

HENRIQUE HEE HAN

**UTILIZAÇÃO DA FUNÇÃO DESIRABILITY NA OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO
DE USINAGEM DA SUPERLIGA NIMONIC 80A.**

HENRIQUE HEE HAN

**UTILIZAÇÃO DA FUNÇÃO DESIRABILITY NA OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE
USINAGEM DA SUPERLIGA NIMONIC 80A.**

Trabalho de Graduação apresentado ao Conselho de Curso de Graduação em Engenharia de Produção Mecânica da Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, como parte dos requisitos para obtenção do diploma de Graduação em Engenharia de Produção Mecânica.

Orientador (a): Prof. Dr. Messias Borges Silva

**UTILIZAÇÃO DA FUNÇÃO DESIRIBILITY NA OTIMIZAÇÃO DE UM
PROCESSO DE USINAGEM DA SUPERLIGA NIMONIC 80A**

HENRIQUE HEE HAN

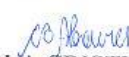
ESTE TRABALHO DE GRADUAÇÃO FOI JULGADO ADEQUADO COMO
PARTE DO REQUISITO PARA A OBTENÇÃO DO DIPLOMA DE
"GRADUADO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO MECÂNICA"

APROVADO EM SUA FORMA FINAL PELO CONSELHO DE CURSO DE
GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

Profª Drª ARMINDA EUGENIA MARQUES CAMPOS
Coordenadora

BANCA EXAMINADORA:


Prof. Dr. MESSIAS BORGES SILVA
Orientador/UNESP-FEG


Profª Me. CARLA CRISTINA ALMEIDA LOURES
EEL/USP


Eng. JULIANA LAIATE
UNESP/FEG

Dezembro de 2015

DADOS CURRICULARES

HENRIQUE HEE HAN

NASCIMENTO 29.02.1988 – SÃO PAULO / SP

FILIAÇÃO Chong Sik Han
Jun Hee Han

2011/2015 Curso de Graduação em Engenharia de Produção Mecânica, na Faculdade de Engenharia do Campus Guaratinguetá da Universidade Estadual Paulista.

de modo especial, a minha família, pelo apoio que tiveram comigo em toda minha trajetória escolar.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar agradeço a Deus, pelas oportunidades na vida. Agradeço pela vida, minha família e meus amigos.

Ao meu orientador, *Prof. Dr. Messias Borges Silva* pela orientação e o grande apoio.

A *Prof. Dra. Juliana Laiate* pela paciência, orientação, suporte e dedicação. Sem ela esse trabalho seria quase impossível.

“Se não puder voar, corra. Se não puder correr, ande. Se não puder andar, rasteje, mas continue em frente de qualquer jeito.”

Martin Luther King

HAN, H. H. **Utilização da Função Desirability na Otimização do Processo de Usinagem Da Superliga Nimonic 80A**. 2015. 65 f. Trabalho de Graduação (Graduação em Engenharia de Produção Mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2015.

RESUMO

No cenário econômico atual, é importante a busca incessante por melhorias na produção na qualidade e também na diminuição de custos. A grande concorrência e as inovações tecnológicas faz com que os clientes fiquem cada vez mais exigentes e busquem diversas fontes de melhoria na produção. O trabalho teve como objetivo geral utilizar o método desirability para otimizar um processo que envolvam múltiplas respostas em experimento de usinagem. O processo de torneamento cilíndrico é um dos processos mais comuns de corte de metal na usinagem e envolve diversos fatores, no qual será analisada a melhor combinação dos fatores de entrada no processo de usinagem, tendo como variável resposta a rugosidade superficial (R_a) e comprimento de corte (L_c) que são variáveis respostas importantes para medir a eficiência do processo e a qualidade do produto. O método é um estudo de caso, visto que envolve um estudo de uma ferramenta bem abordada na literatura. Foi utilizada a análise de dados do processo da tese de doutorado de Ricardo Penteado sobre o tema utilização de metaheurísticas combinada a diferentes métodos de aglutinação para a otimização de um processo de torneamento de múltiplas respostas, em seguida foi utilizada a ferramenta desirability e sua análise. Para a otimização conjunta pelo método *desirability*, o método propôs a seguinte combinação das variáveis de entrada, variável velocidade de corte em 90m/min (nível -1), o avanço em 0,12mm/revol. (nível -1), já a profundidade de usinagem deve se encontrar em 1,6 mm (nível 1), a pastilha utilizada deve ser a TP2500 (nível -1), em fluido abundante (nível 1) e material laminado (nível 1) para a maximização do comprimento de corte (L_c) e minimização da rugosidade(R_a).

PALAVRAS-CHAVE: Otimização; Desirability; Processo de Usinagem.

HAN.H.H, **Use the Desirability Function in the optimization of machining process Of Superliga Nimonic 80A**.2015. 65 f. Graduate Work (Graduate in Production Mechanical Engineering) - Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2015.

ABSTRACT

In the current economic scenario, it is important to the incessant search for improvements in production quality and also in reducing costs. The great competition and technological innovation makes customers stay more and more demanding and seek multiple sources of improvement in production. The work aimed to use the general desirability to optimize a process involving multiple answers in machining experiment. The process of cylindrical turning is one of the most common processes of metal cutting machining and involves several factors, in which will be analysed the best combination of the input factors in machining process, with variable response to surface roughness (Ra) and cutting length (Lc) that vary important answers to measure process efficiency and product quality. The method is a case study, since it involves a study of a tool well addressed in the literature. Data analysis was used in the process of doctoral thesis of Ricardo Penteado on the theme using metaheurísticas combined with different methods of bonding for the optimization of a turning process of multiple responses, then used the desirability and analysis tool. Joint optimization by desirability, the method proposed the following combination of input variables, variable cutting speed at 90 m/min (-1 level), the breakthrough in 0, 12 mm/revol. (-1 level), the machining depth should be in 1.6 mm (level 1), gum used must be the TP2500 (-1 level), in abundant fluid (level 1) and laminated material (level 1) to the maximization of the cutting length (Lc) and minimization of roughness (Ra).

KEYWORDS: Optimization, Desirability, Machining Process,

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	10
1.1 QUESTÃO DE PESQUISA	11
1.2 OBJETIVOS	11
1.3 JUSTIFICATIVA	12
1.4 MÉTODOS DE PESQUISA	13
1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO	14
2. REFERENCIAL TEÓRICO	16
2.1 PLANEJAMENTO EXPERIMENTOS	16
2.2 MÉTODO DE TAGUCHI.....	18
2.3 ANÁLISE DE VARIÂNCIA (ANOVA)	21
2.4 O MÉTODO DESIRABILITY	24
2.5 PROCESSO DE USINAGEM	26
3. PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL	29
3.1 DEFINIÇÃO DO MATERIAL NIMONIC 80 ^a	30
3.2 DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA.....	30
3.3 DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS RESPOSTAS E ARRANJO ORTOGONAL	33
3.4 REALIZAÇÕES DOS ENSAIOS	36
4. ANÁLISE DOS RESULTADOS	41
4.1 GRÁFICOS DA MÉDIA E ANÁLISES DAS TABELAS COM A ANOVA	42
4.2 COMPORTAMENTO DE LC EM RELAÇÃO À RAZÃO S/N	45
4.3 VARIÁVEL RESPOSTA RUGOSIDADE.....	47
4.3.1 COMPORTAMENTO DA RUGOSIDADE EM RELAÇÃO À MÉDIA	47
4.3.2 COMPORTAMENTO DA RUGOSIDADE EM RELAÇÃO À RAZÃO S/N	50
4.4 APLICAÇÃO DO MÉTODO DESIRABILITY (OTIMIZAÇÃO CONJUNTA).....	53
5. CONCLUSÃO.....	58
5.1 VERIFICAÇÃO DOS OBJETIVOS	58
5.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	59
REFERÊNCIAS	60

1. INTRODUÇÃO

É importante a busca incessante por melhorias na produção na qualidade e também na diminuição de custos. A grande concorrência e as rápidas inovações tecnológicas fazem com que os clientes fiquem cada vez mais exigentes. A qualidade dos produtos e serviços é determinante para o exercício e desempenho de uma empresa, contribui para o crescimento da economia do país e diminui a degradação ambiental (SINHA, 2011).

Segundo Farooq *et al* (2015), o planejamento de experimentos é amplamente utilizado para desenvolver processos robustos, de modo que eles são menos afetados por outras fontes de variabilidade, no qual estuda o desempenho dos processos e sistemas para melhor compreender o comportamento dos fatores de processo, bem como o seu impacto nas características da qualidade do produto e do processo.

Planejamento de experimentos é uma ferramenta muito poderosa para a busca das variáveis que afetam predominantemente um processo. É um método baseado em uma sistemática e um estudo coerente, que permite a identificação de fatores e suas interações que afetam significativamente no sistema, bem como a determinação dos níveis ideais de cada uma dessas variáveis. A execução de apenas uma parte do fatorial completo ou fatorial fracionário pode fornecer informações suficientes no processo. Usando esse projeto experimental podemos calcular os coeficientes para cada parâmetro e expressar sua importância e comportamento em relação ao fenômeno estudado. Podemos também calcular os coeficientes associados com as interações entre os parâmetros (BAHLOUL *et al.*, 2015).

Na década de 1920, Fisher propôs um método conhecido como o Projeto de Experimento ou Design of Experiments (DOE), como uma abordagem estatística para analisar a influência da água e chuva sobre a produção agrícola (NOBAHAR; MOJIB; MOHARRAMI, 2015).

Nos últimos anos, as indústrias têm aplicado com sucesso o planejamento de experimentos para melhorar o desempenho do processo e reduzir a variabilidade (FAROOQ *et al.*, 2015).

Os fabricantes estão sempre buscando novas maneiras de melhorar a eficiência de produção e reduzir os custos de processamento, sem sacrificar a qualidade de seus produtos.

Quando o processo ou o produto envolve mais do que uma característica na qualidade, isto torna o processo mais complexo (GOETHALS; CHO, 2012).

Segundo Goethals e Cho (2012), uma das principais dificuldades em solucionar problemas de múltiplas características (multivariados) é otimizar cada uma das características delas simultaneamente.

Segundo Paiva (2006), diz que processos de usinagem e soldagem são exemplos típicos de natureza multivariada envolvendo a influencia de diversos fatores de qualidade como resistência, operacionalidade, praticidade, segurança, preço, disponibilidade, versatilidade etc.

Hoje um dos métodos mais amplamente utilizados para resolver problemas de otimização de múltiplas respostas é a função *desirability* que foi primeiramente introduzido por Harrington (1965) (GOETHALS; CHO, 2012).

Então para resolução de problemas com duas ou mais variáveis respostas, este trabalho conta com o estudo da ferramenta *desirability* nos processos de usinagem.

1.1. Questão de Pesquisa

Apresentar o melhor arranjo entre as variáveis de entrada escolhidas no processo de usinagem e destacar a importância de tratar um processo com múltiplas respostas com ferramentas adequadas, além de verificar o melhor rearranjo dos fatores de entrada para a otimização conjunta das variáveis respostas rugosidade e comprimento de corte

1.2. Objetivos

O objetivo do trabalho é analisar um processo de usinagem de uma superliga Nimonic 80A, utilizando a ferramenta *desirability* para o auxílio à resolução de problemas com múltiplas respostas, no intuito de descobrir qual o melhor arranjo dos fatores do processo, sendo as variáveis respostas a rugosidade superficial (Ra) e comprimento de corte (Lc).

A intenção é minimizar a rugosidade um importante indicador de qualidade da peça e maximizar o comprimento de corte que é um indicador de desgaste da ferramenta.

Para atingir o objetivo geral serão feitos os seguintes objetivos específicos:

- Escolha do método e realização de um estudo de caso da ferramenta;
- Aplicação da matriz ortogonal proposto por Taguchi nos dados de um processo;

- Utilizar a Análise da Variância tanto para média quanto para S/R em um processo de Torneamento;
- Aplicar o “*desirability*” no Modelo de Taguchi para otimização;
- Analisar e discutir a viabilidade do *desirability*.

1.3. Justificativa

Processo de usinagem constitui uma das maiores atividades de produção que contribui para o crescimento da economia global. Recente pesquisas de desenvolvimento (R&D) em processos de usinagem, foca na melhoria da performance da usinagem por meio de avançadas ferramentas, materiais, maior produtividade e qualidade (PUSAVEC *et al.*, 2014).

Na usinagem, o planejamento de experimentos é bastante utilizado. A literatura indica, claramente, que investigações abrangentes nos processos de usinagem devem ser realizadas, a fim de determinar os parâmetros eficientes do processo para obtenção das condições mais eficaz e propício na usinagem de materiais (SARIKAYA; GÜLLÜ, 2014).

A maioria dos produtos têm várias características de interesse de qualidade. Uma única configuração de parâmetros do processo pode ser ótima para uma resposta, mas as mesmas configurações podem produzir resultados negativos para outras respostas. Na resolução de muitos problemas em engenharia, é necessário considerar a aplicação de otimização multi-resposta, porque a qualidade dos produtos é muitas vezes avaliada por várias características de qualidade. em tais casos, surge uma necessidade de obter uma configuração ótima dos parâmetros do processo, de modo que o produto possa ser produzido com as respostas ótimas ou próximas da ótima (KUMAR; SINGH, 2014).

Em um problema de otimização de múltipla resposta, o objetivo principal é descobrir uma combinação das variáveis de entrada do processo que resultariam em valores ótimos das diversas variáveis de resposta, no entanto é difícil obter tal combinação, pois os valores ótimos de uma variável resposta pode levar a valores não ótimos para as demais variáveis Resposta (PAL; GAURI, 2010).

Segundo Penteado (2011), nos processos de usinagem, esses conceitos não alteram a dificuldade de usinagem de certas ligas, levando a dificuldades na otimização, como nas superligas.

Superligas possuem altas resistência a forte temperaturas, oxidação e corrosão , embora essa mesmas propriedades reduzem sua usinabilidade (BUSHLYA; ZHOU; STÅHL, 2012).

Com essa finalidade, pretende-se, então mostrar como é possível considerar o melhor arranjo entre as variáveis de entrada, ou seja, as variáveis de controle no processo de torneamento cilíndrico externo da superliga NIMONIC 80A, para a otimização conjunta das variáveis respostas Rugosidade e Comprimento de corte que serão Minimizados e Maximizados respectivamente.

1.4. Métodos de pesquisa

É importante a escolha de um método adequado , pois condiciona o jeito como o problema de pesquisa será abordado. Segundo Miguel (2012), pode-se classificar uma pesquisa quanto à forma de abordagem do problema em duas opções: Quantitativa e Qualitativa.

Também pode ser abordada do ponto de vista dos objetivos da pesquisa, ao qual pode ser dividida em três tipos: Exploratória, descritiva e explicativa. Do ponto de vista de sua natureza: Básica e Aplicada e do ponto de vista dos procedimentos técnicos a pesquisa: Pesquisa Bibliográfica, Documental, Experimental, Levantamento, Estudo de Caso, Ex Post Facto, Pesquisa Ação, Pesquisa Participante e Modelagem e Simulação.

O estudo desse trabalho no que se diz respeito à abordagem, é classificado como quantitativo, por ser uma pesquisa em que se pode quantificar os resultados, ao qual está centrada na objetividade, recorrendo à linguagem matemática para a explicação de fenômenos, bem como comportamento de determinadas variáveis e seus efeitos sobre determinado objeto de estudo, que significa traduzir em números quaisquer que seja a natureza das informações para classificá-las e analisá-las, podendo requer entre alternativas o uso de recursos e de técnicas estatísticas.

