como ponto ótimo de velocidade de corte ( $V_c$ ) igual a 209,43 m/min, um avanço ( $F_n$ ) de 0,0402 mm e uma profundidade de corte ( $A_p$ ) de 0,1745 mm. Essa configuração gerou uma rugosidade superficial (Ra) de 0,2866 mm e uma vida da ferramenta (T) de 16,5712 min. Essa otimização multiojetivo conseguida através da aplicação dos métodos e procedimentos criados, remete a importância desse estudo, o qual traz contribuições importantes e significativas.

É evidente a contribuição do estudo perante o avanço da literatura sobre a otimização do processo de torneamento de aço endurecido ABNT 52100 usando modelos de confiabilidade e sua aplicação em casos reais, uma vez que, todos os estudos pesquisados trazem limitações sobre otimização simultânea usando modelos de confiabilidade, há escassez de literatura sobre o tema e principalmente em sua aplicação em indústria, organizações, entre outras instituições reais.

Quanto à importância da pesquisa para as empresas de seguimentos distintos, centra-se no fato de que esse estudo pode ser base para ser aplicado em sua organização, impactando nos fatores do processo produtivo, trazendo bastante benefícios tais como: a diminuição do tempo de ciclo do processo, o aumento da produtividade, a redução de custos e pode, também, dar mais base e ajudar na melhor tomada de decisão para as empresas e organizações.

Como limitações e dificuldades do estudo, pode-se destacar a dificuldade em fazer, na prática, em um laboratório de usinagem, os experimentos da pesquisa em

estudo. Com base nisso, não se teve condições de mostrar experimentalmente na prática, os resultados obtidos computacionalmente e fazer um comparativo com a pesquisa explorada. Teve a limitação em não focar em teste de confirmação. Outra limitação está relacionada ao não adcionamento de outras variáveis de respostas que englobam um processo de usinagem por torneamento de aços endurecidos.

Para trabalho futuro recomenda-se um foco em testes de confirmação, fazer realmente os experimentos e mostrar, experimentalmente, na prática, os resultados próximos obtidos computacionalmente fazendo uma comparação com a pesquisa explorada, explorar outras variáveis usando o mesmo procedimento adicionando mais respostas como produtividade, custo, tempo de processo, entre outras, para uma melhor tomada de decisão no processo de usinagem.

## **REFERÊNCIAS**

- ABRÃO, A. M.; ASPINWALL, D. K.; WISE, M. L. H.. **Tool wear, cutting forces and temperature evaluation when turning hardened bearing steel using PCBN and ceramic materials**. Proceeding of the Thirty-First International Matador Conference, Manchester, p. 209-16, 1995.
- AGOSTINHO, O. L.; RODRIGUES, A. C. S; LIRANI, J.. **Tolerâncias, ajustes, desvios e análise de dimensões**. 5ª reimpressão, Editora Edgar Blücher Ltda., São Paulo, p. 295, 1990.
- ALBUQUERQUE, K. Y. A.. **Estudo da vida de ferramentas de corte em processos de usinagem através de modelos de confiabilidade**. 28 p. Dissertação de Trabalho de Conclusão de Curso – Universidade Federal da Paraíba, departamento de engenharia de produção, João Pessoa, 2018.
- ASM INTERNATIONAL HANDBOOK COMMITTEE. **Properties and selection: Irons, steels and high performance alloys**. v. 1 of the 10th, edition Metals Handbook, 2521 p, 1990.
- BARKER, T. B. **Quality by experimental design**. New York, Marcel Dekker; Milwaukee: ASQC Quality Press. Cap 1 – 2, p. 1 – 22. 1985.
- BENGA G. C., ABRÃO A. M.. **Turning of hardened 100Cr6 bearing steel with ceramic and PCBN cutting tools**. J Mater Process Technol 143–144:237–241 doi:10.1016/S0924-0136(03) 00346-7, 2003.

