



UNIVERSIDADE ESTADUAL
PAULISTA
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
Campus de Guaratinguetá
Faculdade de Engenharia

YURI DA CUNHA MOREIRA

**APLICAÇÃO DO MÉTODO DESIRABILITY PARA OTIMIZAÇÃO DE
PROCESSO COM MÚLTIPLAS RESPOSTAS**

Guaratinguetá
2011

YURI DA CUNHA MOREIRA

APLICAÇÃO DO MÉTODO DESIRABILITY PARA OTIMIZAÇÃO DE
PROCESSO COM MÚLTIPLAS RESPOSTAS

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

Orientador: Prof. Dr. Messias Borges Silva

Guaratinguetá
2011

M838a Moreira, Yuri da Cunha
Aplicação do Método Desirability para otimização de processo com múltiplas respostas / Yuri da Cunha Moreira – Guaratinguetá: [s.n], 2011.
86 f: il.
Bibliografia: f. 84-86

Trabalho de Graduação em Engenharia Mecânica – Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá, 2011.
Orientador: Prof. Dr. Messias Borges Silva

1. Planejamento experimental I. Título

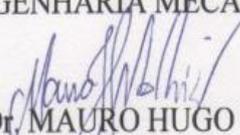
CDU 519.242

**APLICAÇÃO DO MÉTODO DESIRABILITY PARA OTIMIZAÇÃO DE
PROCESSO COM MÚLTIPLAS RESPOSTAS**

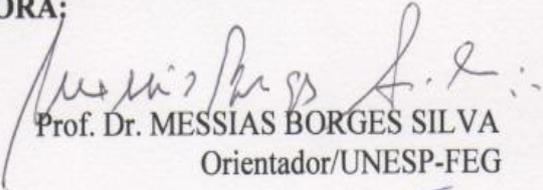
YURI DA CUNHA MOREIRA

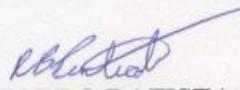
ESTE TRABALHO DE GRADUAÇÃO FOI JULGADO ADEQUADO COMO
PARTE DO REQUISITO PARA A OBTENÇÃO DO DIPLOMA DE
"GRADUADO EM ENGENHARIA MECÂNICA"

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


Prof. Dr. MAURO HUGO MATHIAS
Coordenador

BANCA EXAMINADORA:


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


Prof. Msc. RICARDO BATISTA PENTEADO
UNESP-FEG


Prof. Msc. CRISTIE DIEGO PIMENTA
Membro Externo

DADOS CURRICULARES

YURI DA CUNHA MOREIRA

NASCIMENTO	21.08.1985 – SÃO PAULO / SP
FILIAÇÃO	Humberto Antônio Moreira Kátia Maria Lepsch da Cunha
2003/2003	Ensino Médio no Colégio Poliedro de São José dos Campos – SP.
2006/2011	Curso de Graduação em Engenharia Mecânica, na Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá da Universidade Estadual Paulista.

dedico este trabalho, de modo especial, aos meus pais Kátia e Humberto, que sempre me apoiaram e me deram amor em todos os momentos da minha vida, fazendo com que eu me tornasse a pessoa que sou hoje e a minha namorada Camilla que me apoiou nos momentos mais difíceis no final da faculdade.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, a Deus, por ter me dado uma vida maravilhosa com uma família maravilhosa, com saúde, inteligência, excelentes amigos e por me abençoar com tantos acontecimentos,

aos meus pais *Humberto e Kátia*, que sempre me apoiaram em todos os momentos da minha vida, me nutrindo com muito amor e carinho, e que são a minha fonte de inspiração e motivação nesta vida,

ao meu orientador e amigo, *Prof. Dr. Messias Borges Silva* que jamais deixou de me incentivar e que me fez apaixonar pela engenharia de qualidade. Sem a sua orientação e dedicação, o estudo aqui apresentado seria praticamente impossível,

ao *Engenheiro Ricardo Batista Penteado*, aluno de mestrado da mesma Instituição, pelos prestativos auxílios para o desenvolvimento do estudo,

à minha namorada Camilla, que esteve ao meu lado no momento mais difícil durante minha graduação, que foi a reta final, e que soube me acalmar e me motivar em situações importantes, e que é a pessoa que quero passar o resto da minha vida compartilhando momentos como este,

aos meus *Amigos* por todo companheirismo nos longos dias e noites de estudos e, em especial, aos meus melhores amigos da faculdade *Rafael Barata Zicman Corona e Marcelo Sadaki Kawakami* por todo o apoio que me deram durante meus 6 anos de graduação que foram imprescindíveis para que eu me formasse. Foi um prazer partilhar os melhores 6 anos da minha vida com pessoas de caráter e princípios.

ao grupo PET (Programa de Educação Tutorial) de Engenharia Mecânica no qual fui bolsista por dois anos em 2007 e 2008, e no qual me desenvolvi muito tanto pessoal quanto profissionalmente.

Por fim, agradeço a Tenaris Confab, empresa que me contemplou com uma excelente bolsa de estudos por 3 anos (2009, 2010 e 2011) devido ao meu excelente desempenho acadêmico e que me deu a possibilidade de realizar diversos cursos extracurriculares, sendo uma grande fonte de renda.

“Mesmo desacreditado e ignorado por todos,
não posso desistir, pois para mim, vencer é
nunca desistir.”

A. Einstein

MOREIRA, Y. C. **Aplicação do Método Desirability para otimização de processo com múltiplas respostas**. 2011. 86 f. Trabalho de Graduação (Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2011.

RESUMO

Atualmente, a competição entre as organizações na busca pela preferência do consumidor tem se tornado cada vez mais acirrada. Além disso, tais consumidores estão mais exigentes devido a grande velocidade com que as inovações ocorrem, cabendo às empresas atender e, por vezes, superar tais expectativas.

Neste sentido, surge a necessidade de se utilizar ferramentas que visam a otimização de processos com múltiplas respostas (com várias características de qualidade) de forma simultânea.

Inseridos neste contexto, este estudo apresenta uma aplicação das técnicas de Planejamento de Experimento em um processo de usinagem da liga NIMONIC 80A, uma superliga que possui propriedades térmicas e mecânicas que dificultam sua usinagem e para tanto, foi utilizado a função Desirability. Por serem condições determinantes na usinabilidade da liga, foram consideradas como variáveis respostas a rugosidade e o comprimento de corte e como fatores que podem influenciá-las: velocidade de corte, avanço, profundidade de corte, tipo de pastilha e lubrificação. A partir da análise dos resultados, observou-se como foi a influência de todos os fatores nas variáveis resposta, além da eficiência e confiabilidade do método.

PALAVRAS-CHAVE: Otimização. Múltiplas Respostas. Planejamento de Experimentos. Função *Desirability*. Torneamento. Liga NIMONIC 80A.

MOREIRA, Y. C. Application of Desirability Method in the optimization of processes with multi-response. 2011. 86 f. Undergraduate Monograph (Mechanical Engineering) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2011.

ABSTRACT

Currently, the competition between organizations in the pursuit of consumer preference has become increasingly fierce. In addition, consumers have become increasingly demanding due to high speed with which innovations occur, leaving the companies meet and sometimes surpass those expectations

In this context, there is the necessity to use methods as mathematical models capable of dealing with the optimization of multiple responses simultaneously.

In this context, this study presents an application of techniques of Design of Experiment in a machining process of a NIMONIC 80 alloy, a “superalloy” that has thermal and mechanical properties that make its machining difficult and in order to do this, the Desirability Function was used. As they are determining conditions in the machining capability of the alloy, the roughness and the cutting length were considered as variable settings, and the factors that can influence them are cutting speed, feed rate, cutting depth, inserts type and lubrication. The analysis of the result pointed out how was the influence of all factors on each response and also showed the efficiency and reliability of the method.

KEYWORDS: Multi-Response. Optimization. Design of Experiment. Desirability Function. Turning. NIMONIC 80A Alloy.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Esquema básico de um torno. (Fonte: Amorim, 2003).	22
Figura 2: Fatores no processo de usinagem (Fonte: Amorim, 2003).	25
Figura 3: Modelo de geral de um processo. Fonte: MONTGOMERY e RUNGER (2003).	30
Figura 4: Arranjos Ortogonais de Taguchi (Fonte: Adaptada de Santos, 2007).	49
Figura 5: Torno CNC-MACH 9-CENTUR 30S (Fonte: Faria, 2007 apud OISHI, 2010).	50
Figura 6: Rugosímetro Mitutoyo SURFTEST-301 (Fonte: Faria, 2007 apud OISHI, 2010).	50
Figura 7: Gráfico da Média da Rugosidade (Fonte: OISHI, 2010).	54
Figura 8: Gráfico da Relação Sinal-Ruído da Rugosidade (Fonte: OISHI, 2010).	55
Figura 9: Gráfico da Média do Comprimento de Corte (Fonte: OISHI, 2010).	56
Figura 10: Gráfico da Relação Sinal-Ruído do Comprimento de Corte (Fonte: OISHI, 2010).	57
Figura 11: Caixa de diálogo para criação do fatorial.	62
Figura 12: Caixa de diálogo para melhor ajuste do modelo.	62
Figura 13: Caixa de diálogo para alteração da caracterização dos níveis.	63
Figura 14: Caixa de diálogo com alteração da caracterização dos níveis.	63
Figura 15: Caixa de diálogo para alteração de algumas opções no modelo.	64
Figura 16: Estrutura do fatorial proposta para o modelo utilizado na simulação.....	65
Figura 17: Estrutura modificada para a simulação da otimização com os valores das variáveis resposta.	66
Figura 18: Caixa de diálogo para análise do modelo em questão.....	66
Figura 19: Caixa de diálogo para otimização das respostas.	67
Figura 20: Caixa de diálogo para o Setup na otimização das respostas.	68

Figura 21: Simulação da otimização das variáveis resposta: primeira configuração (tabela 8).....	70
Figura 22: Indicação das linhas verticais para alteração do valor dos níveis.	71
Figura 23: Indicação das linhas verticais para alteração do valor dos níveis.	71
Figura 24: Simulação da otimização das variáveis resposta: segunda configuração (tabela 10).	73
Figura 25: Simulação para confirmação dos valores-alvo de cada variável resposta (tabela 11).	74
Figura 26: Simulação da otimização das variáveis resposta: terceira configuração (tabela 12).	75
Figura 27: Simulação da otimização das variáveis resposta: quarta configuração (tabela 13).....	76
Figura 28: Simulação da otimização das variáveis resposta: nova configuração (tabela 15).....	80

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Fatores de influência com os valores de seus respectivos níveis.	47
Tabela 2: Respostas dos Experimentos de Usinagem (Fonte: OISHI, 2010).....	51
Tabela 3: ANOVA da Média da Variável Resposta Rugosidade (Fonte: OISHI, 2010).	54
Tabela 4: ANOVA da Relação Sinal-Ruído da Rugosidade (Fonte: OISHI, 2010).	55
Tabela 5: ANOVA da Média da Variável Resposta Comprimento de Corte (Fonte: OISHI, 2010).....	56
Tabela 6: ANOVA da Relação Sinal-Ruído do Comprimento de Corte (Fonte: OISHI, 2010).	57
Tabela 7: Resultados obtidos para Ra e Lc em ordem crescente.....	69
Tabela 8: Primeira configuração para os parâmetros de otimização.	69
Tabela 9: Comparativo das modificações feitas a partir da condição otimizada (simulada).....	72
Tabela 10: Segunda configuração para os parâmetros de otimização.	73
Tabela 11: Confirmação da alteração dos valores-alvo de cada variável resposta.	74
Tabela 12: Terceira configuração para os parâmetros de otimização.....	75
Tabela 13: Quarta configuração para os parâmetros de otimização.	76
Tabela 14: Resumo com os parâmetros de cada simulação.	77
Tabela 15: Nova configuração para os parâmetros de otimização.	80

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Características e desvantagens da aplicação da liga NIMONIC 80A. (Fonte: EZUGWU et al., 2003 apud FARIA, 2007).....	23
Quadro 2: Relação dos fatores e graus de influência com suas respectivas consequências no processo de usinagem.....	27
Quadro 3: Quadro de uma ANOVA para análise da influência dos fatores e interações em um experimento de dois fatores (Fonte: Adaptado de Zar, 199, p. 242).	35
Quadro 4: Quadro da relação das faixas de variação da <i>desirability</i> individual com o significado das respectivas respostas.	39
Quadro 5: Tabela com a relação entre a variação da <i>desirability</i> individual com o significado da resposta.....	39
Quadro 6: Características da otimização do Método de Derringer e Suich. Fonte: PAIVA (2006).....	43
Quadro 7: Relações de significância entre o alvo e os limites na <i>desirability</i> individual. Fonte: PAIVA (2006).	43
Quadro 8: Quadro dos efeitos significativos para a média da variável resposta rugosidade.	58
Quadro 9: Quadro dos efeitos significativos para a relação sinal-ruído da rugosidade.	58
Quadro 10: Quadro dos efeitos significativos para a média da variável resposta comprimento de corte.	59
Quadro 11: Quadro dos efeitos significativos para a relação sinal-ruído do comprimento de corte.	59
Quadro 12: Quadro da melhor condição a partir das análises iniciais feitas.....	60

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	17
1.1 Contextualização do problema	17
1.2 Objetivos	18
1.3 Justificativa.....	19
1.4 Método de Pesquisa.....	20
1.5 Estrutura do trabalho	20
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	21
2.1 Usinagem.....	21
2.1.1 A liga NIMONIC 80A	22
2.1.2 O Conceito de Avanço, Velocidade de Corte e Profundidade de Usinagem.....	24
2.1.3 Acabamento superficial	25
2.1.4 Ferramenta de corte	26
2.1.5 Formação de Cavaco e a Geração de Calor no Processo de Usinagem	27
2.1.6 Fluido de Corte	28
2.2 Introdução ao planejamento de experimentos	29
2.3 Metodologia de projeto de experimentos	31
2.4 Análise de variância (ANOVA).....	33
2.5 Método Taguchi.....	36
2.6 O método desirability	37
3 PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL	45
3.1 Definição dos Fatores de Influência e das Variáveis Respostas	45
3.2 Definição dos Níveis e do Arranjo Ortogonal.....	47
3.3 Realização dos Ensaios	49
4 ANÁLISE DOS RESULTADOS	52

4.1 Tabelas com a ANOVA e Gráficos da Média.....	53
4.1.1 Análise dos Resultados da ANOVA e do Gráfico da Média.....	58
4.2 Simulação da Otimização.....	61
4.2.1 Utilização do MINITAB RELEASE 14.....	61
4.2.2 Primeira Configuração.....	69
4.2.3 Segunda Configuração.....	73
4.2.4 Terceira Configuração.....	75
4.2.5 Quarta Configuração.....	76
4.3 Análise geral dos resultados simulados.....	77
4.4 Nova Configuração.....	79
5 CONCLUSÕES.....	82
5.1 Verificação dos objetivos.....	82
5.2 Sugestões para trabalhos futuros.....	83
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	84

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização do problema

Nos dias de hoje, pode-se observar uma crescente e acirrada busca pela preferência dos consumidores por parte das empresas, ou seja, cada vez mais se torna importante para as organizações conquistar novos clientes e manter fiéis os que já são, visto que com esta acelerada disputa qualquer erro ou qualquer cliente não conquistado pode representar significativas perdas num futuro próximo.

Tal competição remete de forma direta ao constante desafio de toda organização: ter que produzir cada vez mais, com uma quantidade decrescente de recursos, em um prazo menor e mais preciso e, ainda, com melhor qualidade. Esta premissa deve estar presente na mente de qualquer organização que vise sobreviver neste mercado tão competitivo.

Somado a estas questões pode-se verificar que os consumidores estão se tornando muito mais exigentes devido à alta variedade de produtos que são oferecidos atualmente e a elevada velocidade com que estes são lançados no mercado de trabalho, ou seja, os clientes estão tendo mais opções de escolha e as inovações estão sendo lançadas no mercado com maior velocidade comparada com alguns anos atrás.

Assim, no intuito de atender ou superar estas exigências advindas do consumidor, as empresas as traduzem como atributos de qualidade e, portanto, estudam diversas formas de se elevar a qualidade de determinado produto, atendendo a qualquer que seja a expectativa de determinado cliente.