Com relação à natureza, para o presente estudo é classificado como Aplicada, uma vez que para Miguel (2012), tem como objetivo gerar conhecimentos para aplicação prática, dirigida à solução de problemas específicos. Do ponto de vista dos objetivos da pesquisa, o presente estudo é classificado como descritiva.

Com relação ao Procedimento, o presente estudo é um estudo de caso, pois se trata de uma análise aprofundada sobre o Método *desirability*, a fim de compreender e conhecer essa ferramenta, além de descrever, analisar e aprender sobre um processo de usinagem.

Foi realizada uma pesquisa de literatura nos artigos e teses acadêmicas, para verificar a importância da Função *desirability* na otimização de problemas multivariados.

Em seguida, foram analisados os dados de uma tese de doutorado do Ricardo Penteado (2015) em relação a um processo de usinagem, para verificar os fatores realmente influentes em cada variável resposta por meio da ferramenta ANOVA. Definido o objetivo para cada variável resposta, foi aplicada a função *desirability* na busca da otimização. Para tal passo, o *software* MINITAB RELEASE 17 foi utilizado na simulação da otimização, atribuindo-se diversos valores para os limites inferior e superior, além de um valor-alvo, para cada variável resposta.

Com os gráficos em mãos, após a simulação, foram analisados os resultados obtidos e a viabilidade dos mesmos.

A Figura 1 ilustra, resumidamente, todas as etapas do estudo de caso em questão.

Figura 1 - Descrição das atividades



Fonte: (LAIATE, 2010).

1.5. Estrutura do trabalho

O trabalho está dividido em cinco capítulos. No Capítulo 2 serão contemplados os referenciais teóricos a fim de entender o trabalho, apresentando conceitos sobre Planejamento

de experimentos (DOE), Método Taguchi, Análise de Variância (ANOVA), Usinagem e por fim o Método *desirability*.

No Capítulo 3, o estudo referente a um processo de usinagem de uma tese de doutorado realizado na Faculdade. Já no Capítulo 4, analisam-se os resultados alcançados pelas análises, enquanto que no Capítulo 5 as conclusões são abordadas e, então, finaliza-se o trabalho com as referências bibliográficas.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

Este capítulo têm como objetivo a apresentação de conceitos utilizados neste trabalho, tais como: Planejamento Experimental, Método Taguchi, Análise de Variância, Processo de Usinagem e por fim a função *desirability*.

2.1. Planejamento experimentos

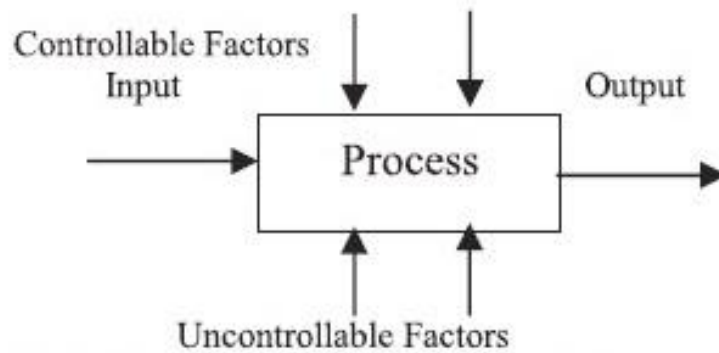
Na década de 1920, Fisher propôs um método conhecido como o Projeto de Experimento ou Design of Experiments (DOE), como uma abordagem estatística para analisar a influência da água e chuva sobre a produção agrícola. Ele realizou uma série de experimentos usando matrizes ortogonais, a fim de restringir o número de experiências (NOBAHAR; MOJIB; MOHARRAMI, 2015).

Planejamento de experimentos (DOE) é definido como uma abordagem sistemática e rigorosa na resolução de problemas em que se aplica princípios e técnicas na fase de coleta de dados, de modo a garantir conclusões válidas na engenharia (FIRKA, 2011).

DOE pode ajudar a determinar combinações de recursos que podem maximizar os níveis de produtividade, na verdade. Ele é conhecido como uma experiência ou de uma série de experiências que são feitas alterando as variáveis do processo de entrada que podem afetar as respostas na saída. Esta técnica ajuda os planejadores a encontrar variáveis com a maior influência sobre uma resposta. No Planejamento de Experimentos são consideradas ferramentas práticas que melhoram os processos além de fornecer uma visão das interações entre fatores que podem influenciar as respostas na saída (NOBAHAR; MOJIB; MOHARRAMI, 2015).

O DOE é uma abordagem sistemática para analisar qualquer processo, alterando algumas das variáveis de entrada propositadamente para determinar seu efeito sobre a saída do processo. o objetivo em muitos casos, pode ser o de desenvolver um processo robusto, isto é, um processo minimamente afetada por outras fontes de variabilidade (RELKAR; NANDURKAR, 2012). A Figura 2 representa um modelo de um processo:

Figura 2 - Modelo geral de um processo



Fonte: (RELKAR; NANDURKAR, 2012)

Design of experiments (DOE) tem sido aplicados com êxito em numerosos processos industriais e, nos últimos dez anos (CASTILLO *et al.*, 2012).

Para Nobahar, Mojib e Moharrami (2015), O DOE é uma técnica que foi empregada para desenvolver um plano de uma experiência que irá especificar os componentes que levariam a melhor produtividade do processo. Para programar uma técnica DOE, os seguintes passos foram seguidos:

- Escolher os fatores e seus níveis;
- Escolha da variável resposta;
- Escolha do melhor experimento;
- Realização do experimento;
- Análise de dados;
- Escolha da melhor opção;

O DOE refere-se a todo o processo que estuda os efeitos de várias variáveis de entrada (X) ao longo de uma ou mais variáveis de resposta (Y) para resolver um problema específico que começa com o planejamento sobre qual variável estudar e como resolver o problema, através de um ou mais testes e termina com uma interpretação (FIRKA, 2011).

Design of Experiments (DOE) é fundamental para aumentar a compreensão de um produto, processo ou serviço fornecendo um meio poderoso para alcançar melhorias na qualidade de produto e eficiência do processo (ANTONY; SIVANATHAN; GIJO, 2014).

2.2. Método de Taguchi

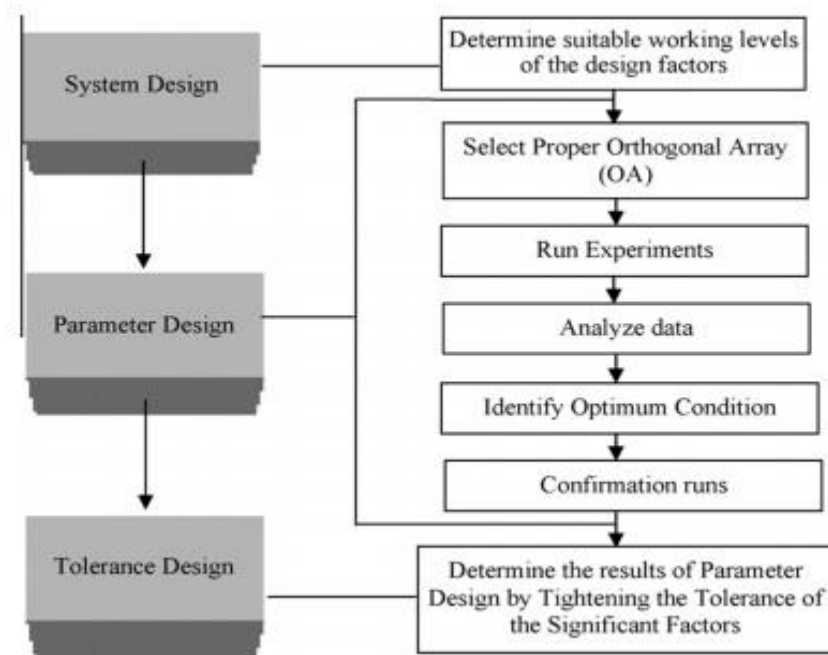
Método Taguchi é uma ferramenta estatística poderosa para a concepção de um experimento utilizando tabelas de matriz ortogonais, essa matriz ortogonal depende do número de fatores e níveis que são utilizados para estudar o espaço de parâmetros. Inúmeras variáveis de entrada podem ser avaliadas para determinar a sua contribuição para a variável resposta saída usando um menor número de ensaios experimentais (BALONI; PATAK; CHANNIWALA, 2015).

O Método Taguchi é um processo robusto que substitui os experimentos fatoriais completos com apenas uma matriz ortogonal simples (ALBETTRAN; DONG; LOW, 2015).

Estas matrizes padrão estipulam de forma a conduzir um número mínimo de experimentos que poderia dar a informação completa de todos os fatores que afetam o parâmetro de desempenho. Além disso, permite a avaliação independente de cada fator através de um pequeno número de corridas (BALAK *et al.*, 2015).

Método Taguchi é amplamente utilizado para otimizar processos de produção/industrial. O método de otimização do projeto de Taguchi pode ser dividido em três fases: (a) Projeto de sistema, (b) Projeto de Parâmetro (b) e (c) Projeto de tolerância. Entre as três fases, a fase de concepção do parâmetro é considerada a fase mais importante. Os passos na fase de concepção do parâmetro são: selecionar a matriz ortogonal apropriada (OA); fazer experiências com base na OA; análise de dados; identificar a condição ideal; e realização de testes de confirmação. Muitos pesquisadores têm utilizado o método Taguchi para otimizar as várias operações de usinagem como torneamento, fresagem, perfuração, etc. em várias ligas (PHILIP SELVARAJ; CHANDRAMOHAN; MOHANRAJ, 2014). A Figura 3 mostra uma sequência do Método de Taguchi.

Figura 3 - Sequência do Método de Taguchi



Fonte: (PHILIP SELVARAJ; CHANDRAMOHAN; MOHANRAJ, 2014)

O Método de Taguchi é uma ferramenta robusta, que é capaz de encontrar a melhor configuração dos fatores de controle para tornar as condições do produto e do processo insensível para as causas de variação. Portanto, o método pode produzir produtos de alta qualidade com baixos custos de desenvolvimento e fabricação. Duas principais ferramentas usadas no método de Taguchi são a relação sinal-para-ruído (SNR) e a matriz ortogonal (SUN *et al.*, 2015).

Taguchi sugere usar a função de perda para calcular o desvio entre o valor experimental e o valor desejado das características de desempenho. O valor da função de perda foi convertido em um sinal / ruído (SNR). SNRs são funções de registro dos resultados esperados que estaria servindo como objetivo do problema de otimização. Então SNR é usado para calcular a medida do desvio da função da qualidade do valor esperado. Existem três tipos de SNRs usados no método de Taguchi, dependendo do objetivo do problema: Maior-o-melhor (LTB) para problemas de maximização, Smaller-o-melhor (STB) para o problema de minimização e Nominal-o-melhor (NTB) para normalização problemas podem ser adotados. O SNR para os modelos NTB, STB e LTB pode ser calculado como abaixo (SATHISH KUMAR; SURESHKUMAR; VELRAJ, 2015). De acordo com as equações 1,2 e 3 abaixo:

Menor e Melhor

$$\frac{S}{N} = -10 \log \frac{\sum_{i=1}^n Y_i^2}{n} \quad (1)$$

Onde n é o número de respostas observadas para cada condição experimental, e Y_i sendo o valor da resposta na dada condição experimental, com i inteiro positivo.

Maior e Melhor

$$\frac{S}{N} = -10 \log \sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{n} \right) \left(\frac{1}{Y_i^2} \right) \quad (2)$$

Nominal e Melhor

$$\frac{S}{N} = 10 \log \left(\frac{\overline{Y^2}}{\overline{S^2}} \right) \quad (3)$$

$$\text{Onde } \overline{Y} = \frac{Y_i}{n} \text{ e } S = \frac{1}{n-1} \cdot \sum (Y_i - \overline{Y})^2$$

i é o número do experimento, j é o número experimental e n é o número de ensaios.

Dr. Genichi Taguchi desenvolveu um novo método de conduzir o projeto de experimentos (método Taguchi). A característica mais importante do método Taguchi é o uso de uma matriz ortogonal. A matriz ortogonal estipula a maneira de conduzir o menor número de experimentos que poderia dar a informação completa de todos os fatores que afetam o parâmetro de desempenho como no exemplo abaixo (CHEN *et al.*, 2014).

Um exemplo de uma matriz experimental de Taguchi pode ser visto na Tabela 1:

Tabela 1: Ilustração do Arranjo experimental de Taguchi L_{12}

Arranjo Ortogonal L ₁₂													
	F ₁	F ₂	F ₃	F ₄	F ₅	F ₆	F ₇	F ₈	F ₉	F ₁₀	F ₁₁	Ȳ ₁	S/N
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Ȳ ₁	S/N ₁
2	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	Ȳ ₂	S/N ₂
3	1	1	2	2	2	1	1	1	2	2	2	Ȳ ₃	S/N ₃
4	1	2	1	2	2	1	2	2	1	1	2	Ȳ ₄	S/N ₄
5	1	2	2	1	2	2	1	2	1	2	1	Ȳ ₅	S/N ₅
6	1	2	2	2	1	2	2	1	2	1	1	Ȳ ₆	S/N ₆
7	2	1	2	2	1	1	2	2	1	2	1	Ȳ ₇	S/N ₇
8	2	1	2	1	2	2	2	1	1	1	2	Ȳ ₈	S/N ₈
9	2	1	1	2	2	2	1	2	2	1	1	Ȳ ₉	S/N ₉
10	2	2	2	1	1	1	1	2	2	1	2	Ȳ ₁₀	S/N ₁₀
11	2	2	1	2	1	2	1	1	1	2	2	Ȳ ₁₁	S/N ₁₁
12	2	2	1	1	2	1	2	1	2	2	1	Ȳ ₁₂	S/N ₁₂

Fonte: (PENTEADO, 2015)

Sendo F = parâmetros de processo, e S/N = razão ruído e $\bar{Y}$ a média das variáveis respostas para cada condição experimental.

Segundo Chen (2014), O método de Taguchi, o termo "sinal" (S) representa o valor desejado para a característica de saída, enquanto o "ruído" (N) representa um valor indesejável para a característica de saída. A relação S/N , portanto, é a relação entre o sinal para o ruído, e o método Taguchi usa isto para observar como uma característica específica de qualidade desvia do valor desejado.

Aplicações de técnicas de Taguchi e análise estatística foram utilizados para otimizar processos de usinagem. O experimento de Taguchi é utilizado para minimizar a variação em torno de um valor-alvo e para a concepção de processos para ser robusto a condições ambientais e às variações dos componentes sendo a Análise de variância (ANOVA) usada para interpretar os dados experimentais (CAMPOSECO-NEGRETE, 2013).

2.3. Análise de variância (ANOVA)

Para encontrar quaisquer modificações no desempenho médio dos experimentos, analisar dados e tomar decisões importantes, se utiliza a Análise de Variância – ANOVA, um ótimo método estatístico.

Para determinar os fatores significativos e a ótima combinação de fatores, a ferramenta (ANOVA) é utilizada a fim de oferecer uma medida de confiança através da determinação e análise de variância de dados (ALBETTRAN; DONG; LOW, 2015).

Segundo Paiva (2006) ,Para efetuar uma análise de variância costuma-se utilizar um quadro ou tabela que contém nas linhas os fatores e interações a serem analisados bem como o erro, e nas colunas, os itens a serem calculados para a análise da estatística do teste F (baseado na distribuição de Snedecor-Fisher), vide tabela 2 , no qual foi construída utilizando dois fatores A e B, bem como sua respectiva interação.