- BLANPAIN, E. **Teoria y Practica de las Herramientas de Corte**. 2. ed. Barcelona, Espanha: Editorial Gustavo Gili, S.A., 737p. Versão espanhola de Francisco Company. Original Francês, 1987.
- CAMPOS, P. H. S. **Otimização Robusta Multivariada do Processo de Torneamento do Aço Endurecido ABNT 52100 com Ferramenta Cerâmica Alisadora**. 43p. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Itajubá, 2011.
- CAMPOS, P. H. S. **Metodologia DEA–OTS: Uma contribuição para a seleção ótima de ferramentas no torneamento do aço H13 endurecido**. 205 p. Dissertação de Doutorado –Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2015.
- CARPINETTI, L. C. R.; GONÇALVES FILHO, E. V.; PORTO, A. J. V.; JASINEVICIUS, R. G. **Rugosidade Superficial: Conceitos e Princípios de Medição**. São Carlos: Apostila, p. 51, Seção de Publicações da EESC-USP, 1996.
- COSTA, C. E.; JUNIOR, M. V.; AZEVEDO, V. G.. **Em busca da otimização da usinagem com cerâmica tendo por ferramenta a emissão acústica**. ENEGEP, 1999.
- COLEMAN, D. E.; MONTGOMERY, D. C. **A systematic approach to planning for a designed industrial experiment**, *Technometrics*, v. 35, n.1, p. 1-12, 1993.
- DAVIM, J. P. **Machining: fundamentals and recent advances**. London: Springer Science & Business Media, 2008.
- DAVIM, J. P. **Machining of hard materials**. London: Springer-Verlag, 211 p, 2011.
- FERRARESI; DINO. **Fundamentos da Usinagem dos Metais**. 1. ed. São Paulo: Edgard Blücher, 751p. (Volume 1), 1977.
- FOGLIATTO, F. S. **Confiabilidade e Manutenção Industrial**. São Paulo: Elsevier, 2009.
- FREITAS, M.; COLOSIMO, E. **Confiabilidade: análise de tempo de falha e testes de vida acelerados**. Belo Horizonte: Fundação Christiano Ottoni, 1997.
- <https://www.target.com.br/produtos/normas-tecnicas/29220/nbr5462-confiabilidade-e-mantenabilidade>, (data de pesquisa 07-09-2017).
- GIL, A. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2008.
- GOMES, J. H. F. **Método dos polinômios canônicos de misturas para otimização multi-objetivo**. 52p. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Itajubá, 2013.
- KONAK, S. K. et al.. **Multi-objective tabu search using a multinomial probability mass function**. *European Journal of Operational Research*, v. 169, n. 3, p. 918-931, 2006.

- KONIG, W. AT AL. **Machining of hard materials**. Annals of the CIRP, v. 33/2, p. 417- 427, 1984.
- KWAK, J. S. **Application of Taguchi and response surface methodologies for geometric error in surface grinding process**. Int J Mach Tools Manuf 45(3):327–334 doi:10.1016/j.ijmach tools.2004.08.007 22. Yuan J, Wang K, Yu, 2005.
- LEMASTER, R. L. **Development of an Optical Profilometer and the Related Advanced Signal Processing Methods for Monitoring Surface Quality of Wood Machining Applications**. 2004. 254p. Thesis (PhD) - Faculty of North Carolina State University, Raleigh, 2004.
- MARCORIN, A.; ABACKERLI, A. **Field Failure Data: an Alternative Proposal for Reliability Estimation**. Quality and Reliability Engineering International, v. 22, p. 851-862, 2006.
- MILLS, B., REDFORD, A. H. **Machinability of Engineering Materials**. Applied Science Publications, 1983.
- MONTGOMERY, D. C. **Diseño y análisis de experimentos**. Trad. Por Jaime Delgado Saldivar. Mexico Iberoamérica, 1991.
- MONTGOMERY, D. C. **Design and analysis of experiments (fourth ed)**. Wiley, New York, 2001.
- MONTGOMERY, D. C., E. A. PECK, E G. G. VINING. **Introduction to Linear Regression Analysis**. 4th edition. Wiley, New York, 2006.
- MONTGOMERY, D. C. **Design and Analysis of Experiments**. [s.l: s.n.]. v. 2, 2012.
- MONTGOMERY, D. C. **Design-and-Analysis-of-Experiments**, 2013.
- MYERS, R. H. **Classical and Modern Regression with Applications**. 2nd edition. PNS-Kent, Boston, 1990.
- OTAVIANO, H. **Método dos Mínimos Quadrados com formalismo matricial: guia do usuário**. São Paulo: Livraria da Física, 2006.
- ÖZEL. T.; KARPAT, Y. **Predictive modeling of surface roughness and tool wear in hard turning using regression and neural networks**. Int J Mach Tools Manuf 45(4–5):467–479 doi:10.1016/j.ijmachtools.2004.09.007, 2005.
- PAIVA, A. P.; PAIVA, E. J.; FERREIRA, J. R.; COSTA, S. C.. **A multivariate mean square error optimization of AISI 52100 hardened steel turning**. Int J Adv Manuf Technol 43:631–643 DOI 10.1007/s00170-008-1745-5, 2009.