Neste sentido, torna-se necessário a utilização de modelos matemáticos capazes de lidar com todos esses atributos de qualidade, ou seja, modelos que consigam otimizar processos com múltiplas respostas. Na visão de Paiva (2006), quando se coloca como objetivo principal a satisfação do cliente é de suma importância que a qualidade seja projetada e desenvolvida no processo produtivo partindo das exigências feitas pelo consumidor, ao passo que no processo produtivo são criadas as condições necessárias no intuito de se ter um produto que atenda a estas exigências que foram previamente estabelecidas.

Outro ponto importante a ser tratado é que por as exigências dos consumidores serem cada vez maiores, tem-se um grande número de atributos em um mesmo produto, o que faz com que a quantidade de características críticas de qualidade seja elevada, que por sua vez aumenta muito a complexidade das configurações dos processos.

Com todas estas questões já colocadas, pode-se constatar que para uma organização se adaptar às inúmeras exigências de seus clientes é de extrema importância que a mesma possua boas ferramentas e métodos que viabilizem trabalhar com múltiplas características de qualidade, o que por sua vez, acaba aumentando a flexibilidade dela para lidar com diversas mudanças que ocorrem constantemente, colocando-a como uma empresa de alto nível e altamente competitiva no cenário atual.

Por fim, para que determinada empresa obtenha sucesso frente a seu mercado consumidor e possua uma posição de superioridade com relação aos seus concorrentes é fundamental ter como conhecimento ou habilidade a capacidade de: identificar os inúmeros fatores que interferem ou influenciam de forma substancial qualquer que seja o processo, identificar as faixas de operação destes e, ainda, saber selecionar os níveis mais adequados que proporcionem a otimização das múltiplas respostas. Sabe-se, também, que este é um trabalho muito complexo, mas que pode trazer para a empresa ganhos incalculáveis tanto no âmbito financeiro quanto na melhoria da qualidade de seus produtos.

1.2 Objetivos

Como objetivo geral, este presente trabalho visa analisar a aplicação do método *desirability* para melhorar a qualidade de usinagem da liga NIMONIC 80, utilizando as técnicas de planejamento de experimentos, expressos por múltiplas características, ou seja, processos com múltiplas respostas, com o intuito de garantir que todos os fatores que influenciam diretamente no processo possam operar em seus níveis ótimos.

Já como objetivos específicos, que tornam possível o alcance deste objetivo geral, deve-se primeiramente descrever de forma detalhada a utilização do método *Desirability* na otimização de processos com múltiplas respostas, simular esta otimização em um estudo de caso por meio do software MINITAB RELEASE 14 e, então, analisar os resultados advindos do mesmo.

Por fim, deve-se analisar e discutir a viabilidade do método utilizado neste tipo de processo de usinagem para que seja possível realizar uma análise mais aprofundada das respostas encontradas.

1.3 Justificativa

No contexto dos processos de manufatura, a usinagem é um bom exemplo de processo quando se estabelecem relacionamentos entre várias características e um mesmo conjunto de variáveis de processo, ou seja, apresentando uma natureza multivariada. Com isso, para se conseguir a qualidade exigida em produtos envolvidos neste processo, é fundamental que um maior número possível de critérios exigidos seja atendido. Segundo Paiva (2006), traduzindo para a matemática, estas múltiplas exigências podem ser representadas por modelos empíricos de natureza multivariada.

Ainda para Paiva (2006), tratando-se de processos como a usinagem que envolvam múltiplos atributos de qualidade, é muito difícil se encontrar para todas as características de interesse, um conjunto de parâmetros ótimos partindo-se da otimização individual de cada função de transferência estabelecida previamente.

Além desta forma de otimização poder ser de uma não provável eficácia, as correlações entre as inúmeras características podem fazer com que a análise univariada chegue a conclusões equivocadas que não fazem sentido (Wu, 2005; Khuri e Cornell, 1996).

Apoiando ainda esta observação, para Pasandideh e Niaki (2006), a maioria das aplicações de programação matemática encontradas na literatura focam em problemas envolvendo apenas uma resposta. Já no intuito de se trabalhar com problemas com múltiplas respostas, os mesmos são adaptados para que seja aplicado determinado método em sua resolução. Como exemplo, no Método da Soma Ponderada, os objetivos são agregados em uma única função-objetivo utilizando-se coeficientes de ponderação diferentes, onde a maior dificuldade está em encontrar os pesos desta função.

Com isso, torna-se fundamental a utilização de modelos matemáticos que consigam encontrar o melhor conjunto possível de variáveis que atendam a otimização de processos com múltiplas respostas. E com esse intuito, o presente trabalho visa identificar uma alternativa para se trabalhar com a otimização de processos como esses (multivariados) através de do método *Desirability*. Tal método, torna possível se trabalhar simultaneamente com todos os fatores em seus níveis otimizados, haja vista que o modelo em questão utiliza como premissa que não se pode aceitar nenhuma característica fora dos limites desejados e estabelecidos.

1.4 Método de Pesquisa

O trabalho em questão trata de uma análise aprofundada sobre o método *Desirability*, com o objetivo de trazer uma melhor compreensão sobre sua utilização e sugerir novas diretrizes dentro de sua abrangência.

Para isso, o trabalho foi iniciado com uma pesquisa de literatura em artigos de congressos, livros e teses acadêmicas, para analisar a importância da função *Desirability* na otimização de processos com múltiplas respostas.

Realizada esta pesquisa e verificada a importância da aplicação de tal método, selecionou-se os dados de uma tese de graduação para iniciar o estudo em questão. Inicialmente, foi realizada uma avaliação dos fatores que realmente são influentes em cada variável resposta através da ANOVA. Sabendo o objetivo de cada variável resposta, foi aplicada a função *desirability* no intuito de otimizar o processo. Para isto, foi utilizado o software MINITAB RELEASE 14 para simular esta otimização, atribuindo determinados valores para os limites inferior e superior, bem como de um valor-alvo para cada variável resposta.

Por fim, após a simulação e com os gráficos podendo ser visualizados, os resultados obtidos bem como a viabilidade do método em questão foram analisados.

1.5 Estrutura do trabalho

O presente trabalho está dividido em cinco capítulos. O Capítulo 2 irá abordar a teoria fundamental para a compreensão deste trabalho, trazendo importantes conceitos sobre planejamento de experimentos, ANOVA, Método Taguchi, Método *Desirability* e aspectos ligados à usinagem.

No Capítulo 3, apresentam-se o método de pesquisa e o estudo de caso em questão, a definição dos parâmetros, a especificação dos níveis e realização dos ensaios.

Assim, no Capítulo 4, analisa-se todos os resultados alcançados através do método *Desirability*. Por fim, vem a conclusão no capítulo 5.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo tem como objetivo auxiliar no entendimento de conceitos importantes a este trabalho, apresentando o conceito de planejamento de experimento bem como de temas que estão inseridos neste mesmo assunto, como: ANOVA, Método de Taguchi e o Método *Desirability*. A usinagem também será abordada e melhor detalhada.

2.1 Usinagem

A usinagem é um dos processos mais utilizados no âmbito da engenharia no que diz respeito à fabricação de peças, visto que com esse tipo de processo mecânico é possível transformar um material bruto em uma determinada peça através da remoção de material (denominado cavaco) com a utilização de uma máquina e/ou ferramenta. O fato deste processo possibilitar a produção de peças em diversas geometrias, com várias peculiaridades e precisões, explica o vasto uso de tal processo.

No entanto, esta flexibilidade só se torna alcançável com muitos estudos científicos em cima dos melhores materiais e ferramentas a serem utilizados, das condições ideais para se realizar uma usinagem e, além disso, da redução que tais estudos podem trazer tanto no custo de produção quanto no tempo de fabricação, podendo ainda se conseguir um aumento na produtividade. Vale ressaltar que existem diversas formas de processos de usinagem, sendo os mais comuns: torneamento, mandrilamento, serramento, furação e fresamento, dentre outros.

O presente trabalho irá se basear apenas no torneamento, que de fato, é um dos principais processos de usinagem e que visa, principalmente, a produção de peças cilíndricas ou de revolução obtidas com a utilização basicamente de uma ferramenta e um torno, cujo esquema (Figura 1) e explicação encontra-se a seguir:

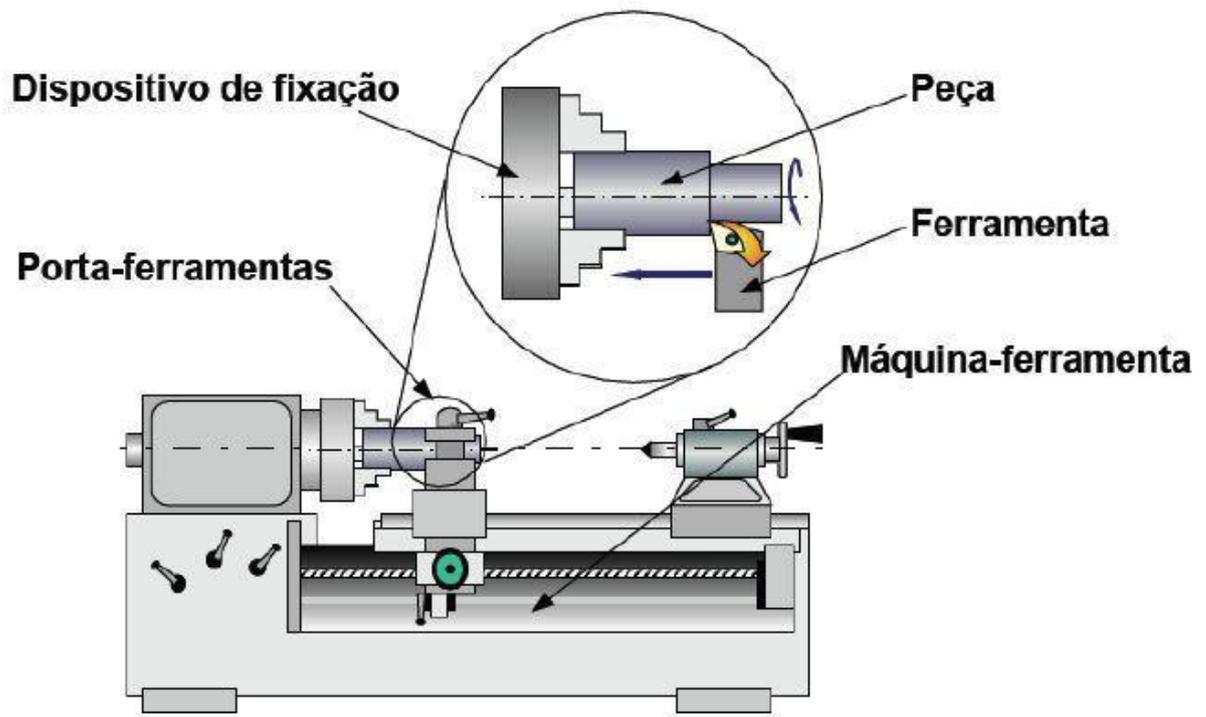


Figura 1: Esquema básico de um torno. (Fonte: Amorim, 2003).

Para uma melhor visualização, segue uma breve explicação. Primeiramente, o tarugo ou matéria-prima é preso no dispositivo de fixação que gira em torno do eixo principal de rotação da máquina operatriz, com o auxílio do apoio da máquina-ferramenta. Ao mesmo tempo a ferramenta de corte passa retirando o cavaco, o que irá definir a peça final.

2.1.1 A liga NIMONIC 80A

Dentro do contexto da usinagem, existem inúmeras ligas que apresentam características bem peculiares e com objetivos de aplicação bem distintos e conforme dito anteriormente, são feitas diversas pesquisas no sentido de se escolher qual delas trará melhor rendimento na fabricação de determinada peça e se irá atender os objetivos do processo em questão. Neste presente trabalho, será utilizada a liga NIMONIC 80A, uma liga não temperável com uma usinabilidade de 18%, a base de níquel, o que confere a comum denominação de “superligas”.

Como toda liga, a NIMONIC 80A apresenta relevantes vantagens e desvantagens em sua aplicação. Sua composição química dá a ela propriedades térmicas e mecânicas que dificultam muito o processo de usinagem, podendo trazer sérios danos ao longo do mesmo,

porém tal liga desempenha uma função de extrema importância em diversos setores, como por exemplo: a aeronáutica, automobilística, em reatores nucleares, em turbinas a gás e em muitas aplicações que envolvam processos a altas temperaturas, visto que a NIMONIC 80A apresenta alto desempenho neste tipo de processo. De acordo com EZUGWU et al. (1999; SILVA et al., 2001 apud FARIA, 2007), tal desempenho é fruto de características diretamente ligadas a este tipo de liga, como: a alta resistência à fluidez, a elevada resistência mecânica mesmo em altas temperaturas a boa resistência à corrosão e a alta resistência à fadiga.

Entretanto, tais características trazem consigo algumas desvantagens que, segundo EZUGWU et al. (2003 apud FARIA, 2007) dificultam muito o processo de usinagem, haja vista o Quadro 1 a seguir:

Quadro 1: Características e desvantagens da aplicação da liga NIMONIC 80A. (Fonte: EZUGWU et al., 2003 apud FARIA, 2007).

Características	Desvantagens
Rápido endurecimento causado pela matriz austenítica da liga de níquel.	Um dos maiores agentes causadores de desgaste severo da ferramenta, ocorrido durante o processo de usinagem.
Alta resistência e dureza a quente.	Pode causar deformação na ferramenta ao longo do processo de usinagem.
Concentração da temperatura de corte em torno de 1000°C devido à baixa condutividade térmica deste tipo de liga.	Pode causar elevados gradientes térmicos.
Excessivos desgastes por abrasão causados pela presença de carbeto duros e abrasivos na microestrutura deste tipo de liga.	Pode levar a ferramenta à falha prematura.

Desta forma para VIGNEAU (1997), através da análise destas características presentes no quadro acima, tem-se a necessidade de se ter um bom domínio da microestrutura da liga em questão, destes efeitos que podem ser causados nas ferramentas e sobre o rendimento nos processos de usinagem.

Somado a isso, tem-se um fator muito impactante na utilização de ligas resistente a altas temperaturas, visto que elas são indicadas para serem usinadas em velocidades não tão

elevadas e, no cenário atual, cresce a necessidade de se produzir cada vez mais, em um menor tempo, com menor custo e com alta qualidade, o que implica em velocidades elevadas de usinagem (Kitagawa, 1997 apud FARIA, 2007). Esta questão contraditória, produzir peças com velocidades elevadas (altas temperaturas), porém com uma liga que é indicada para se trabalhar em temperaturas mais reduzidas, traz em discussão um importante conceito denominado usinabilidade. Segundo Diniz et al. (2001), usinabilidade significa o grau de dificuldade para se usinar determinado material, que é medido através do índice de usinabilidade (I.U.) calculado através da equação 1 a seguir:

$$IU = \frac{V_{c(mat.ensaiado)}}{V_{c(padrao)}} \quad (1)$$

Em que:

$V_{c(mat.ensaiado)}$: Velocidade de corte do material ensaiado;

$V_{c(padrao)}$: Velocidade de corte padrão.

2.1.2 O Conceito de Avanço, Velocidade de Corte e Profundidade de Usinagem

No decorrer deste trabalho serão abordados constantemente três fatores que estão diretamente relacionados com a qualidade no processo de usinagem, trazendo diversas vantagens e desvantagens que serão abordadas posteriormente. No entanto, torna-se necessário uma breve explicação sobre tais conceitos que de acordo com DINIZ et al. (2001), encontram-se a seguir:

- Avanço (f): é uma grandeza resultante do movimento de avanço, que significa o movimento entre a ferramenta e a peça que, juntamente, com o movimento de corte, faz com que seja possível a remoção contínua ou repetida do material (cavaco), ao longo de muitas rotações ou cursos da ferramenta. Por uma visão mais simples, o avanço é o percurso percorrido em cada volta ou curso da ferramenta.
- Velocidade de Corte (V_c): é a velocidade tangencial instantânea resultante da rotação da ferramenta em torno da peça, para as operações do tipo

torneamento, fresamento ou furação, em que os movimentos de corte e de avanço ocorrem concomitantemente.

- Profundidade de Usinagem (a_p): é a profundidade de penetração da ferramenta em relação à peça, medida perpendicularmente ao plano de trabalho.