Tabela 2 – Representação da ferramenta ANOVA para análise dos efeitos dos fatores

Fonte de Variação	Soma dos Quadrados	Graus de Liberdade	Média Quadrática	F
Fator A	SS_A	$a-1$	$MS_A = \frac{SS_A}{a-1}$	$F = \frac{MS_A}{MS_E}$
Fator B	SS_B	$b-1$	$MS_B = \frac{SS_B}{b-1}$	$F = \frac{MS_B}{MS_E}$
Interação AB	SS_{AB}	$(a-1)(b-1)$	$MS_{AB} = \frac{SS_{AB}}{(a-1)(b-1)}$	$F = \frac{MS_{AB}}{MS_E}$
Erro	SS_E	$ab(n-1)$	$MS_E = \frac{SS_E}{ab(n-1)}$	
TOTAL	SS_T	$abn-1$		

Fonte: (PENTEADO, 2015)

Observa-se no quadro acima que a razão entre a soma quadrática dos fatores, interações e erro pelos respectivos graus de liberdade são a média quadrática de cada um, o que significa a estimativa da variância. Para o cálculo de F, basta dividir o valor encontrado da média quadrática de cada fator e interação pela média quadrática do erro. Determinado a estatística F, calcula-se o valor-p, que analisa a significância que os fatores e as interações possuem no resultado do experimento. Segundo MATTOS (2004), se o valor-p for menor que 0,05 tais fatores e interações são significativos na variável resposta.

Dessa maneira, de acordo com Zhou et al. (2010) temos SS_A , SS_B e SS_{AB} generalizando, pela Equação 4:

$$SS_p = t. \sum_{i=1}^q (E_{p,i} - \bar{\bar{Y}})^2 \quad (4)$$

ao número de repetições da variável resposta para cada nível dos fatores do arranjo ortogonal, q o número de níveis de cada fator e $E_{p,i}$ o efeito dos fatores p para cada nível i a ser estudado.

Já o SS_E é a soma de quadrados devido ao erro experimental, como é observado pela Equação 5.

$$SS_E = \sum_{i=1}^q (\bar{y}_i - \bar{\bar{Y}})^2 - \sum_{j=1}^k SS_p \quad (5)$$

sendo $\bar{y}_i$ é representado pela média das respostas para cada condição experimental, j sendo o número mínimo de fatores a serem analisados e k o numero máximo de fatores e interações a serem analisados (ZHOU; WU; GUO, 2010).

Já (SS_T) é representado pela Soma dos Quadrados Total do arranjo por meio da soma dos quadrados referente aos tratamentos de linha SS_A (fator A), soma dos quadrados referente aos tratamentos de coluna SS_B (fator B), a soma de quadrados devido à interação entre A e B (SS_{AB}), dada pela Equação 6.

$$SS_T = \sum_{j=1}^k SS_p + SS_E \quad (6)$$

2.4. O Método Desirability

Em 1980, Derringer e Suich encontraram uma das soluções para otimizar várias respostas, desenvolvendo a função de conveniência ou método *desirability*, que tem sido amplamente utilizada desde então na indústria. Esta função é baseada na idéia de que a qualidade de um produto ou processo que tem muitos recursos é completamente inaceitável, se um deles estiver fora de um limite "desejável". O seu objetivo é encontrar condições que garantam a conformidade com os critérios de todas as respostas envolvidas e, ao mesmo tempo, fornecer o melhor valor na resposta conjunta sendo esse valor o mais desejável. Isto é conseguir converter as múltiplas variáveis respostas em uma única, combinando as respostas individuais em uma função composta, seguida por sua otimização (VERA CANDIOTI *et al.*, 2014)

Segundo Candiotti (2014), a função de conveniência de Derringer permite que o analista encontrar as condições experimentais (níveis de fator) para alcançar, simultaneamente, o valor ideal para todas as variáveis avaliadas, incluindo as prioridades dos pesquisadores durante o processo de otimização. Em uma primeira etapa, uma $d_i(\hat{y}_i)$ de função de conveniência individual para cada $\hat{y}_i(k)$ da variável resposta deve ser criado usando os modelos equipados e que estabelece os critérios de otimização. O desejo da função é sempre tomar valores entre 0 e 1, onde $d_i(\hat{y}_i) = 0$ para uma resposta indesejável e $d_i(\hat{y}_i) = 1$ representa um valor completamente desejável, ou seja é a resposta ideal. Valores intermediários de $d_i(\hat{y}_i)$ indicam respostas mais ou menos desejáveis.

A metodologia geral é primeiro converter a resposta em *desirability* individuais (d_i) que varia de 0 a 1 (menor conveniência para maior conveniência). As pontuações de cada *desirability* individual para os valores previstos para cada variável dependente são então combinadas em função de conveniência geral chamada de D (GADHE; SONAWANE; VARMA, 2013).

De acordo com Candiotti (2014) Podem ser construídas diferentes funções, dependendo os critérios de otimização adotados, dentro de uma faixa aceitável de valores de resposta dada por $(U_i - L_i)$, onde U_i é o maior valor aceitável para a variável resposta e L_i é o mais baixo. Assim, se a resposta tem que ser maximizada, $d_i(\hat{y}_i)$ é descrito pela equação 7 abaixo:

$$d_i(\hat{y}_i(x)) = \begin{cases} 0 & \text{se } \hat{y}_i(x) < L_i \\ \left[\frac{\hat{y}_i(x) - L_i}{U_i - L_i} \right]^s & \text{se } L_i \leq \hat{y}_i(x) \leq U_i \\ 1 & \text{se } \hat{y}_i(x) > U_i \end{cases} \quad (7)$$

onde s é um valor de poder chamado "peso", definido pelo analista para determinar quão importante é para $\hat{y}_i$ estar perto do máximo.

A equação 8 é para $d_i(\hat{y}_i)$, quando tem que ser minimizado

$$d_i(\hat{y}_i(x)) = \begin{cases} 1 & \text{se } \hat{y}_i(x) < L_i \\ \left[\frac{U_i - \hat{y}_i(x)}{U_i - L_i} \right]^t & \text{se } L_i \leq \hat{y}_i(x) \leq U_i \\ 0 & \text{se } \hat{y}_i(x) > U_i \end{cases} \quad (8)$$

onde t é o peso para determinar quão importante é para $\hat{y}_i$ estar perto do mínimo.

Finalmente, quando um valor-alvo T_i é a resposta mais desejável, a equação 9 é dada por:

$$d_i(\hat{y}_i(x)) = \begin{cases} 0 & \text{se } \hat{y}_i(x) < L_i \\ \left[\frac{\hat{y}_i(x) - L_i}{T_i - L_i} \right]^s & \text{se } \hat{y}_i(x) < L_i \\ 1 & \hat{y}_i(x) = T_i \\ \left[\frac{\hat{y}_i(x) - U_i}{T_i - U_i} \right]^t & \text{se } T_i \leq \hat{y}_i(x) \leq U_i \\ 0 & \text{se } \hat{y}_i(x) > U_i \end{cases} \quad (9)$$

Curiosamente, níveis de fator também podem ser incluídos no processo de otimização, a fim de priorizar o uso de certas condições adequadas dentro da região experimental. Uma vez que as variáveis n (níveis de fator e respostas) são transformadas em funções de conveniência, são combinados em uma única função desejabilidade Global nomeado (D) para descobrir as melhores respostas comuns usando a seguinte equação definida como uma média geométrica

de cada *desirability* individual de acordo com a equação 10 abaixo (VERA CANDIOTI *et al.*, 2014).

$$D = (d_1^{r_1} x d_2^{r_2} x \dots x d_n^{r_n})^{\frac{1}{\sum r_i}} \quad (10)$$

onde r_i é a importância de cada variável em relação às outras conveniência.

A conveniência geral D , outro valor entre 0 e 1, é definida, combinando os valores individuais de conveniência d_i . Então, a configuração ideal é determinada por maximizar D (JEONG; KIM, 2009).

O método *desirability* tem desfrutado de uso muito popular na indústria porque é simples e flexível para aplicar, no entanto, o desempenho do método de Derringer depende fortemente da qualidade das previsões de modelo. Infelizmente, para ser muito preciso na construção de modelos, geralmente é oneroso no ponto de vista do praticante. Uma grande quantidade de ruído inesperado pode existir em experimentos. Assim, as incertezas associadas com as respostas previstas devem ser incorporadas no método do Derringer para adquirir soluções mais confiáveis (HE; ZHU; PARK, 2012)

Segundo Safa e Hadjmohammadi (2005), A vantagem da função de conveniência a Derringer é que se um dos critérios tem um valor inaceitável, então o produto geral também será inaceitável.

Da mesma forma, podemos definir funções de conveniência unilateral para minimizar ou maximizar o caso, enquanto algumas versões modificadas das funções de conveniência são úteis para situações em que são usados métodos matemáticos exatos de otimização, as funções de conveniência básica é bom o suficiente para os métodos de pesquisa aplicados para o problema de otimização (PASANDIDEH; NIAKI, 2006).

2.5. Processo de Usinagem

Usinagem é uma parte indispensável da indústria de fabricação moderna que oferece a montagem e componentes complexos, exatos e precisos. A usinagem passou por uma evolução do processo ao longo das últimas décadas pela introdução das demandas de produção high-end da indústria moderna. Para alcançar o desejado acabamento superficial e

tolerâncias do produto, o processo e controle de qualidade da indústria de usinagem moderna de hoje exigem monitoramento e análise (BAS; STOEV; DURAKBASA, 2015).

Usinagem mecânica é um dos mais populares processos de remoção de material que é comumente realizado em máquinas CNC. As medidas mais comuns de desempenho dos processos de usinagem são rugosidade superficial, desgaste da ferramenta, tempo de processamento e força passiva que geralmente são encontrados para ser correlacionados (WONGGASEM *et al.*, 2013).

Alguns sistemas de usinagem são um desafio, porque há uma variedade de parâmetros e materiais que definem o desempenho do processo. Torneamento é um dos processos mais utilizados na usinagem e definir parâmetros neste processo é feita pela experiência, seguindo tabelas de construtores, ou por tentativa e erro (TORRES-TREVIÑO *et al.*, 2013).

Em uma operação de torneamento, é importante selecionar os parâmetros de cortes para que um corte de alta eficiência seja alcançado. Seleção dos parâmetros de corte desejados por experiência ou usando um manual não garante que os parâmetros de corte selecionados são ideais para uma determinada máquina e ambiente. O efeito dos parâmetros de corte é refletido na rugosidade da superfície e desvios dimensionais de textura da superfície do produto. A rugosidade da superfície, que é usada para determinar e avaliar a qualidade de um produto, é um dos maiores atributos de qualidade de um produto. A rugosidade da superfície é uma medida da qualidade tecnologia e do produto refletindo no custo do produto (ABHANG; HAMEEDULLAH, 2012).

A Configuração dos parâmetros é importante no processo de usinagem, porque pode gerar uma melhoria na qualidade em peças usinadas (reflete principalmente pela rugosidade da superfície), redução de taxa de remoção de material ,taxa de desgaste de ferramenta e da temperatura de corte e outros (TORRES-TREVIÑO *et al.*, 2013).

Superligas à base de níquel é um dos materiais mais difíceis de cortar. Durante o processo de usinagem, a interação entre a ferramenta e a peça de trabalho faz com que a deformação plástica severa na área local da peça de trabalho e o intenso atrito na interface ferramenta-peça de trabalho. O calor resultante do corte juntamente com o endurecimento de trabalho sério leva a uma série de falhas, tais como o desgaste excessivo da ferramenta, troca freqüente de ferramentas, curta vida útil, baixa produtividade e grande quantidade de consumo de energia etc., em que o desgaste excessivo da ferramenta se tornou um dos principais gargalos que restrições a usinabilidade de superligas à base de níquel e sua vasta gama de aplicações (ZHU; ZHANG; DING, 2013).

Superligas são amplamente utilizadas nas indústrias aeroespaciais e cerca a 45-50% dos requisitos de material totais para um motor de turbina a gás são atingidos com superligas, isto é por causa de sua alta resistência, boa fadiga e resistência à fluência, boa resistência à corrosão e sua capacidade de operar em temperaturas elevadas por períodos prolongados de tempo. Por outro lado, as propriedades tais como a presença de partículas de carboneto abrasivo duro na microestrutura, retenção de níveis de alta resistência em temperatura elevada, alta capacidade de endurecimento, baixas condutividades térmicas e tendência de fichas para soldar de arestas de corte tornam as superligas um dos mais difíceis de usar materiais (DAVOODI; ESKANDARI, 2015).

Operação de torneamento é um dos métodos mais utilizados para o corte e o acabamento das peças usinadas. Neste processo, é vital para selecionar os parâmetros de entrada (corte) com grande precisão para atingir um alto desempenho de corte (QASIM *et al.*, 2015).

Em geral a seleção de parâmetros de usinagem em qualquer processo afeta significativamente o ritmo de produção, qualidade do produto e custo do produto acabado (GOWD *et al.*, 2014).

O desgaste na ferramenta interfere no processo de usinagem, sendo o comprimento de corte (L_c) um bom parâmetro para avaliar a vida da ferramenta (YIN *et al.*, 2015).

Nestas circunstâncias, o projeto estatístico de experimentos constitui um conhecimento que efetivamente pode ajudar os esforços do analista interessado em tirar o máximo proveito do equipamento disponível e na otimização de todo o processo experimental, além do planejamento de experimentos (DOE) possuir vantagens claras como: menor custo e sobrecarga experimental, uma vez que implica um número menor de testes e, conseqüentemente, o tempo de análise (LEÇA *et al.*, 2015).

3. PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL

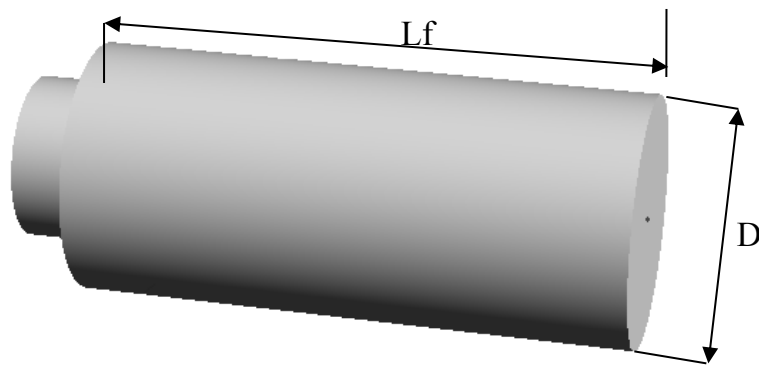
No trabalho, utilizou-se dos dados de uma Tese de Doutorado defendida por Penteado (2015) na Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá – UNESP, referente a utilização de metaheurísticas combinada a diferentes métodos de aglutinação para a otimização de um processo de torneamento de múltiplas respostas. Neste capítulo será abordada como a parte experimental foi conduzida pelo pesquisador.

Para se estabelecer a base para a realização dos experimentos, foram definidos, em primeiro momento, os fatores de influência no processo de usinagem bem como as variáveis respostas que seriam analisadas. Determinaram-se também os níveis de cada fator e, em seguida, o arranjo ortogonal que seria mais adequado dentro das condições estabelecidas.

Realizados todos os estudos com relação às referências bibliográficas, o próximo passo a ser realizado é o de obtenção dos dados que serão analisados e otimizados pelo *desirability*.