- PAIVA, E. J.. **Otimização de processos de manufatura com múltiplas respostas baseada em índices de capacidade**. 43p. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Itajubá, 2008.
- PERUCHI, R. S.; JUNIOR, P. R.; BRITO, T. G.; LARGO, J. J. J.; BALESTRASSI, P. P.. **Multivariate process capability analysis applied to AISI 52100 hardened steel turning**. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017.
- SANTOS, G. **Modelo de Confiabilidade Associando Dados de Garantia e Pós-Garantia a três Comportamentos de Falhas**. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, dissertação de (Doutorado), 2008.
- SANVICENTE, ANTONIO SARATTO; SANTOS, CELSO DA COSTA, **Orçamento da Administração de Empresas: Planejamento e Controle**. São Paulo: Atlas, p. 45-51, 1995.
- SOARES, L. de J. **Os impactos financeiros dos acidentes do trabalho no orçamento brasileiro: uma alternativa política e pedagógica para redução dos gastos**. Monografia apresentado ao Curso de Especialização em Orçamento Público, Tribunal de Contas da União, Brasília, DF, 2008.
- SIMONETTI, M., “**A importância da engenharia da confiabilidade e os conceitos básicos de distribuição weibull**”. Volume 1 N°1, Revista Sapere, Tatui, Brasil, 2009.
- SINGH D.; RAO PV. A surface roughness model for hard turning process. Int J Adv Manuf Technol 32:1115–1124 doi:10.1007/s00170-006-0429-2, 2007.
- WERKEMA, M. C. C.; AGUIAR, S. **Planejamento e análise de experimentos: como identificar as principais variáveis influentes em um processo**. Belo Horizonte, Fundação Christiano Ottoni. v.8, 1996.
- TAMIZHARASAN T, SEVARAJ T, HAQ AN. **Analysis of tool wear and surface finish in hard turning**. Int J Adv Manuf Technol 28:671–679 doi:10.1007/s00170-004-2411-1, 2006.

## APÊNDICE

*Apêndice A-* Formulação do passo a passo da otimização usando o Método do Critério Global Normalizado no Excel.

	Ra	T(normal)	X			Vc_2	fn_2	ap_2
Constante	0,36	7,92	1,00				-1	-1
Vc	0,02	- 1,62	- 0,47	210,6831		1	-1	-1
fn	0,14	- 2,34	- 1,44	0,038887		-1	1	-1
ap	- 0,01	- 1,64	- 0,60	0,179807		1	1	-1
Vc*Vc	0,02	- 0,19	0,22			-1	-1	1
fn*fn	0,07	1,68	2,09			1	-1	1
ap*ap	0,00	0,56	0,36			-1	1	1
Vc*fn	- 0,03	0,75	0,67			1	1	1
Vc*ap	0,05	0,08	0,28			0	0	0
fn*ap	- 0,02	0,68	0,87			0	0	0
		0,74	- 1,645			-1,633	0	0
						1,633	0	0
Individual	0,29	16,60		Restrição		0	-1,633	0
	solver1	solver2		2,67 <=	2,67	0	1,633	0
Payoff	0,24	9,94				0	0	-1,633
	0,29	16,60				0	0	1,633
						0	0	0
fnormaliz	1,00	- 0,00				0	0	0
Peso	0	1						
	mudar peso							
F(x)=	- 0,00							
	solver3							
Ctrl+C+V	210,6830664	0,038887	0,179807	0,29	16,60	1,00	- 0,00	0,00

## Apêndice B- Solver do Excel

Parâmetros do Solver

Definir Objetivo:

Para:  Máx.  Míq.  Valor de:

Alterando Células Variáveis:

Sujeito às Restrições:

Tornar Variáveis Irrestritas Não Negativas

Selecionar um Método de

Método de Solução  
 Selecione o mecanismo GRG Não Linear para Problemas do Solver suaves e não lineares.  
 Selecione o mecanismo LP Simplex para Problemas do Solver lineares. Selecione o mecanismo Evolutionary para problemas do Solver não suaves.

Resultados do Solver

O Solver encontrou uma solução. Todas as Restrições e condições de adequação foram satisfeitas.

Manter Solução do Solver  
 Restaurar Valores Originais

Retornar à Caixa de Diálogo Parâmetros do Solver

Relatórios

Resposta  
 Sensibilidade  
 Limites

Relatórios de Estrutura de Tópicos

O Solver encontrou uma solução. Todas as Restrições e condições de adequação foram satisfeitas.

Quando o mecanismo GRG foi usado, o Solver encontrou pelo menos uma solução ideal local.  
 Quando LP Simplex é usado, significa que o Solver encontrou uma solução ideal global.