Como melhor forma de visualizar tais fatores, convém observar a Figura 2 a seguir:

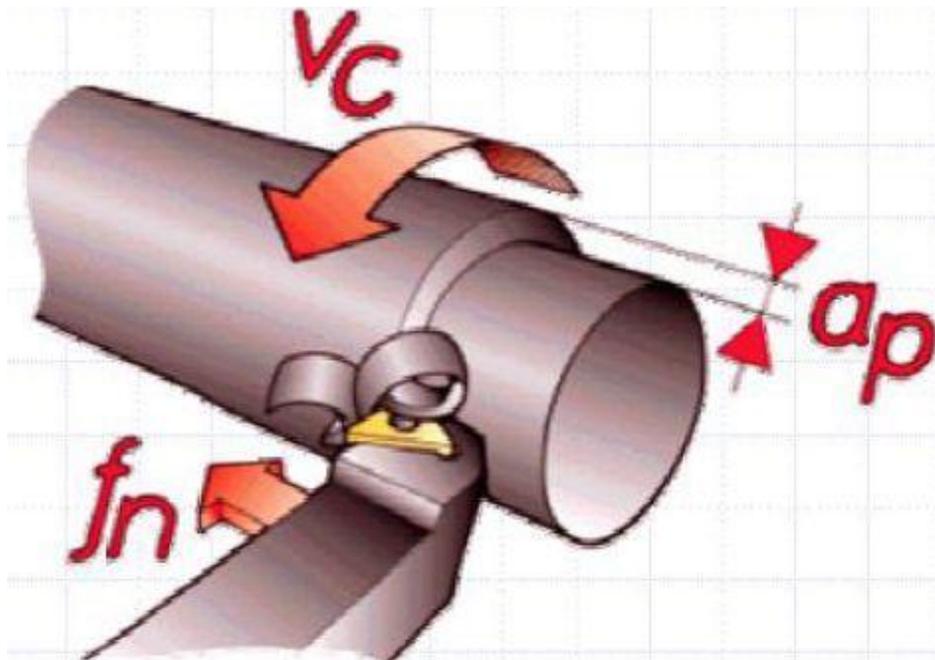


Figura 2: Fatores no processo de usinagem (Fonte: Amorim, 2003).

2.1.3 Acabamento superficial

No âmbito da usinagem não se pode deixar de falar da importância da qualidade e o que ela representa dentro dos processos de usinagem, ou seja, como elevar a qualidade de um produto que se submete por um processo mecânico, como a usinagem ou, mais precisamente, o torneamento. Neste sentido, vale ressaltar três fatores que estão diretamente ligados com a qualidade da peça obtida após o processo de usinagem que na verdade são compreendidos como condições de corte, são eles: o Avanço (f), a Velocidade de Corte (V_c) e a Profundidade de Usinagem (a_p). Tais fatores acabam determinando a rugosidade (R_a), que representa a qualidade do acabamento superficial da peça, ou seja, o valor de R_a dirá o quão bem acabado está a peça final e seu cálculo se encontra na equação 2 a seguir:

$$R_{\text{maxteor}} = \frac{f^2}{8r_\epsilon} \quad (2)$$

Em que:

r_ϵ : representa o raio de ponta da ferramenta.

Desta relação entre avanço (f) e raio de ponta da ferramenta (r_ϵ), pode-se verificar que quanto maior o raio de ponta, menor será o valor da rugosidade e, portanto, melhor será a qualidade do acabamento superficial. Porém, o aumento do raio de ponta torna a ponta da ferramenta mais resistente, o que contribui para o aumento da vibração entre peça e ferramenta (DINIZ et al., 2001).

Esta é mais uma questão contraditória dentro da usinagem, visto que o ideal é que quanto maior o valor de r_ϵ melhor será qualidade da peça, porém maior será a vibração no processo, o que por sua vez, pode influenciar no aumento da rugosidade. Vale ressaltar também, que o cálculo apresentado na equação 2 para a rugosidade máxima obtida é apenas um cálculo teórico, não levando em consideração outros fatores já apresentados.

2.1.4 Ferramenta de corte

Como se observou, existe um cuidado muito grande com os fatores que estão ligados com a aplicação da ferramenta de corte, haja vista que se trata da principal ferramenta para a obtenção da peça final, ou seja, a eficiência da ferramenta em questão está diretamente relacionada com dois importantes pontos: o custo do processo e a qualidade da peça. O primeiro devido ao fato da vida útil da ferramenta, visto que quanto mais rápido a ferramenta se desgasta mais ferramentas serão utilizadas em um determinado processo. Já o segundo significa que para se possuir uma boa qualidade de acabamento, deve-se ter uma boa ferramenta e utilizá-la da melhor forma possível.

Desta forma, deve-se atentar aos fatores que influenciam no desgaste desta ferramenta e que contribuem na redução da vida útil da mesma. São eles: o avanço, a velocidade de corte e a profundidade de usinagem (DINIZ et al., 2001).

Ao se falar destes fatores, vale frisar que cada um deles possui um grau de influência no desgaste da ferramenta de corte e apresentam uma determinada consequência conforme

seus valores são aumentados ou intensificados, o que pode ser observado no Quadro 2 a seguir:

Quadro 2: Relação dos fatores e graus de influência com suas respectivas consequências no processo de usinagem (Fonte: DINIZ, COPPINI e MARCONDES, 2001).

Fator de influência	Grau de influência	Consequência devido ao aumento do fator de influência
Profundidade de usinagem (ap)	Pequeno	Não interfere na geração de energia e aumenta o volume de material retirado.
Avanço (f)	Médio	Eleva a energia no processo e a área da ferramenta afetada pelo calor também é aumentada.
Velocidade de corte (Vc)	Alto	Eleva a energia no processo, porém a área da ferramenta que recebe este calor não se altera.

Outro ponto de extrema importância no que diz respeito ao desgaste da ferramenta de corte é a alta compatibilidade química que as ligas a base de níquel possuem com diversos materiais de ferramenta, o que acaba acarretando na formação de uma camada de aderência que, por sua vez, acarreta a mecanismos de difusão devido à alta temperatura na região do corte (Choudhury e Baradie, 1998 apud FARIA, 2007).

2.1.5 Formação de Cavaco e a Geração de Calor no Processo de Usinagem

De acordo com DINIZ et al. (2001), a maneira de como o cavaco se forma interfere em vários fatores relacionados com a usinagem, como por exemplo: os esforços de corte, o desgaste da ferramenta que já fora comentado anteriormente, a penetração do fluido de corte e o calor gerado ao longo do processo de usinagem. Calor este que é gerado a partir da deformação e do cisalhamento do cavaco, do atrito do cavaco com a ferramenta, do atrito da ferramenta com a peça e de fatores que já foram citados anteriormente, como: a velocidade de corte, o avanço e a profundidade de corte.

Assim, todo esse calor gerado se dissipa entre os vários componentes dentro do processo de usinagem, entre eles: o próprio cavaco, a peça, a ferramenta, o fluido de corte,

entre outros. Vale ressaltar que o calor que vai para a peça pode fazer com que ela se dilate termicamente, dificultando a busca por tolerâncias mais rigorosas e podendo influenciar na danificação da estrutura superficial do material.

Outro ponto associado ao processo de formação de cavaco é o comprimento de corte que, quanto maior é o comprimento de corte maior será o volume de material removido, ainda mais quando se associa esta quantidade removida em dimensão de comprimento.

Por fim, tendo em vista todas as características, vantagens e desvantagens encontradas dentro do processo de usinagem em questão, pode-se dizer que o maior desafio é conseguir encontrar uma condição ou um conjunto de soluções ótimas que tentem equilibrar todas as questões já explicitadas. Ou seja, tem-se como grande objetivo tentar conciliar de forma simultânea os níveis de temperatura, os fatores que influenciam este processo, as características da ferramenta de corte, a melhoria na qualidade e entre outros, tudo isso visando o aumento da produtividade.

2.1.6 Fluido de Corte

Já se sabe que um dos principais problemas que devem ser levados em consideração durante o processo de usinagem é a questão da alta temperatura gerada, devido a inúmeros fatores que já foram comentados anteriormente. Toda essa problemática acaba interferindo no desgaste da ferramenta de corte, diminuindo a vida útil da mesma e fazendo com que ela tenha que ser trocada mais vezes, o que acarreta em paradas na máquina, ou seja, um tempo improdutivo dentro de um determinado processo.

Desta forma, segundo DINIZ et al. (2001), é neste sentido que se torna necessária a utilização de fluidos de corte e fluidos tanto com efeito lubrificante quanto com efeito refrigerante, visto que a aplicação destes visa diminuir o calor gerado na região de corte, reduzindo os desgastes na ferramenta, minimizando a dilatação térmica da peça e diminuindo os danos térmicos causados na estrutura superficial. Além disso, os fluidos em questão possuem a função também de retirar o cavaco da região de corte e se tornam uma proteção contra a corrosão.

Por outro lado, existem também as desvantagens de se utilizar tais fluidos, como: a restrição de seu uso devido tanto a questões ambientais ou ecológicas quanto à questões ligadas a saúde do ser humano e o aumento no custo operacional em um determinado

processo de produção, visto que os gastos com tais fluidos chegam a ser muito mais expressivos do que com ferramentas.

2.2 Introdução ao planejamento de experimentos

O planejamento experimental visa o estudo de uma determinada situação na qual se deseja analisar uma possível otimização de um determinado processo, podendo esta pertencer a qualquer área de pesquisa, porém deve-se tomar conhecimento quais são as variáveis que são relevantes para o estudo a ser analisado, ou seja, é essencial conhecer as variáveis que podem trazer algum tipo de interferência na variável resposta que será medida e o quanto esta variável pode interferir. Além disso, é importante identificar os limites inferior e superior de valores em que tais variáveis podem oscilar.

Num contexto geral, o planejamento de experimentos tem sido pouco difundido no âmbito industrial na busca por melhorias em um determinado processo, porém a sua utilização vem sendo crescente dentro deste setor por meio de pesquisadores que compreendem tais melhorias, sendo elas: redução do custo operacional e do tempo de processo, melhoria do tempo de processo, redução do número de testes para se avaliar possíveis alterações dentro de um processo, melhor correlação entre os valores nominais obtidos e pretendidos e, principalmente, redução da variabilidade do processo.

No entanto, deve se considerar que para que o experimento seja o mais satisfatório possível, é necessário tanto possuir objetivos e critérios bem definidos quanto atentar para alguns fatores que são essenciais para caracterizar cada experimento, sendo que a alteração de qualquer um deles irá modificar a forma de como será analisado o resultado, ou seja, todas as escolhas para estes fatores irão compor um tipo de experimento, mostrando a importância e a peculiaridade da escolha prévia destes, sendo eles: variáveis envolvidas nos experimentos, faixa de variação das mesmas, níveis escolhidos para essas variáveis, quais variáveis resposta serão analisadas e como será realizado o planejamento experimental como um todo.

Há ainda outros fatores importantes de devem ser levados em consideração na fase de planejamento experimental, como: o tamanho da amostra (número de réplicas), a escolha da sequência de realização dos experimentos e a seleção de qual método será utilizado para a análise dos resultados dos experimentos que auxiliará na tomada de decisão.

Segundo Montgomery (2004), um experimento é um teste ou uma série de testes nos quais são feitas mudanças propositalmente nas variáveis de entrada de um processo ou sistema de modo que possam ser observadas e identificadas as razões para possíveis mudanças na variável resposta. Neste processo (vide Figura 3) observa-se uma junção de elementos como homem-máquina e, ainda, os processos envolvidos no mesmo, sendo que ocorre a transformação de um determinado material de entrada em um produto de saída, no qual algumas características previamente escolhidas serão observadas, sendo essas as variáveis resposta. Vale ressaltar que dentro deste processo existem variáveis controláveis e não controláveis (denominadas de ruído).



Figura 3: Modelo de geral de um processo. Fonte: MONTGOMERY e RUNGER (2003).

Ainda no contexto do modelo geral de um processo, é importante salientar os objetivos do planejamento experimental, como sendo: determinar as variáveis que mais interferem e que são mais influentes na resposta y , determinar os valores que serão atribuídos a x de forma que, tanto y esteja próximo a exigência nominal, quanto a variabilidade em y seja pequena e, ainda, determinar os valores que serão atribuídos a x de forma que a interferência das variáveis não controláveis seja minimizada.

Com isso, é possível verificar a utilização do planejamento experimental na melhoria de um processo buscando a solução de problemas envolvidos no mesmo trazendo, além disso, a possibilidade de transformá-lo em um modelo robusto a fontes externas de variabilidade.

No âmbito da engenharia, o planejamento de experimento é uma ótima ferramenta no sentido de melhorar e otimizar determinado processo de fabricação, podendo aumentar tanto a capacidade de produção de um produto quanto a confiabilidade em certo processo,

trazendo ainda fatores que são de suma importância no contexto da indústria: a redução de tempo de fabricação de um produto, bem como a redução de custo. Isso tudo aliado a um aumento na qualidade do produto, fator primordial na atual fase de competitividade entre empresas de um mesmo setor.

2.3 Metodologia de projeto de experimentos

A metodologia de projeto de experimentos ou *Design of Experiments* (DOE), termo este traduzido do inglês, foi desenvolvida em meados da década de 20 pelo estatístico e biólogo evolutivo Sir Ronald A. Fisher, que sempre contribuiu com a moderna ciência estatística, através da utilização de métodos estatísticos e da análise de dados.

Fisher aplicou *Design of Experiments* (DOE) pela primeira vez em experimentos agrícolas e em ciências biológicas na Universidade de Londres e obteve com esta pesquisa um grande resultado e conseqüente sucesso. Já no âmbito industrial, DOE foi aplicado na *British Textile* em 1930. Seguindo a linha histórica, após a Segunda Guerra Mundial, empresas da Europa e dos Estados Unidos começaram a utilizar a metodologia em questão para otimizar os processos envolvidos dentro de suas indústrias.

O conseqüente sucesso obtido com a utilização do DOE foi tão evidente que passou a se tornar uma importante ferramenta na melhoria de processos de uma forma geral e que foi sendo aprofundada por importantes pesquisadores como Taguchi cuja teoria será expandida no decorrer deste trabalho.

Segundo Montgomery (2001), um modo sistemático de analisar a magnitude das fontes de variação que interferem em um processo é através da identificação e escolha dos fatores que contribuem com tal variação, seguido pelo modelo matemático que englobe os fatores escolhidos e, também, o planejamento de experimentos, eficientes para estimar seus efeitos.

Vale ressaltar que além de realizar um experimento conforme planejado, para se alcançar um bom resultado deve-se analisar e documentar as não conformidades que acontecem durante a execução do experimento.

Somado a estas questões importantes existem outros pontos que tornam o experimento mais satisfatório, como a utilização de réplicas e a aleatorização. Isto devido ao fato de que ao replicar diversas vezes um mesmo teste, é avaliada a significância estatística do incremento experimental através da criação de uma variação da variável resposta. Já a

aleatorização, traz a possibilidade de se ter um aumento na validade e credibilidade do experimento, visto que a chance dos efeitos não conhecidos estarem distribuídos dentro dos níveis dos fatores acaba aumentando em contrapartida. Existe, ainda, uma terceira técnica que é a blocagem, utilizada quando não se pode manter a homogeneidade das condições experimentais, construindo, assim, um conjunto ou bloco que representa parte do experimento completo e que, por sua vez, seja mais uniforme do que o todo.

Passado a etapa de escolha dos fatores e de seus respectivos níveis, vem a execução dos experimentos. Nesta etapa um dos principais pontos de discussão são os arranjos experimentais, que podem ser completos ou não, sendo que o arranjo experimental completo é o mais comum e onde o número de experimentos a serem realizados acaba sendo igual ao número de níveis elevado ao número de fatores. É muito comum se utilizar fatoriais com dois níveis experimentais e, assim, tem-se que número de experimentos (N) para se analisar os k fatores em questão é dado por $N = 2^k$.