A Figura 4 representa o corpo de prova do pesquisador com diâmetro D (mm) e comprimento de avanço L_f (mm), no qual foram realizados ensaios para obter os resultados da Rugosidade e do Comprimento de Corte.,

Figura 4 - Corpo de prova utilizado pelo pesquisador para o torneamento.



Fonte: (PENTEADO, 2015)

3.1. Definição do material Nimonic 80^a

Para a realização dos ensaios foi utilizada a superliga NIMONIC 80A, onde sua composição química está especificada na Tabela 3.

Tabela 3- Composição química da liga do trabalho

COMPOSIÇÃO	Ni	Cr	Cu	Fe	Ti	Al	Co	Nb	Mn	Si	S	Mo	B	P	C
NIMONIC 80 A	≈ 74	20,0	0,05	0,75	2,35	1,25	1,0	-	0,35	0,35	0,007	-	-	-	0,06

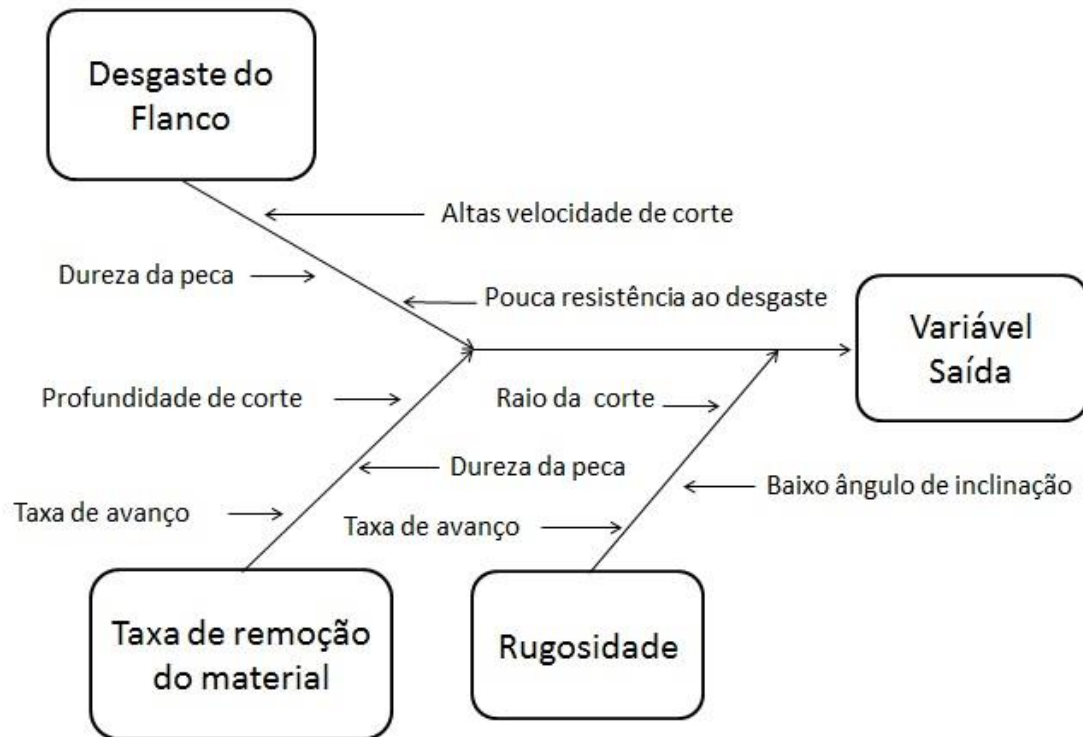
Fonte: Adaptado de Faria (2007)

Usinagem em geral de materiais de superligas de níquel é mais difícil em comparação com aços normais ou mesmo aços inoxidáveis. Os mesmos elementos (Ni, Co, Cr, Ti) que dão a sua alta resistência e resistência à corrosão destes materiais também dão problemas na usinagem. A pobre usinabilidade das superligas de níquel na verdade é devido às várias propriedades inerentes, tais como: baixa condutividade térmica, rápido endurecimento de trabalho, capacidade de reagir com materiais de ferramenta, condições atmosféricas, formação de aresta postiça, a presença de arestas de corte de carbonetos abrasivos em sua microestrutura da solda.(DEL PRETE; PRIMO; FRANCHI, 2013)

3.2 Definição das variáveis de entrada

Segundo Gupta e Kumar (2015) é importante identificar os parâmetros de processo que afetam a qualidade das peças torneadas, para isso, um diagrama de causa-efeito Ishikawa é construído. O diagrama de causa-efeito Ishikawa descreve os parâmetros de processo que podem afetar a qualidade das peças torneadas, ou seja, determina quais são os possíveis fatores sobre uma determinada variável saída de acordo com a Figura 5 :

Figura 5: Diagrama de Causa e Efeito para um processo de torneamento



Fonte: (SENTHILKUMAR; TAMIZHARASAN; ANANDAKRISHNAN, 2014)

No entanto, neste trabalho a fim de avaliar o comportamento das variáveis respostas rugosidade e comprimento de corte, serão considerados os seguintes parâmetros: Velocidade de Corte (V_c), Avanço (F), Profundidade de Usinagem (A_p), Tipo de Pastilha (T_p), Lubrificação (L) e Dureza do Material (D_m).

Sendo assim, todos os parâmetros e seus respectivos níveis são representados pela Tabela 4.

Tabela 4: Parâmetros de usinagem com seus respectivos níveis

		Nível -1	Nível 1
A	Velocidade de Corte (Vc)	75 m/min	90 m/min
B	Avanço (F)	0,12 mm/rev.	0,18 mm/rev.
C	Profundidade de Usinagem (Ap)	0,8 mm	1,6 mm
D	Tipo de Pastilha (Tp)	TP2500	CP250
E	Lubrificação (L)	MQF	Abundante
F	Dureza do Material (Dm)	Solubilizado	Laminado

Fonte: (PENTEADO,2015).

Observado tais ajustes, convém ressaltar os motivos pelos quais foram escolhidos tais valores com relação aos níveis de cada fator, que podem ser encontrados a seguir:

- Avanço (F) e Profundidade de Usinagem (Ap): os valores acima apresentados para estes dois fatores foram escolhidos dentro do limite de especificação e baseados na Tese de Doutorado de Ricardo Batista (2015).

- Velocidade de Corte (Vc): foram escolhidos valores acima do especificado, com o objetivo de se diminuir o tempo de usinagem e podendo, assim, otimizar o processo em questão.

- Tipo de Pastilha (Tp): para o nível baixo escolheu-se o modelo TNMG160404R-UX TP2500, uma pastilha universal e flexível, com menor custo em longo prazo, apresenta um material mais tenaz e mais duro (mais resistente ao desgaste). Já para o nível alto escolheu-se o modelo TNMG160404R-UX CP250, uma pastilha mais compatível com o material da liga NIMONIC 80. Ambas as pastilhas são da fabricante Seco.

-Lubrificação (L): para o nível 1 o experimento foi realizado sob condições de MQF (Mínima Quantidade de Fluido), com o fluido do tipo LB1000-ITW, que visa a redução da utilização de óleo (reduzindo os impactos ambientais) e, ainda, dos custos no processo como um todo. Já para o Nível 2 o experimento foi realizado sob condições de uso abundante com o fluido refrigerante do tipo LUBRAX OP38 EM.

-Dureza do material (Dm): Foi considerada como sendo a maneira com que o material foi processado, uma vez que foi trabalhado com a liga Nimonic 80A solubilizado (35 a 36 Hc) e

laminado a quente (33 a 35 Hc), proporcionando duas características diferentes para o material.

3.3. Definição das Variáveis Respostas e Arranjo Ortogonal

Depois que foram escolhidos os parâmetros de entrada, os critérios escolhidos como variáveis respostas a serem otimizadas serão o Comprimento de Corte (Lc) e a Rugosidade Média (Ra).

A variável resposta definida, comprimento de corte (Lc), é a quantidade de material removido pelo processo de usinagem expressa em dimensão de comprimento, sendo quanto maior melhor. A rugosidade da superfície (Ra) das peças usinadas é um critério importante em termos da qualidade de um produto como o tamanho geométrico e sua tolerância, sendo um dos mais importantes parâmetros na usinagem.(HORVÁTH; DRÉGELYI-KISS, 2015)

Com a definição dos parâmetros, dependentes e independentes, escolheu-se a melhor configuração do arranjo ortogonal de Taguchi que comportasse os dados obtidos na pesquisa de campo da Tabela 4. Para isso foi necessário o auxílio da Tabela 5:

Tabela 5: Arranjos Ortogonais Padrão de Taguchi

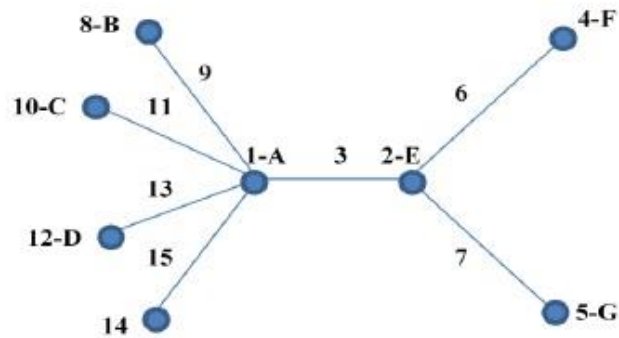
Arranjo Ortogonal	Número de Experimentos	Número de Fatores	Máximo Número de Colunas na Matriz			
			2 Níveis	3 Níveis	4 Níveis	5 Níveis
L ₄	4	3	3	-	-	-
L ₈	8	7	7	-	-	-
L ₉	9	4	-	4	-	-
L ₁₂	12	11	11	-	-	-
L₁₆	16	15	15	-	-	-
L'16	16	5	-	-	5	-
L ₁₈	18	8	1	7	-	-
L ₂₅	25	6	-	-	-	6
L ₂₇	27	13	-	13	-	-
L ₃₂	32	31	31	-	-	-
L'32	32	10	1	-	9	-
L ₃₆	36	23	11	12	-	-
L'36	36	16	3	13	-	-
L ₅₀	50	12	1	-	-	11
L ₅₄	54	26	1	25	-	-
L ₆₄	64	63	63	-	-	-
L'64	64	21	-	-	21	-
L ₈₁	81	40	-	40	-	-

Fonte: (PENTEADO, 2015)

A tabela 5 representa os tipos de arranjos ortogonais de Taguchi bem como o número de experimentos a serem realizados, número máximo de fatores utilizáveis e os níveis que os fatores podem ser trabalhados, todos variando de acordo com o arranjo ortogonal disponível. Devido aos parâmetros da tabela 4, a melhor escolha é o L16 em destaque na tabela 5.

O Método de Taguchi possui uma ferramenta para auxiliar na alocação dos fatores e interações que podem ser estudados, nas suas respectivas colunas dentro do arranjo experimental, esta ferramenta é denominada gráfico linear. A Figura 6 mostra o gráfico linear do arranjo ortogonal de Taguchi L16, escolhido para a realização do ensaio.

Figura 6: Gráfico Linear para Arranjo de Taguchi L16



Fonte: (LAIATE, 2010)

Com a Tabela 5 e a Figura 6, pode-se construir a Tabela 6, que mostra o arranjo ortogonal de Taguchi L_{16} , para que seja alocado os fatores em suas respectivas colunas, bem como suas interações.

Tabela 6: Arranjo ortogonal L16 para 2 níveis

	Coluna														
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Experimento	F	A	AF	B	BF	AB	ED	D	DF	C	CF	*	*	EF	E
1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
2	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	1	1
3	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1
4	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1
5	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1
6	-1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1
7	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1
8	-1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1	-1	1	1
9	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	1
10	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1
11	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1
12	1	-1	1	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1
13	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	-1
14	1	1	-1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1
15	1	1	-1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1	1	-1	-1	1
16	1	1	-1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	1	-1	1	1	-1

Fonte: (PENTEADO, 2015)

Posteriormente, após o arranjo ortogonal de Taguchi, foi realizada uma análise de variância (ANOVA), onde a mesma foi utilizada para testar a significância dos efeitos dos fatores nas variáveis respostas.

3.4 Realizações dos Ensaios

Definido o arranjo ortogonal a ser utilizada, a configuração do experimento está determinado, o que torna possível a realização dos testes, que ocorreram no Departamento de Materiais e Tecnologia, na Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá, UNESP. Para uma melhor compreensão e conhecimento dos materiais, equipamentos e máquinas utilizados durante a realização dos testes, seguem abaixo algumas das especificações dos mesmos, retirados de Penteado (2015):

Corpos de prova: têm diâmetro médio de 54 mm e comprimento de avanço médio de 190 mm, de acordo como recebido e a Figura 4.

Torno: CNC CENTUR 30S, marca ROMI de 25 a 3500 rpm, , 10kw de potência, , vide Figura 7.

Paquímetro: Mitutoyo SURFTEST-301, com 0,05 mm de graduação, utilizado para a medição do diâmetro final da peça usinada;

Rugosímetro: O processo de medição da rugosidade iniciou-se após a realização de cada ciclo de torneamento, onde a peça é retirada do torno e levada até uma bancada de medição onde se encontra o rugosímetro Mitutoyo SURFTEST-301 (vide Figura 8), utilizado para medição da rugosidade da peça usinada, sendo feitas três posições (1, 2 e 3) onde para cada posição foram tomadas 3 medidas de pontos diferente da mesma posição distribuídas num giro de 120°;

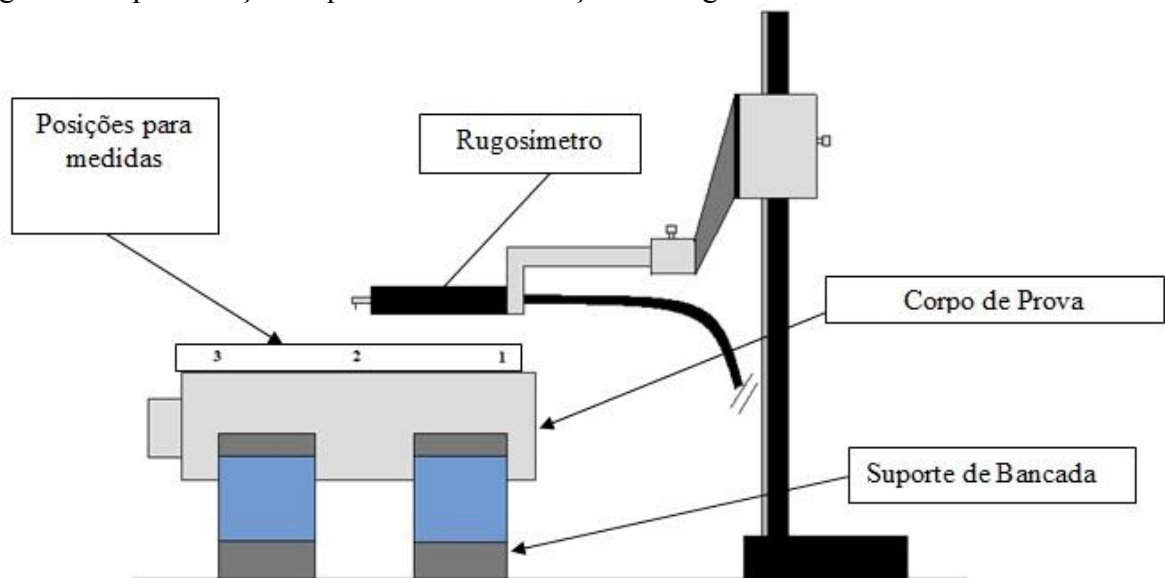
Lupa: (8x) graduada, com precisão de 0,01 mm, utilizada para verificar o desgaste na pastilha.

Figura 7 - Torno CNC Romi CENTUR 30S utilizado para a realização dos ensaios



Fonte: (PENTEADO, 2015)

Figura 8: Representação esquemática das medições de rugosidade



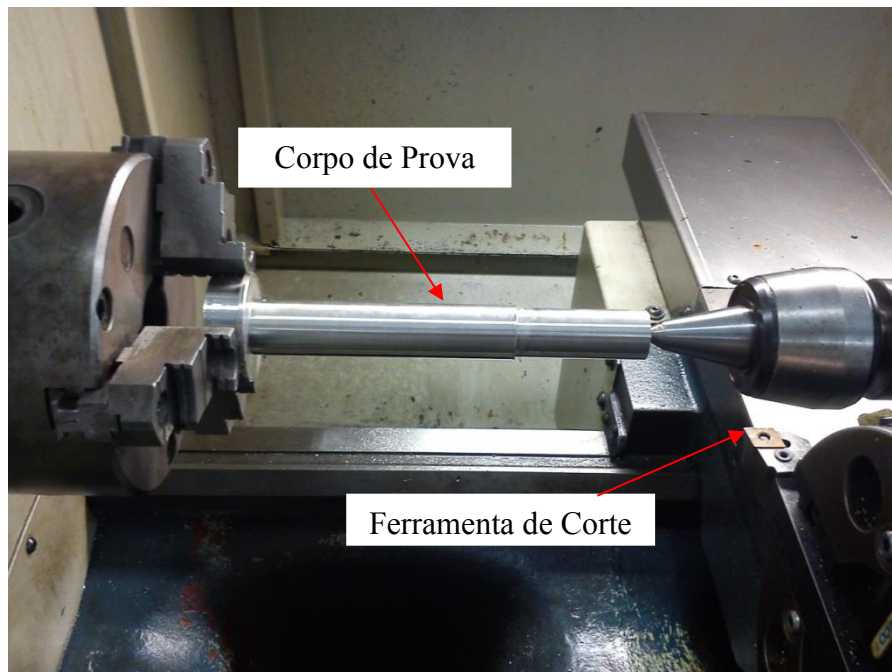
Fonte: (PENTEADO, 2015).

Uma questão importante referente a realização do experimento é a questão da limitação, ou seja, como em todo ensaio, existem condições que são tidas como necessárias para a realização do procedimento em questão, como por exemplo: atribuir 0,5 mm como valor

limite de desgaste do flanco (VB) e a máquina suportar a usinagem de peças de até 16 mm de diâmetro. A questão do flanco citada foi assim estabelecida, a fim de possibilitar um comprimento de corte para análise do comportamento da rugosidade.

Além disso, a peça foi fixada por meio de três castanhas, apertadas simultaneamente com o auxílio de uma chave. A ferramenta (pastilha) foi presa na porta ferramenta. A máquina foi ajustada no modo automático, conforme parâmetros pré-determinados. Em seguida, liga-se o torno, posiciona-se a ferramenta na posição para zerar o anel graduado, aprofunda a ferramenta no diâmetro dado e inicia o processo como representando na Figura 9.

Figura 9 - Representação do ensaio de torneamento cilíndrico externo



Fonte: (PENTEADO, 2015)

O torneamento foi realizado pelo pesquisador seguindo os parâmetros pré-estabelecidos encontrados nas Tabelas 4 e 6, como exemplo seguindo a condição experimental 2 da tabela 6, no qual o fator A é ajustado no nível baixo (75 m/min), fator B nível baixo (0,12 mm/rev.), Fator C nível alto (1,6 mm), Fator D nível alto (CP250), Fator E nível alto (Abundante) e Fator F nível baixo (Solubilizado), assim por diante.

De acordo com o pesquisador o ciclo do processo em questão era terminado assim que era atingido o comprimento de avanço máximo Figura (9), só assim era retirada a peça do torno e analisada a rugosidade da superfície do corpo de prova.

A sequência dos experimentos para cada condição experimental da tabela 6 encerrava quando a ferramenta atingisse o desgaste de 0,5mm, sendo medido pela lupa graduada. Caso o desgaste da ferramenta não atingisse o valor de 0,5mm de desgaste, um novo ciclo de torneamento seguia sendo realizado.

Para a obtenção dos resultados de L_c , foi utilizada a Equação 11.

$$L_c = \frac{L_f \cdot \pi \cdot D}{f \cdot 1000} \text{ (m)} \quad (11)$$

onde L_f é dado pelo comprimento de avanço, D o diâmetro do corpo de prova cilíndrico e f o avanço utilizado. O procedimento experimental foi conduzido utilizando duas repetições para cada experimento, considerando que cada repetição já representa a média de uma amostra para $R_a(\mu\text{m})$, cujo procedimento de medição foi estabelecido ao longo do Capítulo 3.

Utilizando as variáveis de entrada apresentados na Tabela 4 e realizando os experimentos de acordo com a escolha do L_{16} definidas pela Tabela 6 do arranjo ortogonal de Taguchi, pode-se então construir a Tabela 7, onde se observam os resultados obtidos tanto para a rugosidade (R_a) quanto para o comprimento de corte (L_c).

Tabela 7: Resultado do experimento de Taguchi

	Colunas						Ra1 (μm)	Ra2 (μm)	Lc1 (m)	Lc2 (m)
	1	2	4	8	10	15				
Experimento	F	A	B	D	C	E				
1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1,88	1,74	483,9	302,8
2	-1	-1	-1	1	1	1	1,51	1,93	975,3	1215,4
3	-1	-1	1	-1	-1	1	3,32	3,73	241,3	166,5
4	-1	-1	1	1	1	-1	2,4	3,08	392,9	283,1
5	-1	1	-1	-1	1	1	1,39	1,73	245,3	203,0
6	-1	1	-1	1	-1	-1	1,66	1,46	372,7	348,9
7	-1	1	1	-1	1	-1	3,85	4,52	151,6	159,0
8	-1	1	1	1	-1	1	2,25	2,51	326,9	392,7
9	1	-1	-1	-1	-1	1	3,36	2,35	184,3	229,7
10	1	-1	-1	1	1	-1	1,4	1,57	713,3	543,8
11	1	-1	1	-1	-1	-1	2,51	2,92	145,6	100,4
12	1	-1	1	1	1	1	5,77	4,52	333,4	262,8
13	1	1	-1	-1	1	-1	2,2	1,54	228,5	160,8
14	1	1	-1	1	-1	1	1,38	0,91	1615,6	1062,6
15	1	1	1	-1	1	1	4,04	3,95	301,6	135,9
16	1	1	1	1	-1	-1	3,64	4,01	269,6	426,3

Fonte: (PENTEADO,2015)

4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Através dos dados fornecidos pelo experimento da Tabela 7, torna-se possível a aplicação dos conceitos que fazem parte do modelo robusto de Taguchi sendo eles: a análise de variância (ANOVA) e Razão Sinal-Ruído (S/N), estas análises foram feitas utilizando o software MINITAB RELEASE 17 e apresentados em forma de tabela e gráficos nos tópicos a seguir, depois, com o mesmo software foi feita a análise simultânea das respostas por meio da função *desirability* maximizando a variável comprimento de corte e minimizando a variável rugosidade ao mesmo tempo.

A interpretação do valor-p é necessário para a compreensão deste trabalho uma vez que em cada uma das análises realizadas quando o valor-p de um determinado fator é menor que 0,05 (com uma confiança de 95%, valor este utilizado em todas as análises a seguir), interpreta-se que o efeito de tal fator possui significância, ou seja, quando p é menor que 0,05 o fator é considerado de influência com relação a variável resposta analisada.

Outra questão a ser ressaltada é quanto à interpretação do gráfico dos valores médio das variáveis respostas analisado com a influência de cada nível, onde a influência de cada fator ou interação ajustado nos dois níveis (-1 e 1 ou baixo e alto) é comparada com o valor médio da resposta analisada. O gráfico em questão tem a função tanto de confirmar a análise feita com o valor-p, observando-se a amplitude e inclinação das curvas presentes no gráfico, quanto de determinar sob quais níveis os fatores de maior influência devem ser ajustados com base no objetivo que se deseja com a variável resposta em questão (maximização, minimização ou normalização).

Como foi dito, tem-se que para a rugosidade quanto menor melhor (minimização) e para o comprimento de corte, quanto maior melhor (maximização), ou seja, ao se analisar os fatores com efeitos mais significantes nestes gráficos da média, deve-se atentar para o objetivo em questão e, assim, verificar em qual dos dois níveis (baixo ou alto) o fator corresponde com o objetivo. Por exemplo: ao se analisar o gráfico da média da Rugosidade para cada fator, verifica-se os fatores cujos efeitos foram classificados como significativos através da ANOVA e para cada um deles, escolhe-se o nível que apresenta o menor valor de rugosidade, para se estabelecer uma possível solução para o problema.

4.1. Gráficos da Média e Análises das Tabelas com a ANOVA

De acordo com os resultados da tabela 7 foram realizados os gráficos da media e a análise de variância da S/N para determinar os fatores influentes para redução da variação. Além disso, foram feitas as tabelas do ANOVA para confirmar estes fatores influentes através da análise do p-value. Conforme foi visto, segue a tabela 8 com os principais fatores que serão analisados nesse tópico e seu grau de influencia nas variáveis respostas medidas pelos gráficos.

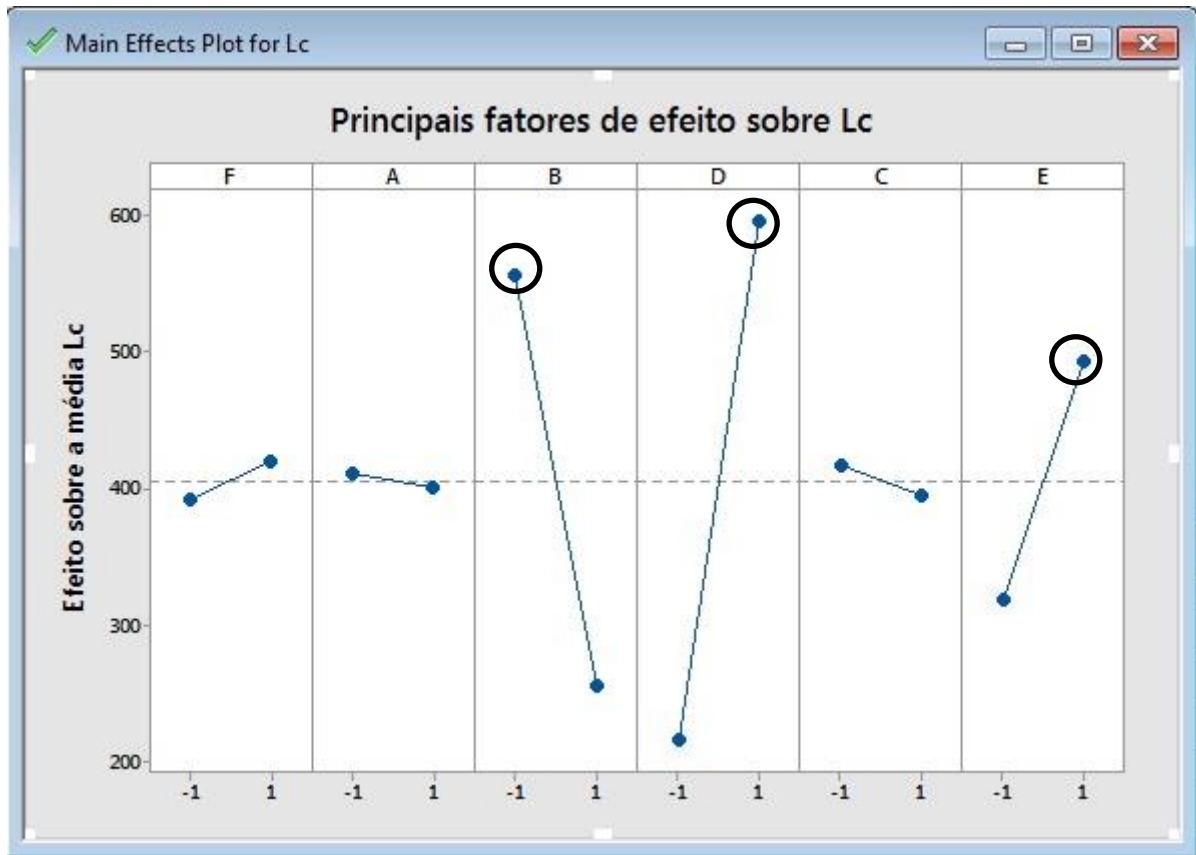
Tabela 8 Principais Fatores estudados

Letra	Abreviação
A	Velocidade de Corte (Vc)
B	Avanço (F)
C	Profundidade de Usinagem (Ap)
D	Tipo de Pastilha (Tp)
E	Lubrificação (L)
F	Dureza do Material (Dm)

Fonte: Do Autor

Desta forma, observa-se a seguir todas as tabelas e gráficos citados começando pelo efeito dos fatores sobre a variável resposta comprimento de corte(Lc) escolhido no capítulo 3:

Figura 10: Efeito dos fatores sobre a média do comprimento do corte (Lc).



Fonte: Do autor

Na figura 10 e apresentado a influencia de cada fator que exerce sobre a variável resposta comprimento de corte em relação a media e nitidamente pode ser observada uma diferença de amplitude entre os níveis dos fatores B (avanço) e D (tipo de pastilhas), em comparação aos demais fatores, também são os únicos fatores a excederem a barreira de $\pm 2\sigma$ (desvio padrão), o qual conclui-se que são os dois fatores mais influentes em relação ao Lc.

O fator E (Lubrificação) em relação aos fatores A (velocidade de corte), C (profundidade de usinagem) e F (dureza do material), mostra-se com maior influência no processo. Quando observamos o gráfico vale observar que quanto maior a amplitude entre a reta formada pela média da variável resposta no nível baixo até o nível alto em relação à reta central (reta média), maior será o efeito dos fatores sobre a variável resposta.

Com isso quando colocamos os parâmetros tipo de pastilha (D) e lubrificação (E) para o nível alto, ou seja, pro nível 1 em destaque no gráfico e em média consegue-se maiores

valores de comprimento de corte, enquanto para o fator avanço, é preciso utilizar no nível baixo em destaque também na figura.

Então para se alcançar maiores valores de comprimento de corte em media, deve-se utilizar a ferramenta CP250 e grande quantidade de lubrificante, em conjunto com um avanço de 0,12mm/revol de acordo com a tabela 4.

Para verificar se estes fatores realmente influenciam no processo de torneamento e comprovar estatisticamente a real influencia desses fatores foi utilizada a ferramenta ANOVA. O grau de confiança da influencia de cada fator e medido por meio do teste F. Os resultados são obtidos através da tabela 12.

Tabela 9: ANOVA da Média da Variável Resposta Comprimento de Corte

Analysis of Variance					
Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
F	1	6410	6410	0,10	0,757
A	1	941	941	0,01	0,905
B	1	718890	718890	11,02	0,003
D	1	1160945	1160945	17,80	0,000
C	1	4143	4143	0,06	0,803
E	1	246595	246595	3,78	0,063
Error	25	1630731	65229		
Lack-of-Fit	9	1373201	152578	9,48	0,000
Pure Error	16	257529	16096		
Total	31	3768655			

Fonte: Do autor

Pelo Teste F pode-se confirmar com 95% de confiança na tabela que os fatores: Tipo de Pastilha (D) e avanço(B). tem grande influencia na variável resposta comprimento de corte, isto ocorre no caso de fatores que mostram um valor de *p-value* muito próximo do recomendando ($p \leq 0,05$) para o dado intervalo de confiança. Já a Lubrificação (E) pelo ANOVA mostra-se um parâmetro não influente.