De fato, os fatoriais completos abrangem todo o universo experimental, sendo realizadas todas as combinações possíveis dos níveis com os fatores, porém ao se analisar casos em que existe um número elevado de fatores, fato este recorrente dentro do contexto industrial, como por exemplo, 8 fatores, teriam que ser realizados 256 experimentos para que se tenha um fatorial completa, ou seja, quantidade inviável para se testar no âmbito industrial, consumindo tempo elevado além de aumentar muito os custos. Soma-se ainda a este fato, a possibilidade de se trabalhar com três ou mais níveis, aumentando ainda mais o número de experimentos. Assim é neste sentido que existem diversos estudos para se analisar a viabilidade de realizar estudos com fatoriais fracionados, ou seja, com um número inferior de ensaios quando comparado com o fatorial completo, como os estudos de Montgomery e Runger.

De acordo com Montgomery e Runger (2003), quando não existe muito interesse nas interações entre os fatores, é possível usar um número menor de experimentos tal que seja suficiente para analisar os efeitos principais ou as interações de baixa ordem. Deste modo, um fatorial fracionado, ou seja, a fração de um fatorial completo é suficiente para encontrar os fatores influentes em um processo.

Segundo Box et al. (1978), uma meia fração de um experimento 2^k contém 2^{k-1} experimentos. Desta forma, o arranjo é construído através de um fatorial completo 2^{k-1} , fazendo com que a coluna que representa o fator remanescente se iguale com os fatores que

pertencem ao fatorial completo 2^{k-1} . Como uma forma de compreensão ao se ter os fatores originais A, B e C, e considerando os dois primeiros para formar um fatorial completo, pode-se admitir que $C = AB$, sendo que esta correlação é denominada como confundimento. Neste sentido, vale ressaltar que a identidade entre tais fatores não torna mais possível calcular ou estimar o efeito do fator separadamente, e sim da combinação linear formada. Outro ponto importante é que a escolha do fracionamento mais adequado a cada caso é permitida devido a intensidade do confundimento entre os efeitos principais e as interações.

De um modo geral, ao se escolher utilizar um fatorial fracionado, tem-se uma redução muito grande nos custos necessários para a realização dos testes e no tempo de execução dos mesmos, identificando os fatores realmente influentes, o que torna o estudo do fatorial fracionado extremamente importante e mais utilizado que o fatorial completo, visto que ambos acabam fazendo uma análise muito próxima.

2.4 Análise de variância (ANOVA)

Ao se desenvolver determinado produto existe uma crescente necessidade de se atender às exigências do cliente que são cada vez mais específicas, devendo ser atendidas com muita atenção, visto que a concorrência existente no mercado hoje em dia não permite muitos erros, nem mesmo, muita demora na resolução destas questões. Para isto, deve-se aprimorar as características de desempenho deste produto e identificar quais fatores de projeto interferem na média e na variação destas características, necessidade esta analisada pela função perda.

Segundo Ross (1991), tais perdas relacionadas ao produto são minimizadas quando se ajusta corretamente a média e se reduz a variação que está diretamente relacionada com a qualidade. Ou seja, ao se reduzir a variação dentro de um processo, consegue-se um aumento na qualidade do mesmo, podendo assim atingir a qualidade exigida pelo consumidor no produto final. Assim, para se encontrar quaisquer modificações no desempenho médio dos experimentos, analisar dados e tomar decisões importantes, se utiliza a Análise de Variância – ANOVA, um excelente método estatístico.

De acordo com Montgomery e Runger (2003), a análise das médias feitas através da análise de variância é fundamentada nas relações *Within* e *Between*, sendo que a primeira é a relação entre a variação dentro de um tratamento e a segunda, a variação entre tratamentos. A relação *Within* é originada a partir de ensaios repetidos cuja média é encontrada com o

cálculo da média das réplicas, ou seja, quando as réplicas vão se distanciando da média, maior vai sendo a variação neste tratamento.

Somado a isso, tem-se a estatística da Distribuição F, que é obtida com a divisão da variação *Between* pela *Within*. O valor de F calculado deve ser comparado com o F crítico, que se encontra com base no nível de significância e no número de graus de liberdade da variação *Within*. Assim, pode-se aceitar ou rejeitar a hipótese nula (H_0) de igualdade entre as médias dos níveis de cada fator.

Tal hipótese trata-se de uma afirmação que se deseja testar com base nos dados amostrais. Segundo Montgomery (2001 apud PAIVA, 2006), o nível de confiança do teste é calculado pela probabilidade $1-\alpha$, que significa a probabilidade de se aceitar H_0 sendo esta verdadeira. Já o Poder do Teste é calculado pela probabilidade $1-\beta$, que significa a probabilidade de se rejeitar H_0 sendo esta falsa.

Considerando-se dois fatores A e B, ambos com A' e B' níveis, respectivamente, tal que: níveis de A ($a=1,2,3,\dots, A'$), níveis de B ($b=1,2,3,\dots, B'$) e, ainda, N réplicas ($n=1,2,3,\dots, N$) e considerando que y_{abn} é a observação na replicação n, do nível a do fator A e do nível b do fator B, tem-se as seguintes equações dos elementos de uma ANOVA:

- Soma dos quadrados para todas as observações (SQ_{Total})

$$SQ_{Total} = \sum_{a=1}^{A'} \sum_{b=1}^{B'} \sum_{n=1}^N y_{abn}^2 - \frac{\left(\sum_{a=1}^{A'} \sum_{b=1}^{B'} \sum_{n=1}^N y_{abn} \right)^2}{A' B' N} \quad (3)$$

- Soma dos quadrados para condições experimentais (SQ_{CE})

$$SQ_{CE} = \frac{\sum_{a=1}^{A'} \sum_{b=1}^{B'} \left(\sum_{n=1}^N y_{abn} \right)^2}{N} - \frac{\left(\sum_{a=1}^{A'} \sum_{b=1}^{B'} \sum_{n=1}^N y_{abn} \right)^2}{A' B' N} \quad (4)$$

- Soma dos quadrados para cada fator (SQ_A e SQ_B)

$$SQ_A = \frac{\sum_{a=1}^{A'} \left(\sum_{b=1}^{B'} \sum_{n=1}^N y_{abn} \right)^2}{B' N} - \frac{\left(\sum_{a=1}^{A'} \sum_{b=1}^{B'} \sum_{n=1}^N y_{abn} \right)^2}{A' B' N} \quad (5)$$

$$SQ_B = \frac{\sum_{b=1}^{B'} \left(\sum_{a=1}^{A'} \sum_{n=1}^N y_{abn} \right)^2}{A' N} - \frac{\left(\sum_{a=1}^{A'} \sum_{b=1}^{B'} \sum_{n=1}^N y_{abn} \right)^2}{A' B' N} \quad (6)$$

Para se realizar 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 Quadro 3:

Quadro 3: Quadro de uma ANOVA para análise da influência dos fatores e interações em um experimento de dois fatores (Fonte: Adaptado de Zar, 199, p. 242).

(1) FONTES DE VARIAÇÃO	(2) SOMA DE QUADRADOS (SQ)	(3) GRAUS DE LIBERDADE (gl)	(4) QUADRADO MÉDIO (QM)	(5) F
Total	SQ_{Total}	$A'B'N - 1$		
Condição Experimental	SQ_{CE}	$A'B' - 1$		
A	SQ_A	$A' - 1$	SQ_A/gl_A	QM_A/QM_{erro}
B	SQ_B	$B' - 1$	SQ_B/gl_B	QM_B/QM_{erro}
AB	$SQ_{CE} - SQ_A - SQ_B$	$(A' - 1)(B' - 1)$	SQ_{AB}/gl_B	QM_{AB}/QM_{erro}
Erro	$SQ_{Total} - SQ_{CE}$	$A'B'(N - 1)$	SQ_{erro}/gl_{erro}	

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 ou quadrado médio 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. E para MATTOS (2004), se o valor-p for menor que 0,05 tais fatores e interações são significativos na variável resposta.

2.5 Método Taguchi

Com o objetivo de aprimorar os fatores de qualidade de um produto, o planejamento de experimentos é muito utilizado para se otimizar tais fatores e se conseguir uma melhoria dentro de um determinado processo. Porém, sabe-se que na realidade tem-se um conjunto muito elevado de fatores e muitas vezes até um aumento na quantidade de níveis dentro um determinado fator, o que torna o projeto de experimentos algo muito complexo com a utilização dos métodos convencionais.

É neste sentido que na década de 50, foi desenvolvida uma metodologia que supria esta lacuna e faria com que fosse utilizado uma quantidade limitada de experimentos e, ainda, permitindo estudar todos os parâmetros de um processo, ou seja, seria feito a mesma análise com um número muito menor de experimentos. Tal metodologia foi desenvolvida por Taguchi, um dos principais gurus no contexto da qualidade, que trouxe para o projeto de experimentos, os fundamentos do Projeto Robusto cuja introdução nos processos industriais significou um ponto de suma importância para o crescimento industrial japonês, segundo Padke (1989).

De acordo com Ross (1996), a utilização do Método Taguchi traz importantes vantagens, como: a redução da variabilidade da variável resposta, mostra o melhor caminho para descobrir as condições ótimas do processo no decorrer do experimento, representa uma excelente forma de se aumentar a produtividade dentro de um determinado setor, podendo ser utilizado em todos os tipos de processo. No entanto, é importante que a seguinte sequência seja respeitada: primeiramente, deve-se ter conhecimento das variáveis resposta que serão otimizadas e dos fatores que afetam tais variáveis, depois se determina os níveis destes fatores e, só assim, deve ser escolhido o arranjo ortogonal mais adequado para o experimento. Em seguida, atribui-se fatores e interações às colunas do arranjo escolhido e se executa os experimentos de forma aleatória para se reduzir o erro sistemático. Após toda essa etapa, pode-se realizar a análise dos resultados através da razão sinal-ruído (S/N) e da ANOVA, determinando, então, os parâmetros ótimos para tal processo. Por fim, convém testar e confirmar os resultados por meio de um ou mais experimentos.

“Taguchi idealizou uma transformação dos dados da repetição em outro valor, que representa a medição da variação existente. A transformação é designada como relação sinal-ruído (S/N)” (ROSS, 1991).

Vale ressaltar a importância da escolha da relação S/N a ser utilizada, visto que esta possui três finalidades: menor é melhor, maior é melhor e nominal é melhor, que

representam os objetivos a serem alcançados pelo Método Taguchi, vide equações 7,8 e 9 a seguir:

- Menor é melhor:

$$S/N = -10 \log \left(\frac{1}{r} \sum_{i=1}^r y_i^2 \right) \quad (7)$$

- Maior é melhor:

$$S/N = -10 \log \left(\frac{1}{r} \sum_{i=1}^r \frac{1}{y_i^2} \right) \quad (8)$$

- Nominal é melhor:

$$S/N = -10 \log \left(\frac{\bar{y}}{S^2} \right) \quad (9)$$

Sendo que:

S^2 : representa a variância;

y : a média das observações;

r : o número de repetições em um experimento.

Tais relações de sinal-ruído permitem encontrar os fatores de influência, com base no teste estatístico de F, através da análise da variância e são analisadas como resposta em um determinado experimento (Mattos, 2004).

Vale ressaltar, que esta razão sinal-ruído significa uma função logarítmica que através da minimização de sua variabilidade consegue-se a otimização de processos, podendo ser compreendida como o inverso da variância. Já em situações de modificações não controláveis (ruídos) em um ambiente externo, tem-se a possibilidade da redução da variabilidade do processo, através da maximização desta razão.

2.6 O método desirability

Para Paiva (2006), grande parte das pesquisas em otimização que fazem uso de determinada metodologia experimental para múltiplas respostas, trabalham de maneira isolada na etapa de construção dos modelos, ou seja, realizam muitas vezes uma análise

univariada de um processo ou experimento, o que pode acarretar em resultados sem sentido, visto que se trata de um processo com múltiplas respostas.

Já se notou que com o aumento do número de fatores em um experimento, a otimização acaba se tornando uma barreira na realização do mesmo, o que o torna mais complexo. De acordo com Batista (2005), ao se ter três ou mais fatores de influência em um processo, não se torna mais viável a sobreposição de curvas de nível para as respostas a serem analisadas. Já com apenas dois fatores, a condição é semelhante, porém se torna possível a otimização simultânea apenas quando a região ótima dos níveis de ambos os fatores coincidir para cada resposta a ser analisada.

Pode-se notar, então, a dificuldade ao se trabalhar com diversos fatores significativos dentro de um processo e que dependendo da quantidade de variáveis resposta, pode-se utilizar determinada solução. Sabe-se que é possível descobrir os níveis dos fatores que irão resultar no melhor conjunto de respostas possível, em um caso geral com várias respostas para as quais existem modelos construídos com base no mesmo conjunto de fatores (Barros Neto et al., 2007). Por exemplo, na situação em que a quantidade de fatores de influência permite a visualização de modelos ajustados e possui uma quantidade menor de respostas, torna-se possível a sobreposição das superfícies de resposta e, assim, a possibilidade de encontrar por inspeção visual a região ótima.

Já na situação em que o objetivo é maximizar ou minimizar determinada resposta e manter as demais dentro de certas restrições, convém a utilização de métodos de programação linear ou não, muito utilizados no âmbito da engenharia, visto que possibilita a resolução de casos como este. Porém, se o caso a ser analisado não se situar nas categorias acima citada, sugere-se a utilização de uma metodologia de otimização simultânea conhecida como função *Desirability*, que fora sugerida pela primeira vez por E. C. Harrington e, em seguida, fora modificada e aprimorada por G. C. Derringer e R. Suich, que ao se empregar corretamente pode trazer respostas satisfatórias.

Segundo Van Gyseghem et al. (2004), a função *desirability* é classificada como um método multicritério que permite analisar um grupo de respostas, de forma simultânea, o que possibilita encontrar o conjunto de condições mais próximo do que se deseja para os requisitos do projeto em questão. Assim, caso uma dessas condições esteja fora dos limites de aceitação, o produto não pode ser produzido, visto que está fora do padrão de qualidade exigido e pré-definido por uma determinada empresa, ou seja, todas as características do produto ou processo devem estar dentro dos limites previamente definidos para que o produto apresente a qualidade requerida e se torne aceitável.

O método está baseado em criar um relação entre as variáveis resposta com as variáveis independentes, aliado a transformação unilateral ou bilateral de Harrington, o que quer dizer que cada variável resposta do conjunto original se transforma em uma função *desirability* individual (d_i) que varia de 0 a 1, sendo que dentro deste próprio intervalo existem faixas de variação que determinam cada uma das conclusões citadas abaixo:

Quadro 4: Quadro da relação das faixas de variação da *desirability* individual com o significado das respectivas respostas.

Fora da faixa	Limite de aceitação	Aceitável, porém pobre	Adequada	Excelente
$d_i=0$	$d_i=0,30$	$d_i=0,40$	$d_i=0,63$	$d_i=0,80$
				$d_i=1,0$

Para melhor exemplificar tal relação pode-se observar o Quadro 5 a seguir:

Quadro 5: Tabela com a relação entre a variação da *desirability* individual com o significado da resposta.

Variação da <i>desirability</i> individual	Significado da resposta
$0 \leq d_i < 0,30$	Resposta está fora da faixa adequada.
$0,30 \leq d_i < 0,40$	Resposta está no limite de aceitação.
$0,40 \leq d_i < 0,63$	Resposta está aceitável, mas pobre.
$0,63 \leq d_i < 0,80$	Resposta está adequada.
$0,80 \leq d_i < 1,0$	Resposta está excelente.
$d_i = 1,0$	Resposta está no seu valor desejável.

Após o cálculo de cada *desirability* individual, encontra-se a função *Desirability* Global (D), que resulta da combinação das m *desirability* individuais cuja média geométrica é D, vide equação 10 a seguir:

$$D = \sqrt[m]{d_1 \times d_2 \times d_3 \times \dots \times d_m} \quad (10)$$

Um ponto essencial do método *desirability* e que o torna muito útil em processos mais complexos é que ele faz com que um problema de otimização multivariado seja tratado como um problema univariado. Segundo Barros Neto et al. (2007), tal questão é possível

devido ao fato da transformação das *desirability* individuais em apenas uma *desirability* global, que faz com que a otimização simultânea de cada uma das respostas seja simplificada à maximização de apenas um valor, o valor de D. Vale lembrar que existem duas equações para se encontrar o valor da *desirability* global (D): a equação 10 que leva em consideração o fato das respostas terem o mesmo grau de importância e a equação 11 que leva em consideração o grau de importância de cada resposta individual.

$$D = \left[\prod_{i=1}^n d_i^{w_i} \right]^{\frac{1}{W}} \quad (11)$$

Em que:

w_i : representa o grau de importância de cada resposta;

W: a soma dos graus de importância.