Da tabela 9, os dois fatores mais influentes do processo são B (avanço) e D (tipo de pastilha) no comportamento de L_c , esta conclusão faz sentido, pois quanto menor o avanço utilizado no experimento de torneamento com a pastilha CP250 maior é o comprimento de corte, pois a pastilha CP250 possui melhor propriedades junto a liga NIMONIC como resistência a abrasão e calor aumentando a vida útil da ferramenta de corte e consequentemente o comprimento de corte.

A escolha da ferramenta além do avanço durante o processo de usinagem teve um papel significativo, pois uma vez escolhido a ferramenta model TP2500 que é uma ferramenta produzida para aços inoxidáveis e também empregada para ferro fundido não teve os mesmos efeitos que a CP250 durante o processo. Já a CP250 é uma ferramenta específica para o tipo de material utilizado em experimentos como a usinagem da superliga cuja característica é a resistência ao calor.

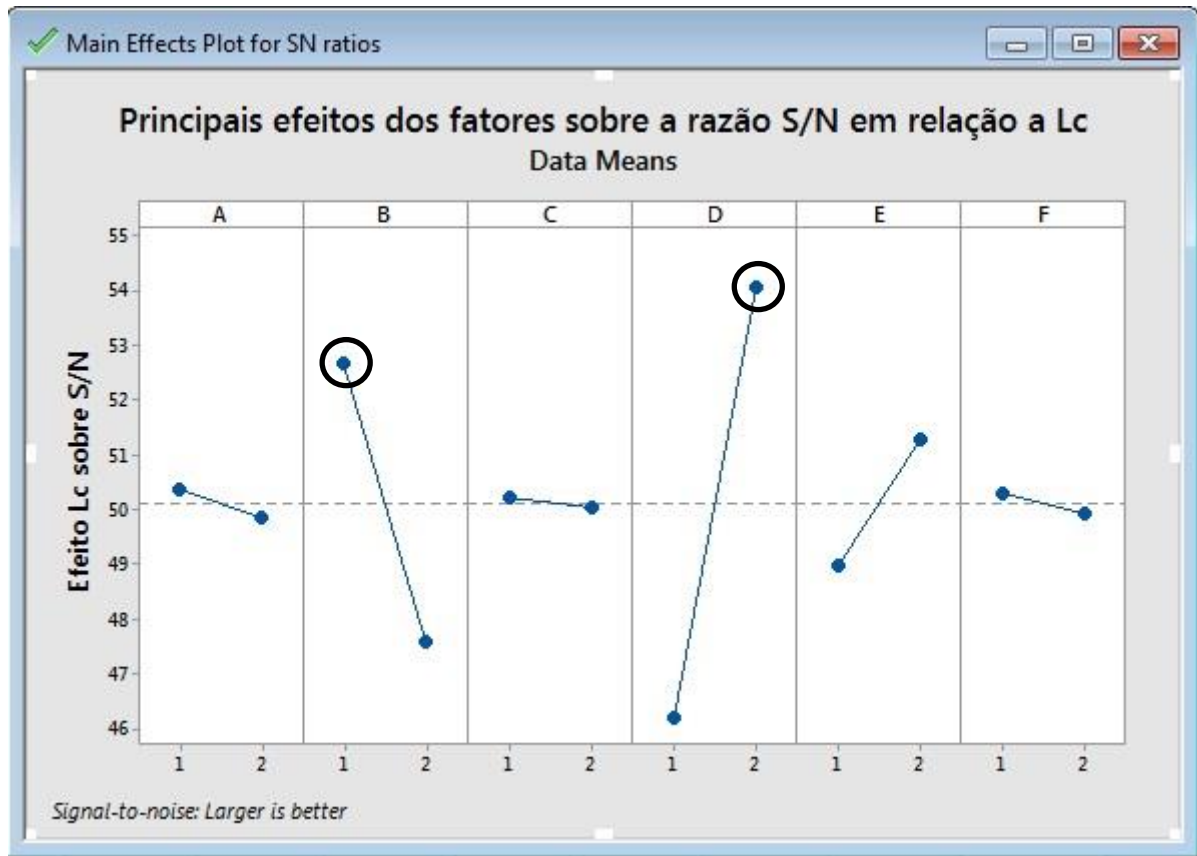
A resistência ao calor do material faz com que o calor gerado no sistema não seja dissipado, sendo transmitido para a ferramenta, formando uma região de elevada temperatura ao redor da aresta de corte, afetando negativamente e consequentemente reduzindo o tempo de usinagem da ferramenta devido a perda precoce da aresta de corte.

Em relação aos lubrificantes, a melhor condição para se aumentar o comprimento de corte é o nível alto (2), ou seja, o uso abundante de fluido, visto que são utilizados para reduzir o calor gerado durante o processo de usinagem.

4.2. Comportamento de L_c em relação à Razão S/N

Foi analisado o comportamento da variável resposta comprimento de corte(L_c) , também em relação ao S/N. Como a variável resposta desejada é um maior comprimento de corte, então , a escolha da equação proposta por Taguchi para o cálculo da relação S/N a ser utilizada é a relação "Maior é melhor". Os resultados dos efeitos sobre a relação S/N são mostrados na Figura 11, sendo ainda a análise de variância realizada para os efeitos de S/N mostrada pela Tabela 10.

Figura 11: Efeito dos fatores sobre a razão S/N em relação a Lc



Fonte: Do autor

Tabela 10: Análise de Variância para o Lc em relação ao S/N

Analysis of Variance

Source	DF	Seq SS	Contribution	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
A	1	470	0,03%	470	470	0,01	0,939
B	1	359445	20,47%	359445	359445	4,71	0,058
C	1	2071	0,12%	2071	2071	0,03	0,873
D	1	580473	33,06%	580473	580473	7,61	0,022
E	1	123298	7,02%	123298	123298	1,62	0,235
F	1	3205	0,18%	3205	3205	0,04	0,842
Error	9	686601	39,11%	686601	76289		
Total	15	1755563	100,00%				

Fonte: Do autor

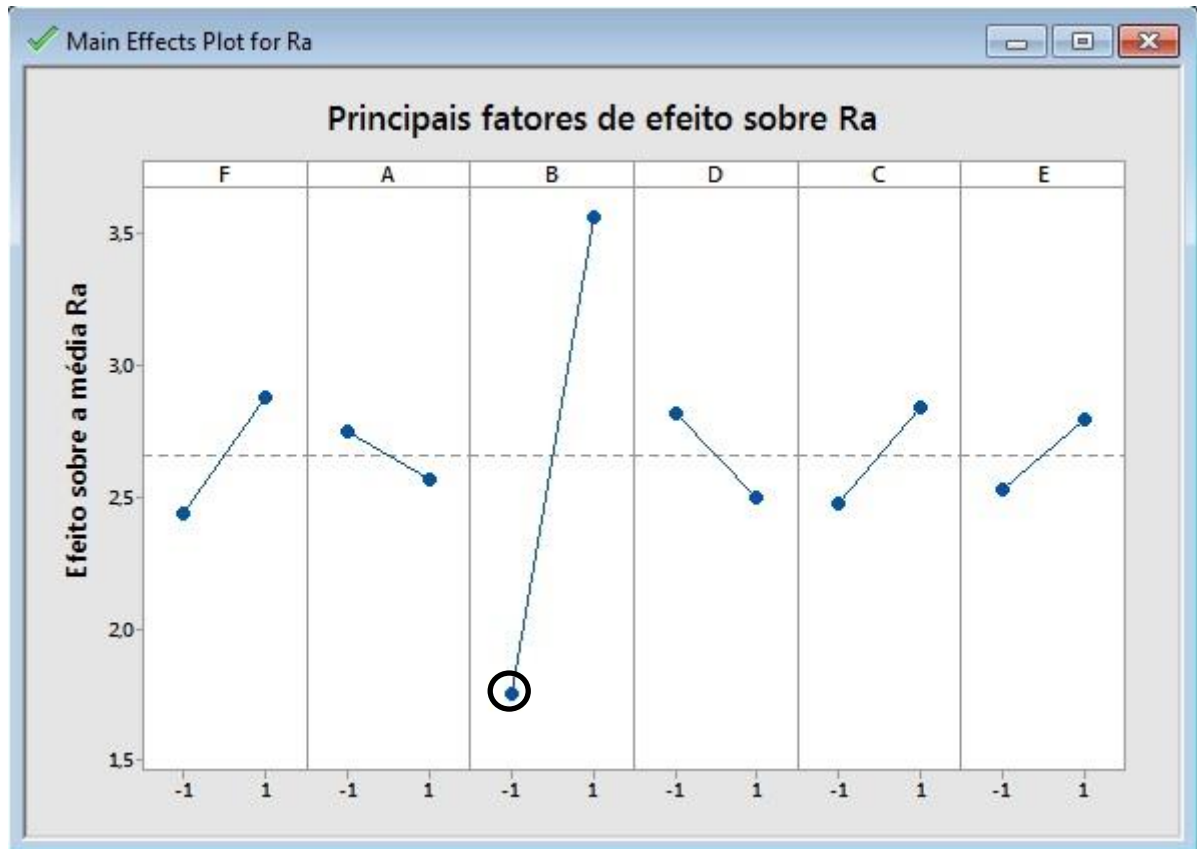
Comparando a Figura 10 e a Figura 11, percebemos que os resultados foram semelhantes, embora o fator (E) lubrificação, na anova do S/N, não ter um valor de p tão próximo do nível de influência em relação a tabela 9. Então de um modo geral foi comprovado que se deve utilizar o tipo de pastilha (D) no nível alto ,lubrificação (E) no nível alto, já o avanço deve permanecer no nível baixo para maiores valores de comprimento de corte.

4.3. Variável Resposta Rugosidade

4.3.1 Comportamento da Rugosidade em Relação à Média

Devido aos resultados do Arranjo ortogonal de Taguchi L16 da Tabela 6 e o uso do software MINITAB RELEASE 17, foi possível realizar os gráficos dos efeitos dos fatores em relação a rugosidade $R_a(\mu m)$. O objetivo em questão é minimizar essa variável em relação à base média dos valores, como na Figura 12.

Figura 12: Efeito dos fatores sobre a média Ra

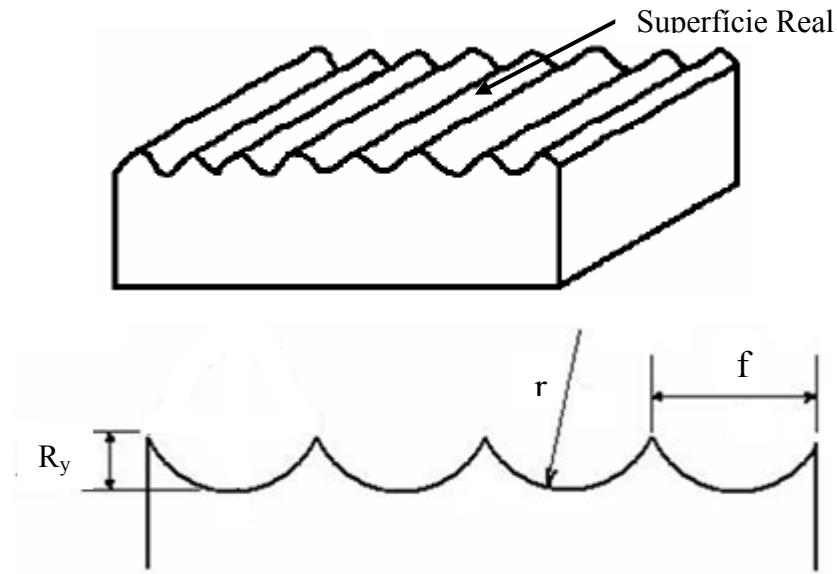


Fonte: Do autor

Ao observar a figura 12, em destaque, percebemos que o fator B é o mais significativo, sobressaindo em relação aos outros parâmetros, isto se deve, ao fato, que na usinagem é observado um aumento drástico na rugosidade, a medida que aumenta a taxa de avanço, sendo o único fator a se mostrar importante nesse processo por ultrapassar a barreira dos $2 \cdot \sigma$ sendo σ dado como sendo o desvio padrão.

É claramente observado que o raio da ferramenta e o avanço são os que têm um efeito sobre a rugosidade superficial, no qual é comumente esperado. O modelo popular para estimar a rugosidade da superfície em função do avanço com uma ferramenta com raio da ponta da ferramenta é apresentado pela figura 13 e pela equação 12 (NEŞELI; YALDIZ; TÜRKEŞ, 2011).

Figura 13: Representação da rugosidade de uma peça



Fonte: Adaptado de Faria (2007)

$$R_a = \frac{f^2}{32r} \quad (12)$$

Onde f é o avanço e r o raio da ponta da ferramenta.

Ao verificar os resultados em conjunto com a equação 12, é possível ver a relação entre o avanço e a rugosidade da peça, ou seja, a rugosidade depende apenas da variável avanço, uma vez que o raio da ferramenta não varia no processo de usinagem. Então o único fator relevante e dominante é o avanço como na Figura 12.

Para comprovar, novamente, a real significância dos resultados obtidos pela Figura 12, foi utilizada a ferramenta ANOVA para os fatores no processo em questão, dado pela Tabela 10.

Tabela 10: Análise de Variância para o Ra em relação à média

Analysis of Variance					
Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
F	1	1,5798	1,5798	2,89	0,102
A	1	0,2720	0,2720	0,50	0,487
B	1	26,2994	26,2994	48,10	0,000
D	1	0,7907	0,7907	1,45	0,240
C	1	1,0404	1,0404	1,90	0,180
E	1	0,5698	0,5698	1,04	0,317
Error	25	13,6685	0,5467		
Lack-of-Fit	9	11,1287	1,2365	7,79	0,000
Pure Error	16	2,5398	0,1587		
Total	31	44,2204			

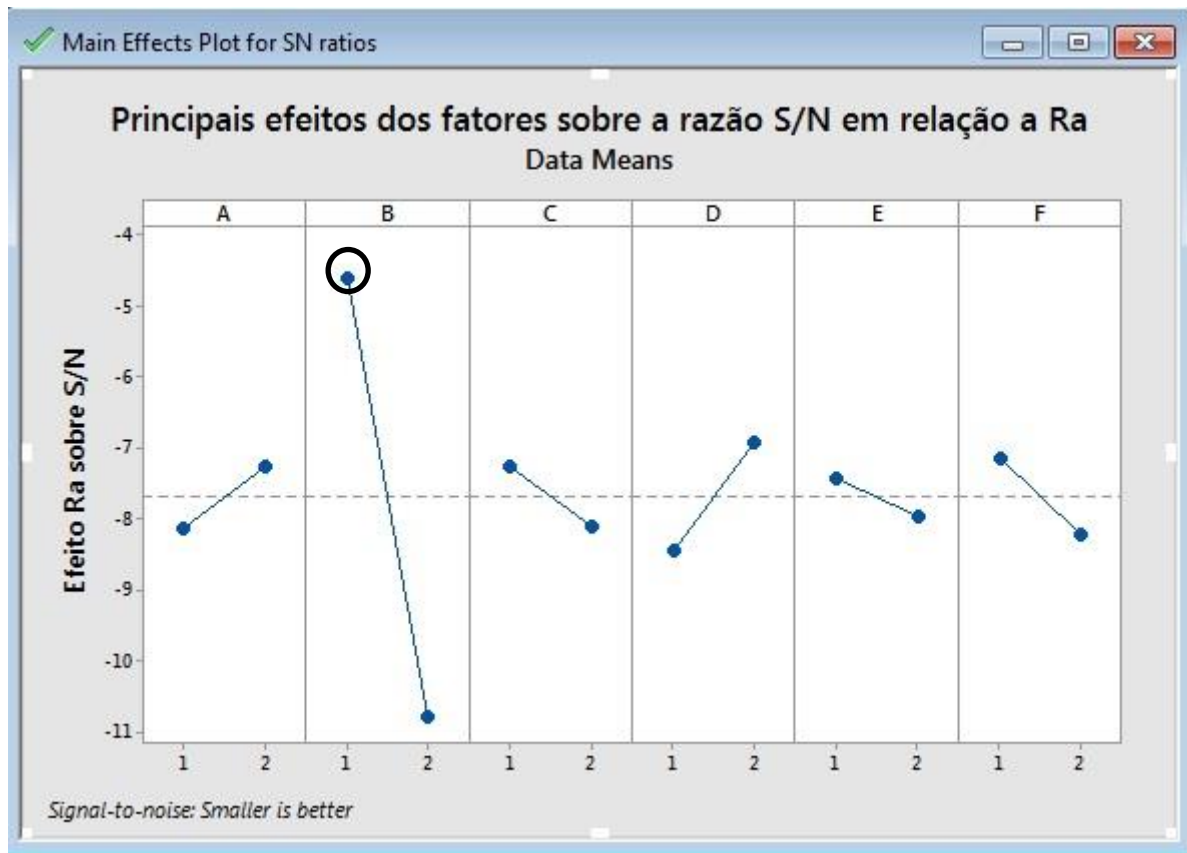
Fonte: Do autor

Na tabela 10, foi destacado o fator B(avanço), pois mostrou-se com p-valor próximo de 0, comprovando a real influencia desse fator e o único significativo neste processo. Isto mostra a forte evidencia estatística, que o avanço afeta a media da rugosidade superficial media.

4.3.2 Comportamento da Rugosidade em Relação à Razão S/N

Usando a análise dos efeitos em relação à razão S/N, tendo como efeito desejado uma menor Rugosidade, foi utilizada uma das equações proposta por Taguchi para o cálculo da relação S/N de acordo com a relação "Menor é Melhor", como pode ser visualizada na Figura 14.

Figura 14: Gráfico dos efeitos de S/N para Rugosidade



Fonte: Do autor

Visualizando a figura 14 podemos perceber, novamente, como na figura 12 que o fator avanço se destaca em relação aos outros fatores, ou seja, o avanço é o único fator relevante com uma grande amplitude quando se trabalha em nível alto ou baixo. Na relação sinal ruído a condição que minimize a variável resposta e aquela que maximize a razão, portanto, no fator B o ideal é trabalhar com nível baixo, ou seja, o avanço deve ser ajustado em 0,12mm.

Para demonstrar a influência dos fatores, foi realizada a análise de variância (ANOVA) representada pela Tabela 11, no qual foi comprovado que o único fator ao nível de 95% confiança é o avanço (em destaque)

Tabela 11: Análise de Variância para o Ra em relação ao S/N

Analysis of Variance							
Source	DF	Seq SS	Contribution	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
A	1	0,1360	0,65%	0,1360	0,1360	0,22	0,650
B	1	13,1497	63,10%	13,1497	13,1497	21,27	0,001
C	1	0,5202	2,50%	0,5202	0,5202	0,84	0,383
D	1	0,3953	1,90%	0,3953	0,3953	0,64	0,445
E	1	0,2849	1,37%	0,2849	0,2849	0,46	0,514
F	1	0,7899	3,79%	0,7899	0,7899	1,28	0,288
Error	9	5,5643	26,70%	5,5643	0,6183		
Total	15	20,8403	100,00%				

Fonte: Do autor

A partir de toda análise anterior, resumidamente, podemos chegar as seguintes conclusões com relação as variáveis mais influentes :

- Em relação ao avanço (B), tanto a variável resposta rugosidade quanto para o comprimento de corte, o nível baixo é o mais adequado pois ao se trabalhar com o valor de avanço reduzido, a temperatura na região de corte será menor (permitindo se usar com a mesma ferramenta por um maior período), aumentando-se o comprimento de corte e, ainda, tem-se um melhor acabamento superficial , ou seja, uma melhor rugosidade.

-Já em relação ao tipo de pastilha (D), A CP250 é adequada para usinagem de ligas a base de níquel (superligas), oferecendo maior resistência ao calor e, consequentemente, obtém-se maior comprimento de corte; Em relação aos lubrificantes (E), a melhor condição para se aumentar o comprimento de corte é o nível alto , pois o uso abundante de fluido, é utilizado para reduzir o calor gerado durante o processo de usinagem.

Segundo Moreira (2011), quando se aumenta a velocidade de corte, tem-se um aumento na temperatura na região de corte e, consequentemente, maior será o desgaste da ferramenta e maiores serão os danos ao acabamento superficial e ao se diminuir a velocidade de corte, mais passadas serão suportadas pela ferramenta (maior será sua vida útil) e, consequentemente, maior será o comprimento de corte obtido, também analisando-se a profundidade de corte, verificou-se que o nível alto (2) é o mais indicado ($ap = 1,6 \text{ mm}$), devido ao fato de que com uma maior profundidade, maior será a área de contato entre ferramenta e peça, dissipando

uma maior quantidade de energia pela ferramenta ao longo do processo de usinagem, o que por sua vez, reduz o desgaste da mesma e permite um maior comprimento de corte.

Em resumo encontra-se abaixo a melhor de arranjo dos fatores a partir das análises no quadro abaixo:

Tabela 12: Melhor condição após análises

FATOR	A (Vc)	B (F)	C (Ap)	D (Tp)	E (L)	F (Dm)
NIVEL	BAIXO	BAIXO	ALTO	ALTO	ALTO	ALTO

Fonte: Do autor

No qual está em destaque os fatores mais influentes depois das análises e verifica-se que não se encontra na matriz experimental da tabela 7 necessitando da realização de um experimento confirmatório.

4.4 Aplicação do Método desirability (Otimização Conjunta)

Com os resultados obtidos pelo Arranjo L16 de Taguchi e com o auxílio do software Minitab 17, foi possível utilizar da função *desirability* para a análise conjunta dos resultados tanto para a variável resposta comprimento de corte, como para a rugosidade, sendo a mesma um dos principais métodos de otimização conjunta.

Assim, é a partir de agora que se iniciam as simulações propriamente ditas atribuindo-se diversos valores para os parâmetros acima citados. Para a primeira configuração, convém-se analisar todos os resultados obtidos com a realização dos experimentos para se definir bons valores para U (no caso da rugosidade – minimização), para L (no caso do comprimento de corte – maximização) e para o valor-alvo em ambos os casos.

Neste sentido segue a Tabela 13 com os resultados dos 32 ensaios que foram organizados em ordem crescente (o que não condiz com a ordem de realização dos ensaios), visto que facilita a visualização da faixa de variação dos mesmos.

Tabela 13: Resultados obtidos em ordem crescente para Ra e Lc.

Nº	Ra	Lc	Nº	Ra	Lc
1	0,91	100,4	17	2,4	301,6
2	1,38	135,9	18	2,51	302,8
3	1,39	145,6	19	2,51	326,9
4	1,4	151,6	20	2,92	333,4
5	1,46	159	21	3,08	348,9
6	1,51	160,8	22	3,32	372,7
7	1,54	166,5	23	3,36	392,7
8	1,57	184,3	24	3,64	392,9
9	1,66	203	25	3,73	426,3
10	1,73	228,5	26	3,85	483,9
11	1,74	229,7	27	3,95	543,8
12	1,88	241,3	28	4,01	713,3
13	1,93	245,3	29	4,04	975,3
14	2,2	262,8	30	4,52	1062,6
15	2,25	269,6	31	4,52	1215,4
16	2,35	283,1	32	5,77	1615,6

Fonte: Do autor

Primeiro passo foi analisar os valores alvo para as duas variáveis respostas, onde se pode realizar uma estimativa de valores alvos ideais para a otimização, a escolha correta dos valores dos parâmetros L, T e U irá implicar em um maior valor de D. Ao observar a tabela acima e os valores encontrados para as variáveis respostas na realização dos ensaios (vide tabela 13), percebe-se que o menor e o maior valor dos 32 ensaios bem como sua média foram:

Para a rugosidade (Ra): Menor: 0,91; Maior: 5,77; Média: 2,65

Para o comprimento de corte (Lc): Menor: 100,4; Maior: 1615,6; Média: 405,48

Desta forma, podem-se estabelecer melhores valores para todos os parâmetros citados anteriormente, ou seja, valores adequados para T e valores justos tanto para U (no caso da rugosidade) quanto para L (no caso do comprimento de corte).

Outro passo foi analisar na literatura valores alvo para as duas variáveis respostas, onde se pode realizar uma boa estimativa de valores alvos ideais para a otimização, como pode ser visto na Tabela 14.

Tabela 14: Dados utilizados para a análise conjunto segundo proposto pelo método *desirability*

	Meta	L	T	U
Lc (m)	Maximizar	300	1400	1400
Ra (μm)	Minimizar	1,5	1,5	3

Fonte: Do autor

Onde L é o limite inferior aceitável para Lc e Ra, T o valor alvo (*Target*) e U o limite superior de aceitação.

Segundo Moreira (2011), o correto é ter os valores alvo já pré-estabelecido (o que de fato acontece em casos reais, como em indústrias por exemplo) e, só assim, a partir deste ponto simular possíveis mudanças. Nesta mesma linha, convém-se ideal que se tenha também os valores reais para os parâmetros U e L, para que não se caia em redundâncias.

Então, depois de definir os limites, foi possível assim definir os limites propostos pelo método e assim obter os valores de d_i individual para cada variável resposta, bem como os valores preditos das variáveis respostas, como pode ser observado na Tabela 15.

Tabela 15: Resultados dos *desirability* individuais, bem como valores preditos das variáveis respostas

Variável Resposta	Valor Predito	Desirability d_i
Comprimento de Corte (m)	1270,0250	0,88184
Rugosidade (μm)	1,3056	1

Fonte: Do autor

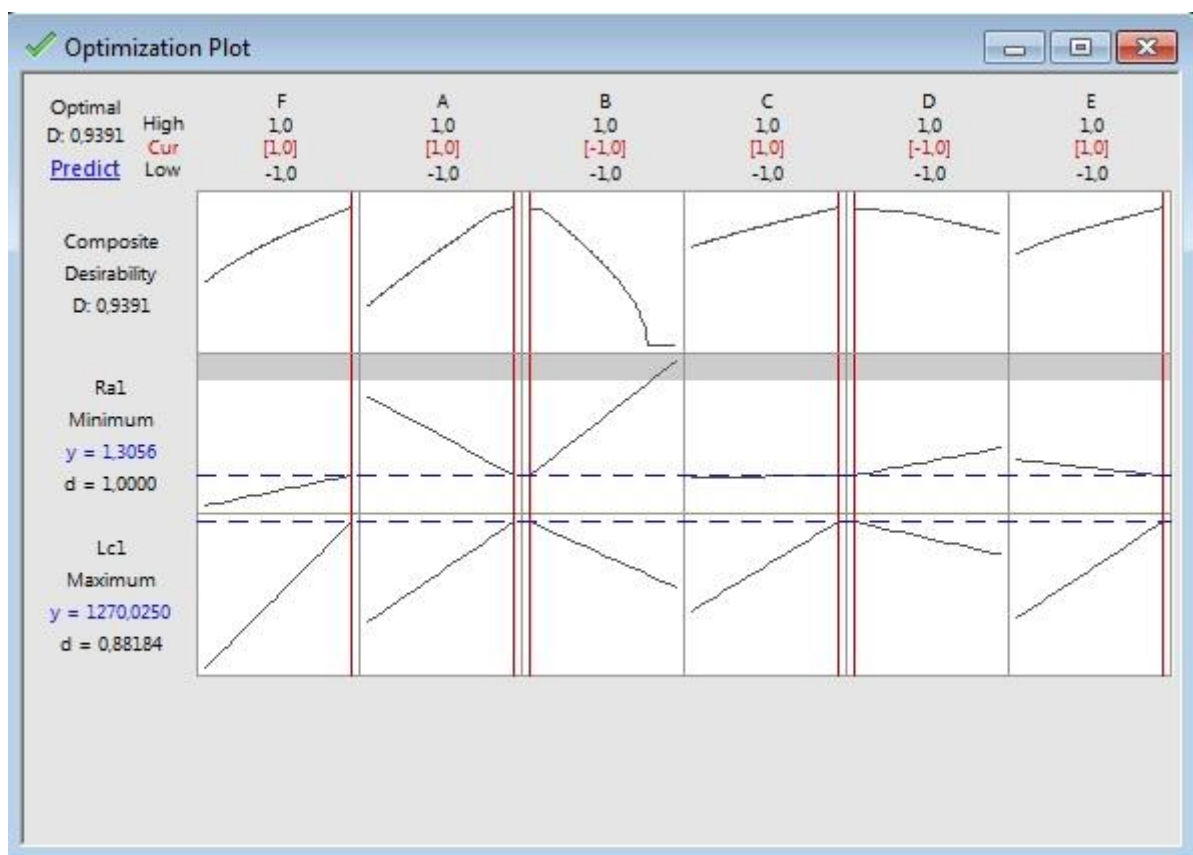
Para Derringer and Suich (1980), o método se baseia na transformação de cada resposta y_i a uma função *desirability* individual, com valores entre [0,1] sendo possível realizar as seguintes conclusões:

- $d_i = 1$: valor desejável;
- $0,80 \leq d_i < 1$: valor excelente;
- $0,63 \leq d_i < 0,80$: valor está adequado;
- $0,40 \leq d_i < 0,63$: valor aceitável, mas pobre;
- $0,30 \leq d_i < 0,40$: valor no limite de aceitabilidade;
- $0 \leq d_i < 0,30$: valor fora da faixa adequada;

De acordo com a proposta de derringer , no caso da variável resposta L_c , cujo valor *desirability* é $d_i=0,88184$ pode-se classificar como sendo um valor aceitável tendo em vista que o valor predito seja 1270,0250 metros. Já para a variável resposta R_a , o valor *desirability* é o valor unitário máximo, sendo classificado como valor desejável, tendo como valor predito de rugosidade 1,3056.

Com os resultados individuais e utilizando a formula 10, é possível verificar a função *desirability* conjunta D , que pode ser vista pela Figura 15.

Figura 15: Gráfico para a análise conjunta segundo proposto pelo método *desirability*



Fonte: Do autor

Na Figura 15 é possível verificar da função *desirability* conjunta, que se encontra no canto superior esquerdo, ou seja, $D = 0,9391$. Esse valor da função é classificado com sendo excelente em relação aos valores preditos. Pode-se observar ainda na parte superior da Figura 15, os valores em vermelho são os valores preditos pelo método, sendo os valores acima deles os máximos possíveis e os abaixo os mínimos, ou seja, os níveis -1 e 1 do arranjo experimental que esta diferente do planejado pela tabela 12 .