Ao se analisar o resultado do valor de D e o significado do mesmo, tem-se que ele varia também dentro do intervalo de 0 a 1, analisando os níveis do conjunto combinado das variáveis resposta. Como significado, tem-se que quanto mais o valor de D tende a unidade, maior será a proximidade das respostas originais com seus respectivos limites de especificação, o que quer dizer que o valor da *desirability* global será maximizado a medida que as respostas tenderem a suas especificações.

Outro ponto muito importante e que faz o uso da média geométrica ser aplicada é que quando qualquer uma das respostas apresentar um valor fora do aceitável, o resultado de D será zero, ou seja, mesmo que os valores das demais respostas estiverem dentro da faixa aceitável a *desirability* global será zero. Somado a isso, o uso da média geométrica traz um terceiro ponto de suma importância para o sucesso da função *desirability*: faz com que a solução global seja atingida de forma balanceada, dando a possibilidade de todas as respostas alcançarem seus respectivos valores esperados e fazendo com que o algoritmo se aproxime das especificações pré-estabelecidas (Paiva, 2006). Além disso, caso isso não aconteça o algoritmo traz uma solução não viável e que não se deseja para o processo em questão.

Como fora apresentado importantes vantagens em relação a utilização do método em questão, deve-se ressaltar também que o mesmo possui algumas desvantagens, como por

exemplo, a transformação das *desirability* individuais em uma *desirability* global, visto que com esta modificação a estrutura da variância das respostas não é considerada. Outra desvantagem é que ao se elevar muito a quantidade de variáveis respostas, acaba se intensificando a não linearidade de D, o que pode resultar no encontro de ótimos locais.

Segundo Callado e Montgomery (2003), dependendo do objetivo que se deseja obter com cada variável resposta (minimização, normalização ou maximização), a estrutura das funções *desirability* individuais também é modificada, conforme fórmulas 12, 13 e 14 encontradas a seguir.

A minimização serve para que um valor desejável ótimo T seja mínimo para uma resposta Y, vide equação 12:

$$d = \begin{cases} 1 & se \quad T < Y \\ \left\{ \frac{U - Y}{U - T} \right\}^{tr} & se \quad T \leq Y \leq U \\ 0 & se \quad Y > U \end{cases} \quad (12)$$

Em que: U é o maior valor aceitável para a resposta Y.

A maximização serve para que um valor desejado ótimo T seja máximo para uma resposta Y, vide equação 13:

$$d = \begin{cases} 0 & se \quad Y < L \\ \left\{ \frac{Y - L}{T - L} \right\}^{s'} & se \quad L \leq Y \leq T \\ 1 & se \quad Y > T \end{cases} \quad (13)$$

Em que: L é o menor valor aceitável para Y.

A normalização ou função bilateral serve para quando o valor desejado T está localizado entre o limite inferior L e o limite superior U, vide equação 14:

$$d = \left. \begin{array}{ll} 0 & \text{se } Y < L \text{ ou } Y > U \\ \left\{ \frac{Y - L}{T - L} \right\}^{s'} & \text{se } L \leq Y \leq T \\ \left\{ \frac{U - Y}{U - T} \right\}^{t'} & \text{se } T \leq Y \leq U \end{array} \right\} \quad (14)$$

De acordo com Batista (2005), os parâmetros s' e t' encontrados nas equações 12, 13 e 14, indicam a variação da taxa da *desirability* com a resposta, o que quer dizer que ao se alterar tais valores é possível acelerar ou retardar a *desirability*, além do fato de se poderem arbitrar outros valores aos vários níveis de resposta. Assim, tem-se uma relação inversa dos valores dos parâmetros em questão com o resultado da função *desirability*, ou seja, quando se atribui valores elevados para s' e t' o valor de d irá decair muito rápido tendendo a um valor muito baixo, exceto quando a resposta Y estiver próxima do valor ótimo que se deseja. Já quando se atribui valores baixos para tais parâmetros, a taxa de variação da resposta terá uma maior amplitude, não deixando com que o valor de d decresça.

Como se observou, os parâmetros s' e t' estão correlacionados com a resposta. Assim, a determinação destes parâmetros depende da importância ou significância que se quer com cada resposta, ou seja, pode-se arbitrar tais valores de acordo com o objetivo de cada resposta (Barros Neto et al., 2007). Tal fato mostra que os dois parâmetros em questão não precisam ser iguais e, então, a taxa de variação não deve ser obrigatoriamente simétrica em torno de T .

Um ponto de extrema importância que a análise das soluções possui de acordo com a variação dos parâmetros s' e t' é a questão da robustez, ou seja, a sensibilidade ou não destas com a variação destes parâmetros diz se o procedimento experimental é robusto ou não. Isso quer dizer que se tais soluções não forem sensíveis à variação de s' e t' , o experimento é robusto.

Em relação à função *desirability*, vale ressaltar os objetivos de um método muito importante: o Método de Derringer e Suich, que visa também a otimização em um processo, vide Quadro 6:

Quadro 6: Características da otimização do Método de Derringer e Suich. Fonte: PAIVA (2006).

Objetivo	Características	Representação Esquemática
Minimizar	O valor da função <i>desirability</i> aumenta enquanto que o valor da resposta original se aproxima de um valor alvo mínimo. Abaixo do alvo, $d = 1$; acima do limite superior, $d = 0$	
Normalizar	Quando a resposta se move em direção alvo, o valor da função <i>desirability</i> aumenta. Acima ou abaixo dos limites, $d = 0$; no alvo $d = 1$.	
Maximizar	O valor da função <i>desirability</i> aumenta quando o valor da resposta aumenta. Abaixo do limite inferior, $d = 0$; acima do alvo, $d = 1$.	

Já a relação da significância entre o alvo e os limites na transformação das respostas em *desirability* individuais pode ser observada no Quadro 7 a seguir:

Quadro 7: Relações de significância entre o alvo e os limites na *desirability* individual. Fonte: PAIVA (2006).

	Se o peso é menor que 1 (valor mínimo é 0,1), então, menos ênfase se dá ao alvo.
	Quando o peso é igual a 1, a importância dada ao alvo é igual à importância dada aos limites.
	Se o peso dado à resposta é maior do que 1 (o valor máximo é 10), então, mais ênfase é dada ao alvo.

Uma questão relevante e que diferencia muito a função *desirability* dos demais métodos de combinação é a sua flexibilidade, visto que traz a possibilidade de se direcionar as variáveis respostas a seus respectivos objetivos individuais, ou seja, pode-se maximizar algumas e ao mesmo tempo minimizar outras e ainda, delimitar o valor alvo das demais respostas, tudo isso de forma simultânea. Em contrapartida, o método em questão não considera tanto a variância das respostas quanto a correlação entre elas.

Existem também outros pontos que devem ser levados em consideração ao se trabalhar com a otimização de múltiplas respostas ao mesmo tempo, sendo que um deles é o fato de se encontrar um conjunto de soluções matematicamente ótimas, porém inviável na prática, devido tanto a falta de rigor na determinação de alguma condições de contorno no início do planejamento do experimento quanto a escolha não correta dos valores dos parâmetros s' e t' . No entanto, tais questões só são verificadas quando se observa que soluções dadas como ótimas pelo software utilizado são absurdas no âmbito do experimento em questão.

Para Barros Neto et al. (2007), uma boa saída para tentar contornar tais situações é utilizar no algoritmo diversos valores diferentes para os parâmetros s' e t' , o que trará diversos conjuntos de condições otimizadas, dentro os quais se pode escolher o conjunto que estiver mais próximo da realidade em questão ou o que mais convier.

Um segundo ponto a ser levado em consideração é que depois de se encontrar o conjunto de condições que maximize a *desirability* global D , é de suma importância verificar se as respostas estão bem distribuídas dentro das respectivas regiões aceitáveis, respeitando cada uma das restrições. Por fim, para garantir o sucesso da utilização da função *desirability*, convém a realização de experimentos para confirmar as condições escolhidas e reduzir a possibilidade de cometer algum erro.

3 PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL

O presente trabalho se utilizou dos dados de um Trabalho de Graduação defendido por Francyanne Fracari Oishi na Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá – UNESP, referente ao estudo da aplicação do método de Taguchi em um processo de usinagem. Neste tópico, será abordada a forma com que foi conduzida a parte experimental pela estudante em questão.

Para se estabelecer a configuração 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.

3.1 Definição dos Fatores de Influência e das Variáveis Respostas

Para se definir os fatores de influência e as variáveis respostas no planejamento de experimentos em questão, devem-se levar em consideração os conceitos que estão envolvidos no processo de usinagem. E ao se falar da usinagem, um dos primeiros termos que surge é o conceito de usinabilidade, visto que se trata do grau de dificuldade de se usinar um determinado material, ou seja, ao se ter um alto grau de dificuldade na usinagem menor será a produtividade. A usinabilidade está relacionada com diversos aspectos já citados anteriormente neste trabalho no tópico de fundamentação teórica, porém convém ressaltar que de acordo com DINIZ et al. (2001), é possível se ter a interpretação deste conceito analisado sob ópticas diferentes, ou seja, pode-se ter uma boa usinabilidade do ponto de vista da vida útil da ferramenta e uma usinabilidade ruim do ponto de vista da rugosidade da peça usinada.

Conforme já foi visto, a liga NIMONIC 80A, definida para este trabalho, possuem certas restrições quanto a sua utilização no processo de usinagem, ou seja, deve-se atentar ao fatores que podem ser causados devido a alta temperatura gerada no processo e a questões químicas e metalúrgicas envolvidas no mesmo. A devida atenção a sua utilização é fruto também do fato de que tais fatores podem atuar no sentido de afetar as propriedades de fadiga e fratura, ainda mais por se tratar de um processo que envolve corrosão e fluência.

Com isso, deve-se redobrar o cuidado no momento de determinar quais os fatores que serão tidos com influentes no decorrer no experimento e quais serão as variáveis respostas analisadas.

Para o experimento em questão foram definidos como principais fatores de influência no processo de usinagem: o avanço, a velocidade de corte, a profundidade de usinagem, a ferramenta corte (como o tipo de pastilha utilizado, por exemplo) e o fluido (como a lubrificação utilizada no processo). E conforme já foi explicado, três destes fatores (os três primeiros) estão diretamente ligados a um importante fator no contexto da usinagem e influenciam muito no resultado do mesmo. Trata-se da rugosidade que, além de possuir tal relação com os fatores acima citados, apresenta o principal impacto no que diz respeito ao acabamento superficial, ou seja, é o principal parâmetro para se analisar e medir a qualidade do acabamento da peça usinada.

Definido a primeira variável resposta (a rugosidade), determinou-se a segunda: o Comprimento de Corte (L_c), que de forma breve, significa a quantidade de material cortada expressa em dimensão de comprimento cujo cálculo pode ser observado na equação 15 abaixo,

$$L_c = \frac{L_f \cdot \pi \cdot D}{f \cdot 1000} \quad (15)$$

Em que:

L_c : representa o Comprimento de Corte [mm];

L_f : o Comprimento de Avanço [mm];

D : o Diâmetro obtido [mm];

F : o Avanço [mm/volta].

Ao se definir as duas variáveis respostas acima citadas, deve-se analisar qual o real objetivo se tem com ambas, ou seja, se o objetivo com cada uma delas é que seus valores sejam minimizados (quanto menor melhor), maximizados (quanto maior melhor) ou normalizados (nominal é melhor). Assim, para o experimento em questão foram definidos os seguintes objetivos: a maximização do comprimento de corte e a minimização da rugosidade. Tal definição se deve às seguintes questões: em relação à primeira variável resposta tem-se que quanto maior for o comprimento cortado em um certo período, maior será a produtividade e em relação a segunda resposta tem-se que quanto menor for a

rugosidade, melhor será o acabamento superficial da peça, o que significa um aumento na qualidade final da mesma.

Por fim, convém ressaltar novamente os 5 fatores escolhidos como influentes e as duas variáveis resposta. São os fatores: o Avanço (f), a Velocidade de Corte (Vc), a Profundidade de Usinagem (ap), o Tipo de Pastilha (TP) e a Lubrificação (L). Já como variáveis resposta, tem-se: o Comprimento de Corte (Lc) e a rugosidade (Ra).

3.2 Definição dos Níveis e do Arranjo Ortogonal

Tendo definido as variáveis resposta e os fatores influentes no processo, torna-se necessário a definição dos níveis aos quais os fatores serão ajustados, que representa os valores atribuídos a tais fatores que determinarão as condições de realização do experimento, sendo que ao final serão analisadas com base, principalmente, nos valores das variáveis resposta. Definiu-se para o experimento em questão que tais fatores seriam classificados em dois níveis: o alto e o baixo, sendo que para o nível baixo denomina-se nível 1 e para o alto, nível 2, ajustados conforme Tabela 1 a seguir:

Tabela 1: Fatores de influência com os valores de seus respectivos níveis.

FATORES	NÍVEL 1 (BAIXO)	NÍVEL 2 (ALTO)
Avanço (f)	75 m/min.	90 m/min.
Velocidade de Corte (Vc)	0,12 mm/volta	0,18 mm/volta
Profundidade de Usinagem (ap)	0,8 mm	1,6 mm
Tipo de pastilha (TP)	TP2500	CP250
Lubrificação (L)	MQF	Abundante

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 dissertação de mestrado de José Carlos de Faria (2007).

- Velocidade de Corte (V_c): 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 a 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 do 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.

Depois de definido todos os fatores de influência no processo de usinagem, as variáveis resposta e os níveis de ajuste, determinou-se o arranjo ortogonal a ser aplicado no experimento em questão com o objetivo de realizar uma menor quantidade de testes, visto que o arranjo ortogonal, proposto por Taguchi, define a melhor configuração para que os fatores de influência sejam analisados e avalia quais destes possuem maior significância no resultado das variáveis respostas.

Para o experimento em questão, foi escolhido a configuração L8 de Taguchi (vide Figura 4 a seguir), que leva em consideração 7 colunas ou fatores, sendo os 5 anteriormente citados neste trabalho e duas interações ($V_c \times f$ e $f \times TP$).

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	—	—	—
L ₁₆	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	—	—

Figura 4: Arranjos Ortogonais de Taguchi (Fonte: Adaptada de Santos, 2007).

3.3 Realização dos Ensaios

Definido o arranjo ortogonal a ser utilizado, a configuração do experimento está determinada, 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 OISHI (2010):

- Corpos de prova: material solubilizado com 190 mm de comprimento e 50 mm de diâmetro (dimensões iniciais), fornecidos pela Villares Metals;
- Torno: CNC-MACH 9-CENTUR 30S, com 25 a 3500 rpm, 7,5 CV de potência, marca ROMI, vide Figura 5 a seguir;
- Paquímetro: Mitutoyo SURFTEST-301, com 0,05 mm de graduação, utilizado para a medição do diâmetro final da peça usinada;
- Rugosímetro: Mitutoyo SURFTEST-301 (vide Figura 6), utilizado para medição da rugosidade da peça usinada, sendo feitas três medidas (no início, meio e fim da peça) distribuídas num giro de 120°;
- Lupa: graduada, com precisão de 0,05 mm, utilizada para verificar o desgaste na pastilha.



Figura 5: Torno CNC-MACH 9-CENTUR 30S (Fonte: Faria, 2007 apud OISHI, 2010).



Figura 6: Rugosímetro Mitutoyo SURFTEST-301 (Fonte: Faria, 2007 apud OISHI, 2010).

Outra 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.

Desta forma, a partir da utilização dos materiais e equipamentos já listados, tornou-se possível a medição dos valores da rugosidade e do comprimento de corte para cada uma das condições estabelecidas pelo arranjo ortogonal L8 que, neste caso, foi medido com duas réplicas, e pode ser encontrado na tabela 2 a seguir:

Tabela 2: Respostas dos Experimentos de Usinagem (Fonte: OISHI, 2010).

ENSAIO	FATORES							Ra		Lc	
	Vc	f	3	TP	ap	6	L				
1	1	1	1	1	1	1	1	1,88	1,74	483,9	302,8
2	1	1	1	2	2	2	2	1,51	1,93	975,3	1215,4
3	1	2	2	1	1	2	2	3,32	3,73	241,3	166,5
4	1	2	2	2	2	1	1	2,4	3,08	392,9	283,1
5	2	1	2	1	2	1	2	1,39	1,73	245,3	203
6	2	1	2	2	1	2	1	1,66	1,46	372,7	348,9
7	2	2	1	1	2	2	1	3,85	4,52	151,6	159
8	2	2	1	2	1	1	2	2,25	2,51	326,9	392,7

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Realizado todos os experimentos e em posse dos resultados das variáveis resposta (rugosidade e comprimento de corte) expostos na tabela 2, torna-se possível a aplicação dos conceitos que fazem parte do modelo robusto proposto por Taguchi, sendo eles: a Análise de Variância (ANOVA) e Razão Sinal-Ruído (S/N), que segundo OISHI (2010), foram analisados pelo *software* Statistica 9.0 e estão apresentados em forma de tabelas e gráficos nos tópicos a seguir. Feito esta etapa e tendo analisado os fatores mais significantes em relação a cada resposta, inicia-se, com o auxílio do *software* MINITAB RELEASE 14, a etapa de análise simultânea das respostas por meio da função *desirability*, maximizando a variável resposta comprimento de corte e minimizando o valor da rugosidade ao mesmo tempo.

Apenas por uma questão de melhor visualização de tais análises, vale ressaltar a sequência com que serão apresentados os resultados e alguns conceitos e definições necessárias para uma melhor compreensão. Um primeiro ponto são alguns termos que serão utilizados com frequência no decorrer deste capítulo, são eles: Soma dos quadrados (SQ), graus de liberdade (gl), quadrado médio (QM), a estatística F de Snedecor-Fisher e o valor-p que define a influência dos efeitos de cada fator em cada variável resposta, sendo que todos estes termos são encontrados nas tabelas da ANOVA apresentadas posteriormente.

Neste sentido, um conceito importante é a interpretação do valor-p em cada uma das análises de variância, haja vista que 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.

Outro ponto a ser ressaltado é quanto à interpretação do gráfico dos valores médio das variáveis resposta analisado com a influência de cada nível, onde a influência de cada fator ou interação ajustado nos dois níveis (1 e 2 ou baixo e alto) é comparado 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).

Com relação a este trabalho, 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 três 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 Tabelas com a ANOVA e Gráficos da Média

O presente tópico era apresentar os resultados encontrados por OISHI (2010) no que diz respeito à tabela da ANOVA das duas variáveis resposta (rugosidade e comprimento de corte) com os valores dos parâmetros SQ, gl, QM, F e p, para os 5 fatores analisados (Vc, f, AP, TP e L) e para as duas interações (Vc x f e f x TP) e no que diz respeito ao gráfico da média das duas respostas com as curvas analisadas para cada fator e interação. Além disso, foi retirada de OISHI (2010) também, a mesma análise acima para a relação Sinal-Ruído, que representa a medição de variação das repetições no experimento, ou seja, a análise de variância da S/N determina os fatores influentes para redução da variação.

Desta forma, observa-se a seguir todas as tabelas e gráficos citados:

Tabela 3: ANOVA da Média da Variável Resposta Rugosidade (Fonte: OISHI, 2010).

	SQ	gl	QM	F	p
{1} Vc	0,003025	1	0,003025	0,0323	0,861846
{2} f	9,548100	1	9,548100	101,9416	0,000008
{3} Vc x f	0,126025	1	0,126025	1,3455	0,279508
{4} TP	1,795600	1	1,795600	19,1710	0,002354
{5} AP	0,216225	1	0,216225	2,3086	0,167149
{6} f x TP	1,562500	1	1,562500	16,6822	0,003513
{7}L	0,308025	1	0,308025	3,2887	0,107320
Residual	0,749300	8	0,093662		

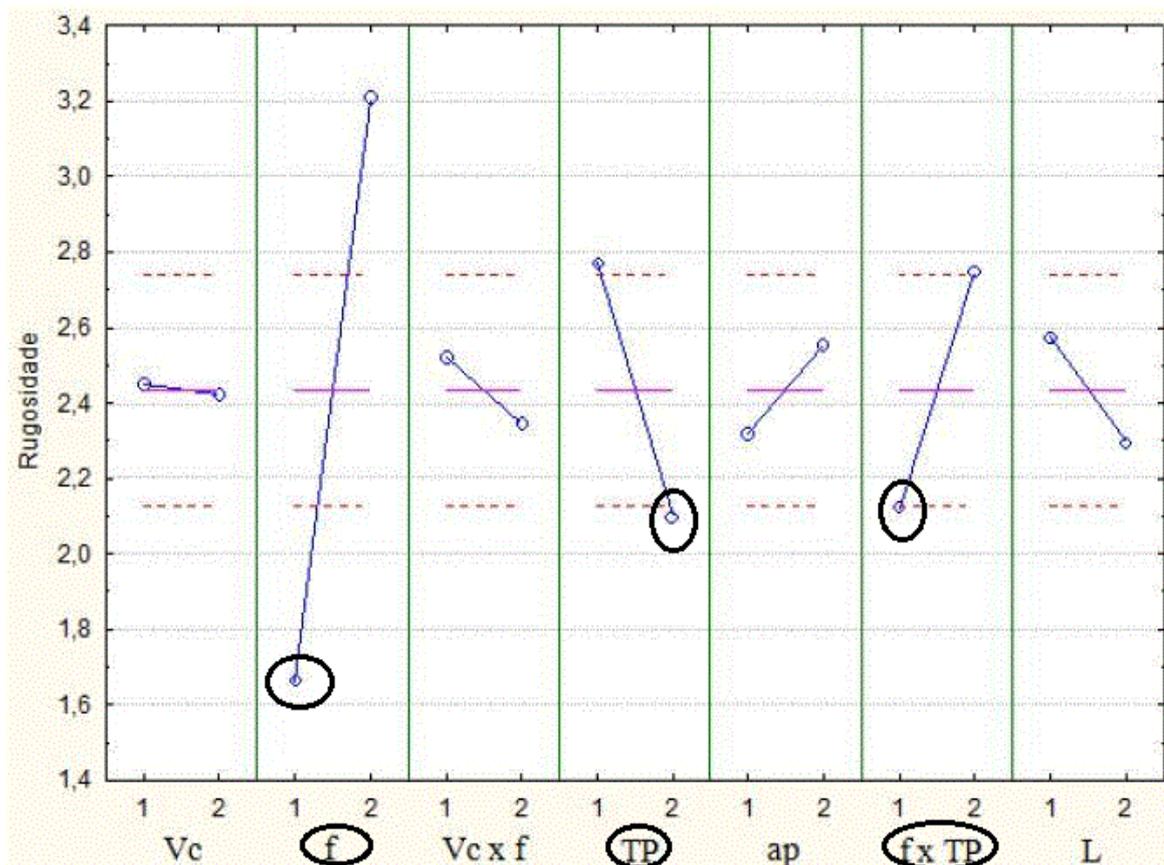


Figura 7: Gráfico da Média da Rugosidade (Fonte: OISHI, 2010).

Tabela 4: ANOVA da Relação Sinal-Ruído da Rugosidade (Fonte: OISHI, 2010).

	SQ	gl	QM	F	p
{1} Vc	0,8361	1	0,8361	0,7265	0,418811
{2} f	122,0253	1	122,0253	106,0312	0,000007
{3} Vc x f	1,4953	1	1,4953	1,2993	0,287314
{4} TP	14,4248	1	14,4248	12,5341	0,007616
{5} AP	1,1139	1	1,1139	0,9679	0,354015
{6} f x TP	11,0907	1	11,0907	9,6370	0,014569
{7} L	2,5318	1	2,5318	2,1999	0,176306
Residual	9,2067	8	1,1508		

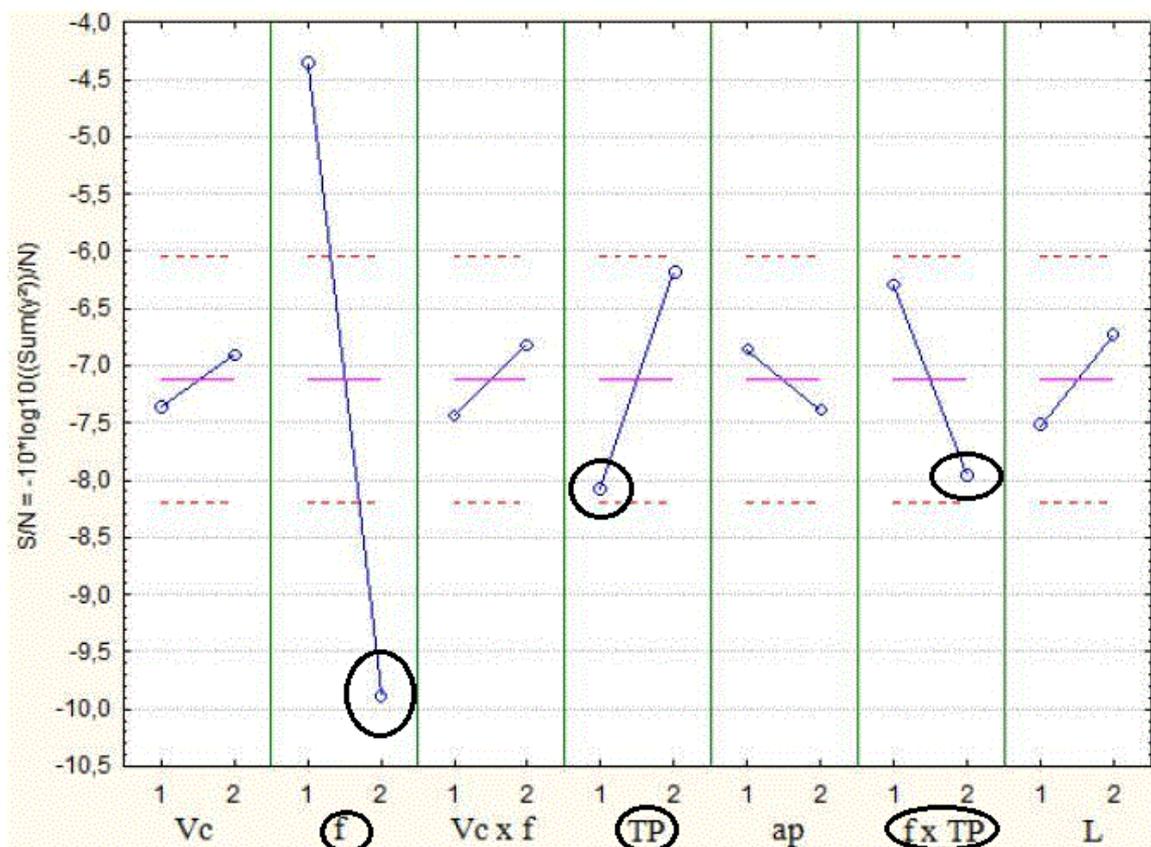


Figura 8: Gráfico da Relação Sinal-Ruído da Rugosidade (Fonte: OISHI, 2010).

Tabela 5: ANOVA da Média da Variável Resposta Comprimento de Corte (Fonte: OISHI, 2010).

	SQ	df	QM	F	p
{1} Vc	216480,8	1	216480,8	30,16197	0,000579
{2} f	258394,3	1	258394,3	36,00172	0,000323
{3} Vc x f	192260,3	1	192260,3	26,78736	0,000847
{4} TP	346479,4	1	346479,4	48,27449	0,000119
{5} ap	61243,9	1	61243,9	8,53302	0,019258
{6} f x TP	62512,5	1	62512,5	8,70978	0,018391
{7} L	101044,5	1	101044,5	14,07839	0,005607
Residual	57418,2	8	7177,3		

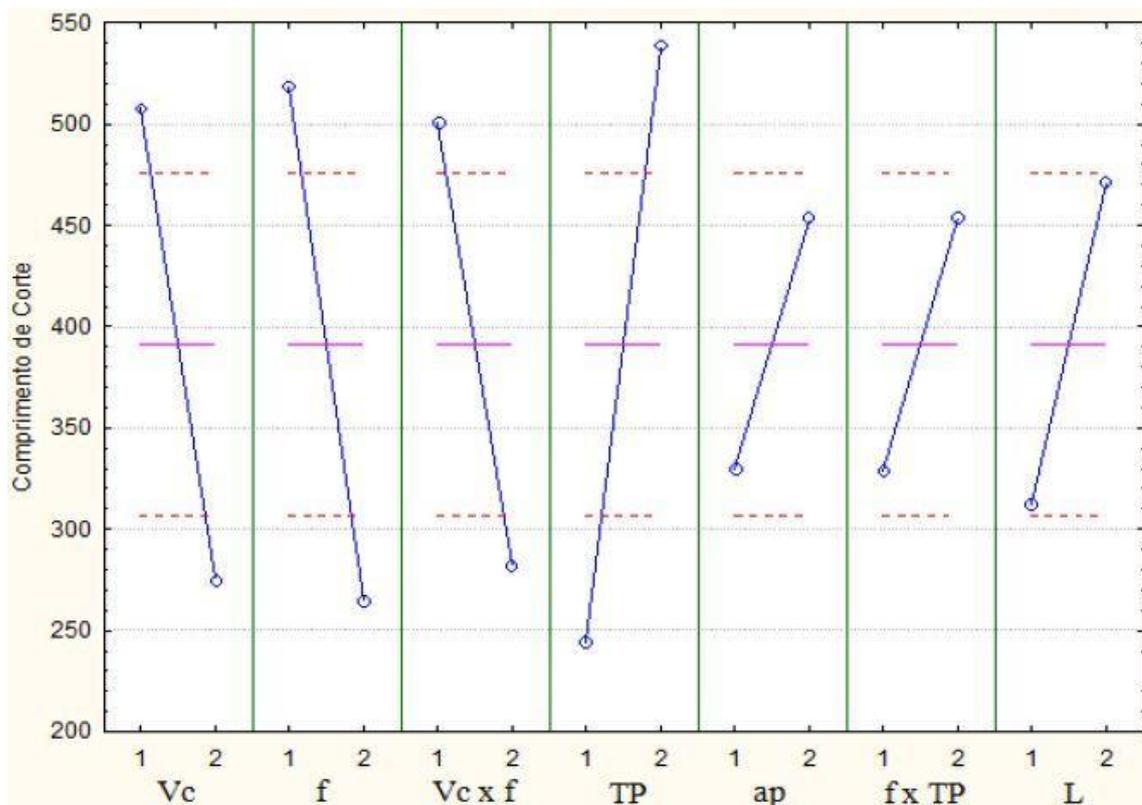


Figura 9: Gráfico da Média do Comprimento de Corte (Fonte: OISHI, 2010).

Tabela 6: ANOVA da Relação Sinal-Ruído do Comprimento de Corte (Fonte: OISHI, 2010).