Na Primeira coluna da Figura 15, podemos visualizar os valores dos *desirabilities* individuais representados pela letra d, tanto para Lc quanto para Ra. Ainda na mesma coluna, os valores de “y” em azul representam os valores de Lc e Ra preditos. A linha *Composite desirability*, Média Lc e Média Ra, representam respectivamente o comportamento das variáveis respostas com a variação de cada fator. O destaque fica com o fator B (avanço), que com a passagem do nível -1 para +1, pode-se verificar uma diminuição de Lc e um aumento de Ra, mostrando assim que o melhor desempenho quando trabalhada no nível baixo.

Da Figura 15 foi verificado os melhores níveis dos fatores para que se alcance o melhor resultado combinado entre as respostas para que otimize o processo em questão. Em relação as variáveis a tabela sugere uma velocidade de corte (A) em 90m/min, o avanço (B) deve ser ajustado no nível baixo, conforme esperado, de $=0,12\text{mm/revol.}$, já a profundidade de usinagem (C) deve se encontrar em 1,6 mm nível alto, e a pastilha (D) utilizada deve ser a TP2500, em fluido Abundante e material laminado resumidamente na tabela 16 abaixo

Tabela 16: Resumo da seleção dos fatores otimizados

FATOR	A (Vc)	B (F)	C (Ap)	D (Tp)	E (L)	F (Dm)
NIVEL	BAIXO	BAIXO	ALTO	BAIXO	ALTO	ALTO

Fonte: Do autor

Com destaque para o fator E (lubrificação) que sofreu uma alteração na otimização conjunta em relação a tabela 12.

5. CONCLUSÃO

5.1. Verificação dos objetivos

A exigência dos consumidores e do mercado consumidor exige e sempre exigirá das empresas inovações e algum diferencial frente a concorrência, isso faz com que as empresas busquem alternativas em seus processos para atender e, por vezes, superar as expectativas de seu mercado consumidor, tornando-se essencial o uso de ferramentas e métodos que proporcionem a otimização de múltiplas características de qualidade e a diminuição dos custos.

Assim, saber identificar os fatores que influenciam substancialmente um determinado processo, seja ele de qualquer espécie, identificar as faixas em que os mesmos podem operar e selecionar os níveis mais adequados, gera ganhos tanto econômico como ambiental.

O presente estudo apresentou, por meio da fundamentação teórica, a importância em se tratar adequadamente a otimização de processos que tenham um caráter multivariado.

Foram apresentadas as etapas necessárias para a aplicação do método *desirability*, bem como a identificação de todos os parâmetros essenciais utilizados na função de maximização do estudo de caso.

A utilização de um arranjo ortogonal por Taguchi fez a organização dos fatores mais influentes que definiu a tabela para estabelecer os valores da rugosidade (R_a) e do comprimento de corte (L_c) que foram os valores base para atingir o objetivo deste trabalho.

Em relação a variável resposta L_c foi encontrado através de gráficos da média, ANOVA e o S/N de Taguchi os fatores com mais relevância que foram o avanço e tipo de pastilha. Já para a Rugosidade, o avanço se destacou como o único parâmetro influente, tanto pela análise de variância como pelo S/N de Taguchi, sendo que foi confirmado que a rugosidade superficial aumenta à medida que aumente a taxa de avanço.

Para a otimização conjunta pelo método *desirability* utilizando Minitab 17, o método propôs a utilização da variável velocidade de corte em 90m/min (nível -1), o avanço em 0,12mm/revol. (nível -1), já a profundidade de usinagem deve se encontrar em 1,6 mm (nível

1), a pastilha utilizada deve ser a TP2500 (nível -1), em fluido abundante (nível 1) e material laminado (nível 1).

Ficou evidenciado que a função *desirability* pode ser utilizada para a otimização conjunta, além do objetivo proposto no trabalho ser atingido passo a passo de acordo com a sequencia do trabalho, sendo possível a determinação dos melhores arranjos dos fatores em um processo com múltiplas respostas.

5.2. Sugestões para trabalhos futuros

Como sugestão para trabalhos futuros, propõe-se pesquisar mais o assunto otimização de múltiplas respostas tanto pelo método utilizado neste trabalho (*desirability*) quanto através de outras técnicas e realizações de comparações. Outra sugestão também seria a utilização do método MCDM (*Multiple- Criteria Decision- Making*), que se baseia na decisão hierárquica, contendo metas, critérios bem como alternativas de escolha (avaliados com base em uma escala de prioridades).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABHANG, L. B.; HAMEEDULLAH, M. Optimization of Machining Parameters in Steel Turning Operation by Taguchi Method. **Procedia Engineering**, v. 38, p. 40–48, 2012.

ALBETRAN, H.; DONG, Y.; LOW, I. M. Characterization and optimization of electrospun TiO₂/PVP nanofibers using Taguchi design of experiment method. **Journal of Asian Ceramic Societies**, v. 3, n. 3, p. 292–300, 2015.

ANTONY, J.; SIVANATHAN, L.; GIJO, E. V. Design of Experiments in a higher education setting. **International Journal of Productivity and Performance Management**, v. 63, n. 4, p. 513–521, 2014.

BAHLOUL, L. et al. Effects and optimization of operating parameters of anionic dye extraction from an aqueous solution using an emulsified liquid membrane: Application of designs of experiments. **Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers**, v. 000, p. 1–7, 2015.

BALAK, Z. et al. Taguchi design and hardness optimization of ZrB₂-based composites reinforced with chopped carbon fiber and different additives and prepared by SPS. **Journal of Alloys and Compounds**, v. 639, p. 617–625, 2015.

BALONI, B. D.; PATAK, Y.; CHANNIWALA, S. A. Centrifugal Blower Volute Optimization Based on Taguchi Method. **Computers & Fluids**, v. 112, p. 72–78, 2015.

BAS, G.; STOEVL, L.; DURAKBASA, N. M. Assessment of the Production Quality in Machining by Integrating a System of High Precision Measurement. **Procedia Engineering**, v. 100, n. 1, p. 1616–1624, 2015.

BUSHLYA, V.; ZHOU, J.; STÅHL, J. E. Effect of cutting conditions on machinability of superalloy inconel 718 during high speed turning with coated and uncoated PCBN tools. **Procedia CIRP**, v. 3, n. 1, p. 370–375, 2012.

CAMPOSECO-NEGRETE, C. Optimization of cutting parameters for minimizing energy consumption in turning of AISI 6061 T6 using Taguchi methodology and ANOVA. **Journal of Cleaner Production**, v. 53, p. 195–203, 2013.

CASTILLO, P. et al. Modeling and optimization of hydrogen production by the photosynthetic bacterium *rhodobacter capsulatus* by the methodology of Design of Experiments (DOE): Interaction between lactate concentration and light luminosity. **Energy Procedia**, v. 29, p. 357–366, 2012.

CHEN, G.-L. et al. A study of thermal pyrolysis for castor meal using the Taguchi method. **Energy**, v. 71, p. 62–70, 2014.

DAVOODI, B.; ESKANDARI, B. Tool wear mechanisms and multi-response optimization of tool life and volume of material removed in turning of N-155 iron–nickel-base superalloy using RSM. **Measurement**, v. 68, p. 286–294, 2015.

DEL PRETE, A.; PRIMO, T.; FRANCHI, R. Super-nickel orthogonal turning operations optimization. **Procedia CIRP**, v. 8, p. 164–169, 2013.

DERRINGER, G.; SUICH, R. “**Simultaneous Optimization of Several Response Variables**”. 1980. *Journal of Quality Technology* 12, pp. 214–219, 1980.

FARIA, J.C. **Estudo da usinagem em torneamento da superliga à base de níquel NIMONIC 80A**. 2007. 88 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2007

FAROOQ, M. A. et al. An innovative approach for planning and execution of pre-experimental runs for Design of Experiments. **Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de la Empresa**, 2015.

FIRKA, D. Statistical, technical and sociological dimensions of design of experiments. **The TQM Journal**, v. 23, n. 4, p. 435–445, 2011.

GADHE, A.; SONAWANE, S. S.; VARMA, M. N. Optimization of conditions for hydrogen production from complex dairy wastewater by anaerobic sludge using desirability function approach. **International Journal of Hydrogen Energy**, v. 38, n. 16, p. 6607–6617, 2013.

GOETHALS, P. L.; CHO, B. R. Extending the desirability function to account for variability measures in univariate and multivariate response experiments. **Computers and Industrial Engineering**, v. 62, n. 2, p. 457–468, 2012.

GOWD, G. H. et al. Multi Objective Optimization of Process Parameters in WEDM during Machining of SS304. **Procedia Materials Science**, v. 5, p. 1408–1416, 2014.

GUPTA, M.; KUMAR, S. Investigation of surface roughness and MRR for turning of UD-GFRP using PCA and Taguchi method. **Engineering Science and Technology, an International Journal**, v. 18, n. 1, p. 70–81, 2015.

HE, Z.; ZHU, P. F.; PARK, S. H. A robust desirability function method for multi-response surface optimization considering model uncertainty. **European Journal of Operational Research**, v. 221, n. 1, p. 241–247, 2012.

HORVÁTH, R.; DRÉGELYI-KISS, Á. Analysis of surface roughness of aluminium alloys fine turned: united phenomenological models and multi-performance optimization. **Measurement**, v. 65, p. 181–192, 2015.

JEONG, I. J.; KIM, K. J. An interactive desirability function method to multiresponse optimization. **European Journal of Operational Research**, v. 195, n. 2, p. 412–426, 2009.

KUMAR, Y.; SINGH, H. Multi-response optimization in dry turning process using Taguchi 's approach and utility concept. v. 5, n. Icamme, p. 2142–2151, 2014.

LAIATE, J. **Utilização da Função *Desirability* na otimização de processos com múltiplas respostas**. 2010. . Trabalho de Graduação (Engenharia de Produção Mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2010.

LEÇA, J. M. et al. Optimal design of experiments applied to headspace solid phase microextraction for the quantification of vicinal diketones in beer through gas chromatography-mass spectrometric detection. **Analytica Chimica Acta**, v. 887, p. 101–110, 2015.

MATTOS, V. L. D. de. **Identificação de Efeitos de Dispersão em Experimentos com Poucas Replicações**. Tese de Doutorado. Florianópolis: UFSC, 2004.

MIGUEL, PAULO AUGUSTO CAUCHIK. Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção e Gestão de Operações. 2. ed. Rio de Janeiro: **Campus-Elsevier**. v.1, 260p, 2012.

MOREIRA, Y. C. **Aplicação do Método Desirability para otimização de processo com múltiplas respostas**. 2011. Trabalho de Graduação (Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2011.

NEŞELI, S.; YALDIZ, S.; TÜRKEŞ, E. Optimization of tool geometry parameters for turning operations based on the response surface methodology. **Measurement**, v. 44, n. 3, p. 580–587, 2011.

NOBAHAR, A.; MOJIB, S.; MOHARRAMI, M. Combined use of design of experiment and dynamic building simulation in assessment of energy efficiency in tropical residential buildings. **Energy & Buildings**, v. 86, p. 525–533, 2015.

PAIVA, A. P. **Metodologia de Superfície de Resposta e Análise de Componentes Principais em Otimização de Processos de Manufatura com Múltiplas Respostas Correlacionadas**. 2006. Tese (Doutorado em Projeto e Fabricação) - Instituto de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Itajubá, p. 229, 2006.

PAL, S.; GAURI, S. K. Assessing effectiveness of the various performance metrics for multi-response optimization using multiple regression. **Computers & Industrial Engineering**, v. 59, n. 4, p. 976–985, 2010.

PASANDIDEH, S. H. R.; NIAKI, S. T. A. Multi-response simulation optimization using genetic algorithm within desirability function framework. **Applied Mathematics and Computation**, v. 175, n. 1, p. 366–382, 2006.

PENTEADO, R.B. **Utilização de Metaheurísticas Combinada a diferentes Métodos de Aglutinação para a Otimização de um Processo de Torneamento com Múltiplas Respostas**. 2015. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2015.

PENTEADO, R.B. **Utilização de técnicas do Planejamento de Experimento na Otimização de um processo de Torneamento da Superliga Nimonic 80A..** Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2011.

PHILIP SELVARAJ, D.; CHANDRAMOHAN, P.; MOHANRAJ, M. Optimization of surface roughness, cutting force and tool wear of nitrogen alloyed duplex stainless steel in a dry turning process using Taguchi method. **Measurement: Journal of the International Measurement Confederation**, v. 49, n. 1, p. 205–215, 2014.

PUSAVEC, F. et al. Sustainable machining of high temperature Nickel alloy - Inconel 718: Part 1 - Predictive performance models. **Journal of Cleaner Production**, v. 81, p. 255–269, 2014.

QASIM, A. et al. Simulation Modelling Practice and Theory Optimization of process parameters for machining of AISI-1045 steel using Taguchi design and ANOVA. **STIMULATION MODELLING PRACTICE AND THEORY**, v. 59, p. 36–51, 2015.

RELKAR, A. S.; NANDURKAR, K. N. Optimizing & Analysing Overall Equipment Effectiveness (OEE) Through Design of Experiments (DOE). **Procedia Engineering**, v. 38, p. 2973–2980, 2012.

SAFA, F.; HADJMOHAMMADI, M. R. Simultaneous optimization of the resolution and analysis time in micellar liquid chromatography of phenyl thiohydantoin amino acids using Derringer's desirability function. **Journal of Chromatography A**, v. 1078, n. 1-2, p. 42–50, 2005.

SARIKAYA, M.; GÜLLÜ, A. Taguchi design and response surface methodology based analysis of machining parameters in CNC turning under MQL. **Journal of Cleaner Production**, v. 65, p. 604–616, 2014.

SATHISH KUMAR, R.; SURESHKUMAR, K.; VELRAJ, R. Optimization of biodiesel production from Manilkara zapota (L.) seed oil using Taguchi method. **Fuel**, v. 140, n. x, p. 90–96, 2015.

SENTHILKUMAR, N.; TAMIZHARASAN, T.; ANANDAKRISHNAN, V. Experimental investigation and performance analysis of cemented carbide inserts of different geometries using Taguchi based grey relational analysis. **Measurement**, v. 58, p. 520–536, 2014.

SINHA, P. A search method for process optimization with designed experiments and some observations. **International Journal of Quality & Reliability Management**, v. 28, n. 5, p. 503–518, 2011.

SUN, G. et al. Discrete robust optimization algorithm based on Taguchi method for structural crashworthiness design. **Expert Systems with Applications**, v. 42, n. 9, p. 4482–4492, 2015.

TORRES-TREVIÑO, L. M. et al. An expert system for setting parameters in machining processes. **Expert Systems with Applications**, v. 40, n. 17, p. 6877–6884, 2013.

VERA CANDIOTI, L. et al. Experimental design and multiple response optimization. Using the desirability function in analytical methods development. **Talanta**, v. 124, p. 123–138, 2014.

WONGGASEM, K. et al. Multi-objective optimization of hard turning of AISI 6150 using PCA-based desirability index for correlated objectives. **Procedia CIRP**, v. 12, p. 13–18, 2013.

YIN, Z. et al. Cutting performance and life prediction of an Al₂O₃/TiC micro–nano–composite ceramic tool when machining austenitic stainless steel. **Ceramics International**, v. 41, n. 5, p. 7059–7065, 2015.

ZHOU, J. C.; WU, D. F.; GUO, D. S. Optimization of the production of thiocarbonylhydrazide using the Taguchi method. **J Chem Technol Biotechnol**, v. 85, n. 10, p. 1402–1406, 2010.

ZHU, D.; ZHANG, X.; DING, H. Tool wear characteristics in machining of nickel-based superalloys. **International Journal of Machine Tools and Manufacture**, v. 64, p. 60–77, 2013.