	SQ	df	QM	F	p
{1} Vc	63,0544	1	63,0544	22,68813	0,001421
{2} f	91,2271	1	91,2271	32,82516	0,000439
{3} Vc x f	40,2523	1	40,2523	14,48350	0,005194
{4} TP	155,4314	1	155,4314	55,92704	0,000071
{5} ap	1,0707	1	1,0707	0,38526	0,552070
{6} f x TP	0,6098	1	0,6098	0,21943	0,651975
{7} L	15,0237	1	15,0237	5,40580	0,048536
Residual	22,2335	8	2,7792		

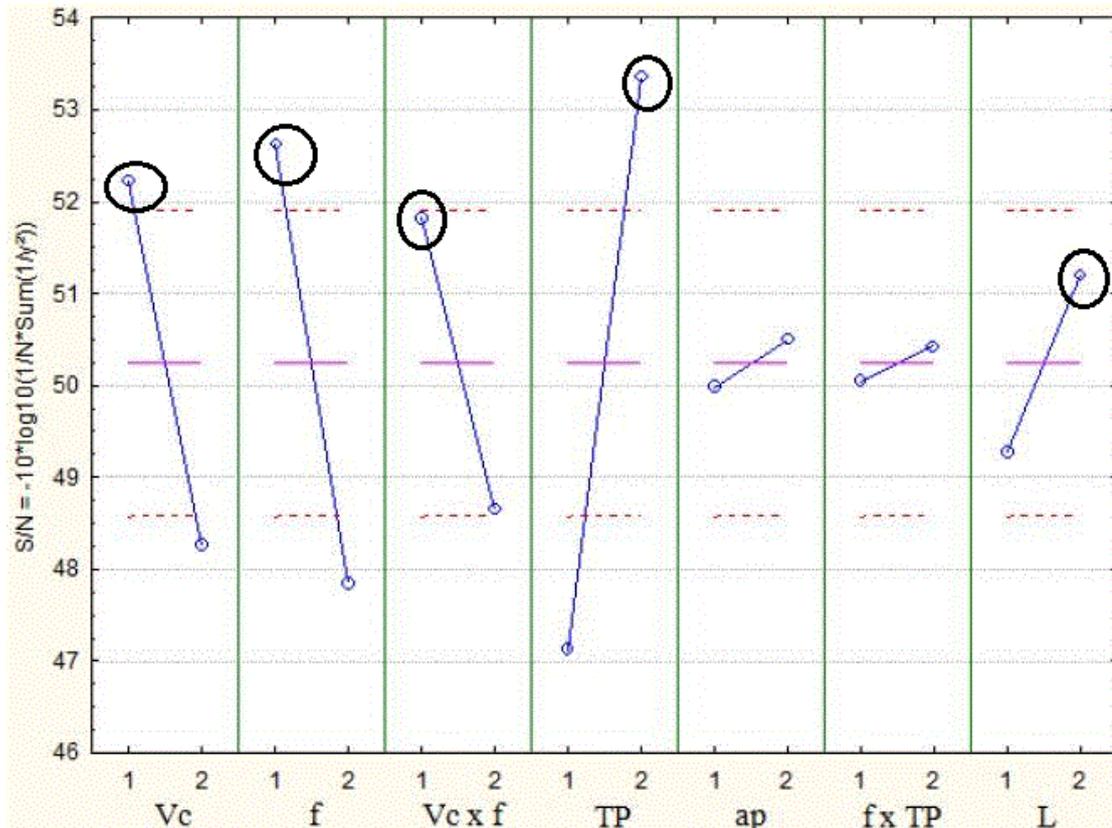


Figura 10: Gráfico da Relação Sinal-Ruído do Comprimento de Corte (Fonte: OISHI, 2010).

4.1.1 Análise dos Resultados da ANOVA e do Gráfico da Média

Tendo em posse as tabelas 3, 4, 5 e 6 e as figuras 7, 8, 9 e 10 expostas anteriormente, somado às explicações feitas neste capítulo e em outros tópicos, torna-se possível a análise dos resultados com relação a cada variável resposta, vide quadros 8, 9, 10 e 11, que foram montados apenas para melhor resumir e agrupar as respostas de tais tabelas e pode-se verificar os fatores cujos efeitos possuem significância, os valores-p de cada um, bem como o respectivo nível de melhor ajuste.

Quadro 8: Quadro dos efeitos significativos para a média da variável resposta rugosidade.

Fatores com efeitos de significância ($p < 0,05$)	Valor-p	Melhor nível de ajuste
Vide Tabela 3 (ANOVA):	-----	Objetivo: menor-melhor
Avanço (f)	0,000008	Baixo (1)
Tipo de Pastilha (TP)	0,002354	Alto (2)
Interação f x TP	0,003513	-----

Quadro 9: Quadro dos efeitos significativos para a relação sinal-ruído da rugosidade.

Fatores com efeitos de significância ($p < 0,05$)	Valor-p
Vide Tabela 4 (ANOVA):	-----
Avanço (f)	0,000007
Tipo de Pastilha (TP)	0,007616
Interação f x TP	0,014569

Quadro 10: Quadro dos efeitos significativos para a média da variável resposta comprimento de corte.

Fatores com efeitos de significância ($p < 0,05$)	Valor-p	Melhor nível de ajuste
Vide Tabela 5 (ANOVA):	-----	Objetivo: maior-melhor
Velocidade de Corte (Vc)	0,000579	Baixo (1)
Avanço (f)	0,000323	Baixo (1)
Interação Vc x f	0,000847	-----
Tipo de Pastilha (TP)	0,000119	Alto (2)
Profund. de usinagem (ap)	0,019258	Alto (2)
Interação f x TP	0,018391	-----
Lubrificação (L)	0,005607	Alto (2)

Quadro 11: Quadro dos efeitos significativos para a relação sinal-ruído do comprimento de corte.

Fatores com efeitos de significância ($p < 0,05$)	Valor-p
Vide Tabela 6 (ANOVA):	-----
Velocidade de Corte (Vc)	0,001421
Avanço (f)	0,000439
Interação Vc x f	0,005194
Tipo de Pastilha (TP)	0,000071
Lubrificação (L)	0,048536

Analisando-se os quadros acima apresentados, observa-se que para a variável resposta rugosidade, os fatores com efeitos de significância foram o avanço, o tipo de pastilha e a interação entre eles. Para a relação sinal-ruído da mesma variável em questão, a análise é análoga. Já para a variável resposta comprimento de corte, todos os fatores tiveram efeito de significância, porém na relação sinal-ruído os fatores profundidade de usinagem e a interação f x TP não constam na relação de fatores cujos efeitos possuem significância.

Além disso, algumas conclusões podem ser extraídas ou confirmadas a partir de toda a análise feita anteriormente:

- Ao se aumentar a velocidade de corte, tem-se um aumento na temperatura na região de corte e, conseqüentemente, maior será o desgaste da ferramenta e maiores serão os danos ao acabamento superficial;

- Ao se diminuir a velocidade de corte, mais passadas serão suportadas pela ferramenta (maior será sua vida útil) e, conseqüentemente, maior será o comprimento de corte obtido;
- Em relação ao avanço e ao tipo de pastilha, observaram-se as mesmas condições tanto para a variável resposta rugosidade quanto para o comprimento de corte, ou seja, nível baixo (1) para o avanço ($f = 0,12$ mm/volta) e nível alto (2) para o tipo de pastilha (CP250);
- Vale ressaltar que ao se trabalhar com o valor de avanço reduzido, a temperatura na região de corte será menor (permitindo se usinar com a mesma ferramenta por um maior período), aumentando-se o comprimento de corte e, ainda, tem-se um melhor acabamento superficial. Já em relação ao tipo de pastilha, confirma-se o que foi dito na parte teórica, visto que a CP250 é adequada para usinagem de ligas a base de níquel (superligas), oferecendo maior resistência ao calor e, conseqüentemente, obtém-se maior comprimento 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;
- Analisando-se a profundidade de corte, verificou-se que o nível alto (2) é o mais indicado ($a_p = 1,6$ 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, a melhor condição para o problema em questão é:

Quadro 12: Quadro da melhor condição a partir das análises iniciais feitas.

Fator	f	Vc	ap	TP	L
Nível	1	1	2	2	2

4.2 Simulação da Otimização

Realizado a etapa de análise das condições experimentais por meio da aplicação do módulo robusto de Taguchi, que parte da escolha do arranjo experimental, depois com a análise de variância (ANOVA) e finalizando com os gráficos da média, foi possível se fazer diversas conclusões acerca das condições testadas e, ainda, propor o melhor ajuste para cada fator de influência no processo de usinagem. O fato porém, é que tal análise avalia a melhor condição levando em conta apenas uma variável resposta de cada vez, ao invés de analisar as duas respostas de forma simultânea.

Assim, é neste sentido que surge a importância de se aplicar a função *desirability*, que com o auxílio do *software* MINITAB RELEASE 14, torna-se possível a otimização simultânea das duas variáveis resposta em questão, visando sempre o valor unitário para a *desirability* global que, por sua vez, baseia-se nos valores das *desirability* individuais conforme já foi explicado ao longo do tópico 2.4 deste trabalho.

4.2.1 Utilização do MINITAB RELEASE 14

Apenas como uma forma de ajudar na compreensão dos resultados obtidos com o *software* utilizado bem como no entendimento dos gráficos que serão apresentados ao longo deste tópico, convém explicar a sequência de utilização do mesmo aliado às interpretações obtidas com a simulação da otimização das duas variáveis resposta.

Ao inicializar o programa MINITAB aparecerão três janelas, sendo uma referente ao programa como um todo onde reúne as principais funções do *software*, outra denominada de *Session* onde são relatados dos os passos feitos durante a utilização do programa bem como a visualização de alguns resultados e a terceira denominada *Worksheet* onde serão trabalhados os dados, ou seja, é o local onde se editam os valores e as matrizes utilizadas no programa (uma planilha de trabalho).

Primeiramente, deve-se criar o modelo do fatorial que será utilizado e para isso tem-se a sequência: *Stat* (ícone presente na barra de ferramentas) >> *DOE* >> *Factorial* >> *Create Factorial Design*. Tal sequência irá abrir um caixa de diálogo, vide Figura 11 a seguir. Nesta caixa, escolheu-se a primeira opção (“*2-level factorial – default generators*”) para o tipo de modelo e conforme já definido colocou-se 5 fatores em *Number of factors*.

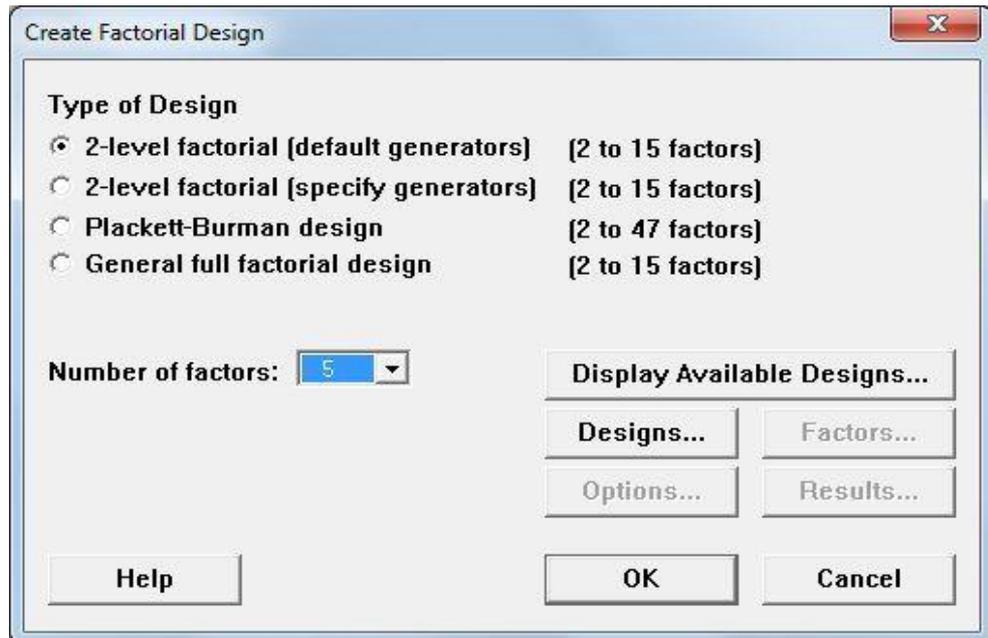


Figura 11: Caixa de diálogo para criação do fatorial.

Nesta mesma caixa de diálogo, deve-se selecionar o ícone “*Designs...*”, onde irá abrir outra caixa de diálogo (vide Figura 12) para se ajustar um pouco mais o modelo em questão, como a quantidade de experimentos que serão testados no programa (que neste caso serão 8 devido ao arranjo ortogonal de Taguchi L8 escolhido, ou seja, seleciona-se a opção “*1/4 fraction*”) e como o número de replicações (que neste case serão duas), entre outras opções. Realizado isto, pode-se selecionar o ícone “*OK*”.

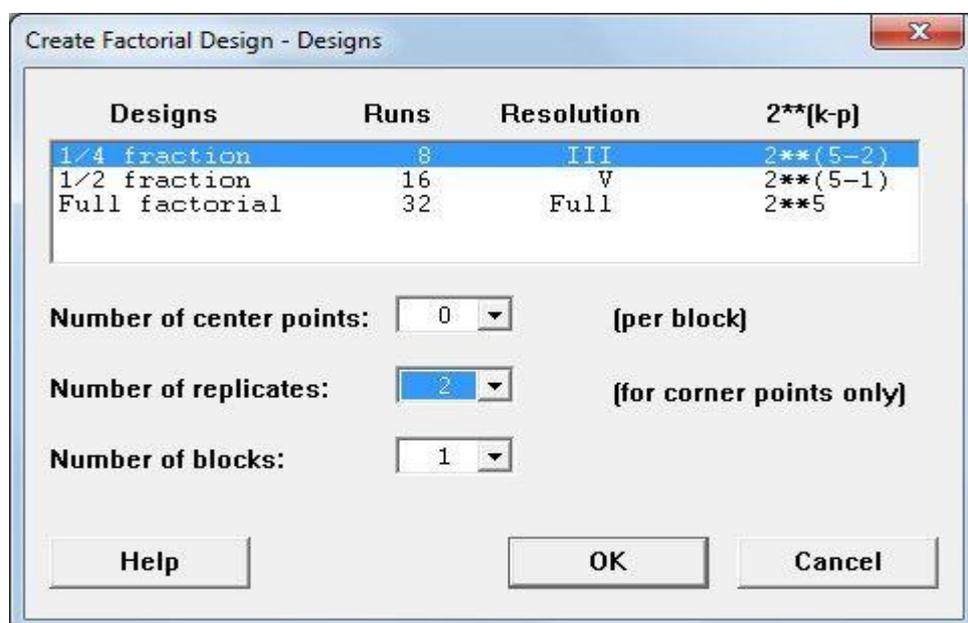


Figura 12: Caixa de diálogo para melhor ajuste do modelo.

De volta a caixa de diálogo referente a Figura 11, verifica-se que outras opções de alteração do modelo aparecem. Apenas por uma questão de facilitar a visualização dos resultados e por uma questão de uniformidade com a caracterização dos níveis (baixo-1 e alto-2) feitos anteriormente neste trabalho, pode-se alterar tal caracterização selecionando o ícone *Factors*, vide Figura 13 abaixo. Após a alteração da caracterização dos níveis, ou seja, passando o nível baixo de -1 para 1 e o nível alto de 1 para 2, vide Figura 14 abaixo, seleciona-se a opção *OK*.

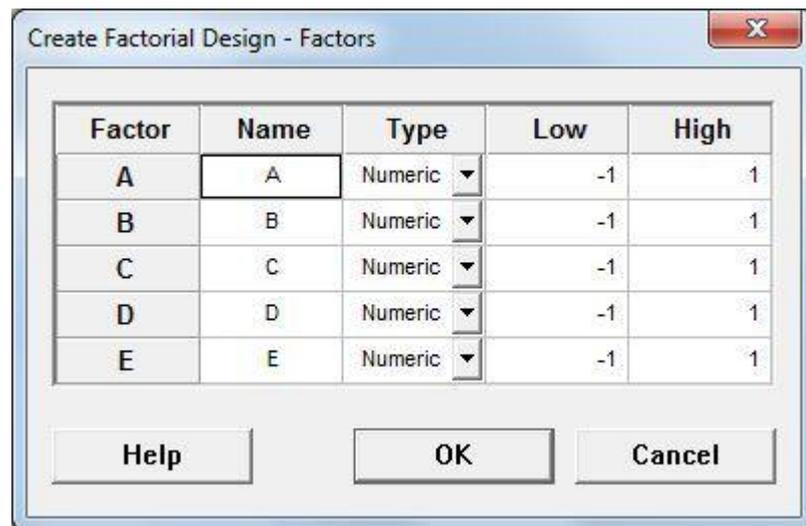


Figura 13: Caixa de diálogo para alteração da caracterização dos níveis.

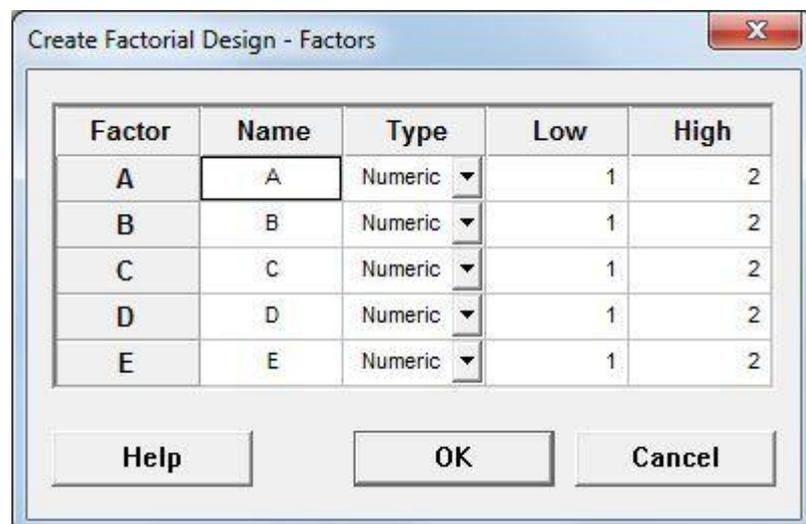


Figura 14: Caixa de diálogo com alteração da caracterização dos níveis.

Voltando, novamente, à caixa de diálogo referente à Figura 11, para ajustar um último detalhe no modelo, seleciona-se o ícone *Options*, e na caixa de diálogo que irá abrir, deve-se desmarcar a opção *Randomize runs*, para retirar a aleatorização da realização dos experimentos e selecionar *OK* novamente.

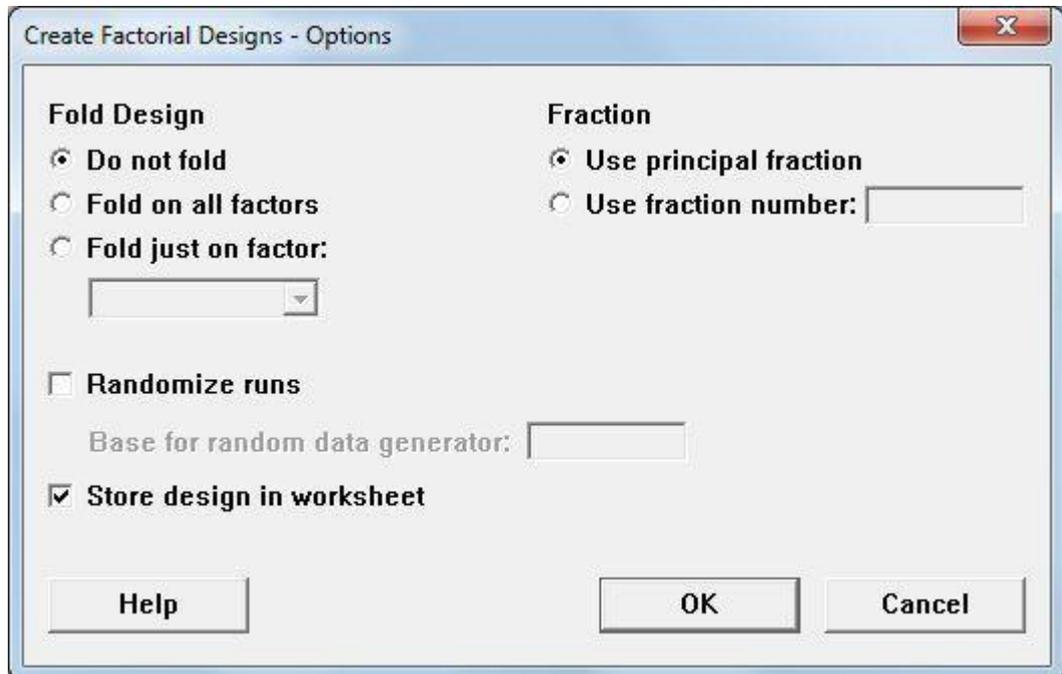


Figura 15: Caixa de diálogo para alteração de algumas opções no modelo.

Finalmente, na caixa de diálogo para criação do fatorial, seleciona-se a opção *OK* para que seja gerada a estrutura do fatorial proposta para realização do modelo, com base em todas as modificações acima citadas, vide Figura 16 a seguir.

↓	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9
	StdOrder	RunOrder	CenterPt	Blocks	A	B	C	D	E
1	1	1	1	1	1	1	1	2	2
2	2	2	1	1	2	1	1	1	1
3	3	3	1	1	1	2	1	1	2
4	4	4	1	1	2	2	1	2	1
5	5	5	1	1	1	1	2	2	1
6	6	6	1	1	2	1	2	1	2
7	7	7	1	1	1	2	2	1	1
8	8	8	1	1	2	2	2	2	2
9	9	9	1	1	1	1	1	2	2
10	10	10	1	1	2	1	1	1	1
11	11	11	1	1	1	2	1	1	2
12	12	12	1	1	2	2	1	2	1
13	13	13	1	1	1	1	2	2	1
14	14	14	1	1	2	1	2	1	2
15	15	15	1	1	1	2	2	1	1
16	16	16	1	1	2	2	2	2	2

Figura 16: Estrutura do fatorial proposta para o modelo utilizado na simulação.

Vale ressaltar, que os 16 experimentos são devido ao fato de se terem duas replicações, ou seja, duas rodadas com 8 experimentos cada, porém é de extrema importância a conferência das combinações geradas com relação aos 5 fatores de influência no processo de usinagem (f , V_c , ap , TP e L) citados anteriormente, ou seja, esta combinação proposta na Figura 5 deve coincidir com o arranjo ortogonal L8 de Taguchi (vide tabela 2) proposto para a realização dos experimentos.

Assim, verifica-se que a coluna A da Figura 16 coincide com a coluna do fator tipo de pastilha (TP) da tabela 2. Analogamente, a coluna B coincide com o fator avanço (f) e a coluna C com o fator velocidade de corte (V_c) de Taguchi. Já as colunas D e E devem ser ajustadas de modo a ficarem coincidentes com as colunas dos fatores profundidade de corte (ap) e lubrificação (L), respectivamente, apresentando a seguinte estrutura: com as colunas D e E modificadas, com as denominações alteradas para o nome de cada fator e com os resultados obtidos em cada um dos 16 ensaios (contando com a réplica) para cada variável resposta, conforme Figura 17 a seguir:

↓	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11
	StdOrder	RunOrder	CenterPt	Blocks	TP	f	Vc	ap	L	Ra	Lc
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,88	483,9
2	2	2	1	1	2	1	1	2	2	1,51	975,3
3	3	3	1	1	1	2	1	1	2	3,32	241,3
4	4	4	1	1	2	2	1	2	1	2,40	392,9
5	5	5	1	1	1	1	2	2	2	1,39	245,3
6	6	6	1	1	2	1	2	1	1	1,66	372,7
7	7	7	1	1	1	2	2	2	1	3,85	151,6
8	8	8	1	1	2	2	2	1	2	2,25	326,9
9	9	9	1	1	1	1	1	1	1	1,74	302,8
10	10	10	1	1	2	1	1	2	2	1,93	1215,4
11	11	11	1	1	1	2	1	1	2	3,73	166,5
12	12	12	1	1	2	2	1	2	1	3,08	283,1
13	13	13	1	1	1	1	2	2	2	1,73	203,0
14	14	14	1	1	2	1	2	1	1	1,46	348,9
15	15	15	1	1	1	2	2	2	1	4,52	159,0
16	16	16	1	1	2	2	2	1	2	2,51	392,7

Figura 17: Estrutura modificada para a simulação da otimização com os valores das variáveis resposta.

Realizado todas essas modificações, pode-se iniciar a análise da estrutura do modelo acima apresentado, seguindo o seguinte caminho: *Stat >> DOE >> Factorial >> “Analyze Factorial Design...”* e se abrirá uma nova caixa de diálogo, vide Figura 18 a seguir:

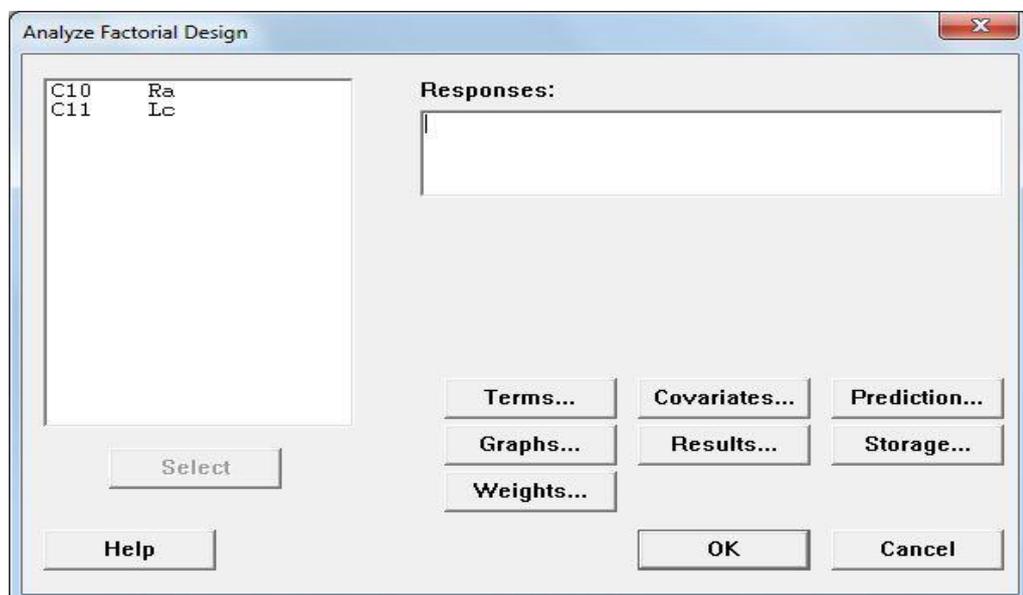


Figura 18: Caixa de diálogo para análise do modelo em questão.

Nesta caixa de diálogo (Figura 18), deve-se selecionar as duas variáveis resposta (Ra e Lc) e elas ficarão dentro da caixa de texto denominada “*Responses:*” e, então, selecionar “*OK*”. Desta forma, irão aparecer diversos resultados referentes às análises feitas em cima do modelo apresentado na Figura 17, como por exemplo, a ANOVA e os coeficientes propostos para o modelo matemático, entre outros.

Após esta etapa, inicia-se de fato a fase para simulação da otimização das respostas e, para tal, deve-se seguir o seguinte caminho: *Stat >> DOE >> Factorial >> “Response Optimizer...”* e se abrirá uma nova caixa de diálogo, vide Figura 19 a seguir:

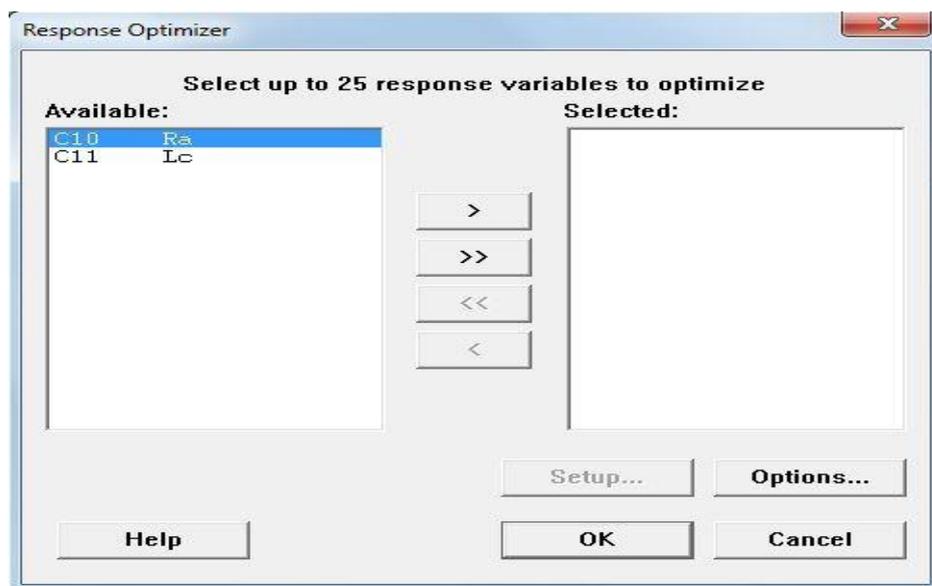


Figura 19: Caixa de diálogo para otimização das respostas.

Nesta caixa de diálogo (Figura 19), deve-se selecionar as duas variáveis resposta (Ra e Lc) e elas ficarão dentro da caixa de texto denominada “*Selected:*” e, então, selecionar “*Setup...*” para que sejam feitos os ajustes necessários para cada variável resposta, bem como o ajuste dos objetivos com cada uma delas (maximizar - *minimize*, minimizar - *maximize* ou normalizar - *target*). A nova caixa que se abrirá ao selecionar *Setup* terá extrema importância na simulação das variáveis resposta, visto que é possível se alterar os valores dos parâmetros: T - *Target* (valor desejado ótimo ou valor alvo), L - *Lower* (menor valor aceitável) e U - *Upper* (maior valor aceitável), vide Figura 20 a seguir:

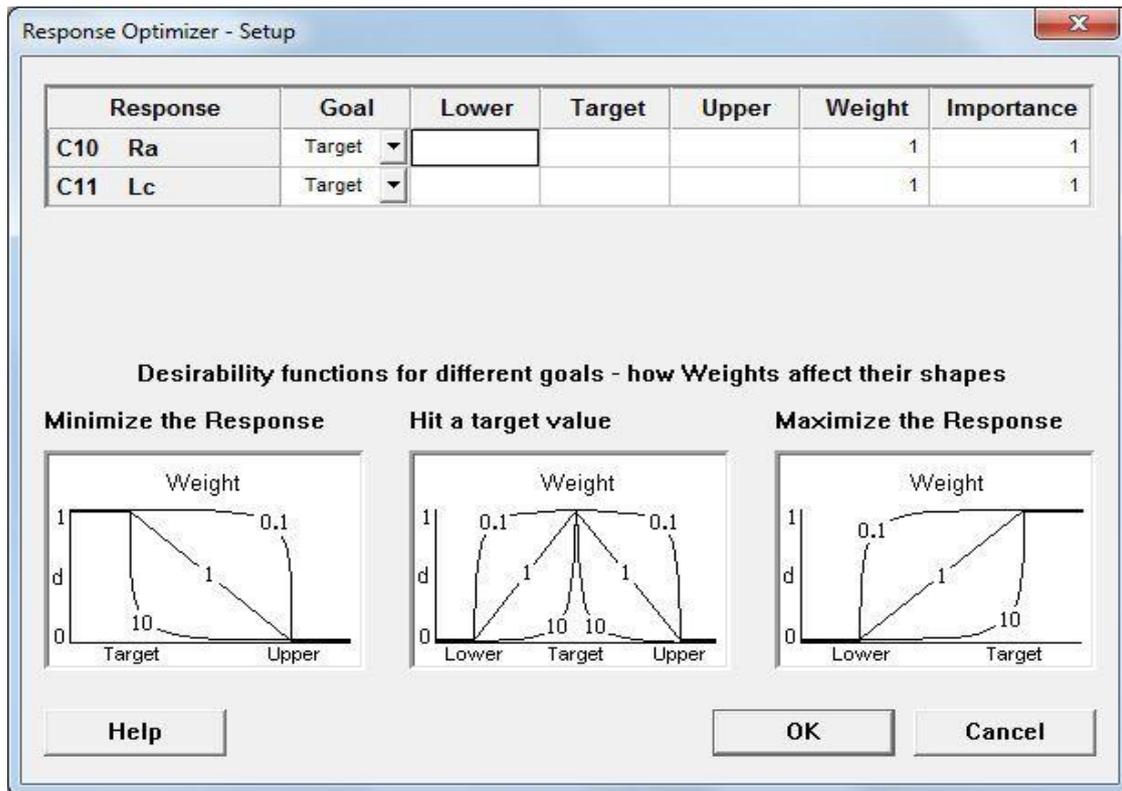


Figura 20: Caixa de diálogo para o Setup na otimização das respostas.

Como pode se observar, nesta caixa de diálogo é possível também, alterar os pesos (*Weight*, referente ao parâmetro s') e a importância (*Importance*, referente ao parâmetro t') de cada uma das variáveis resposta e, ao se escolher o objetivo (*Goal*), automaticamente, o software trava uma das colunas: *Lower* ou *Upper*. Por exemplo, ao se escolher minimização para a variável rugosidade (Ra), a coluna *Lower* é travada, ou seja, não existirá um menor valor aceitável, devido ao fato de se querer o menor valor possível para rugosidade.

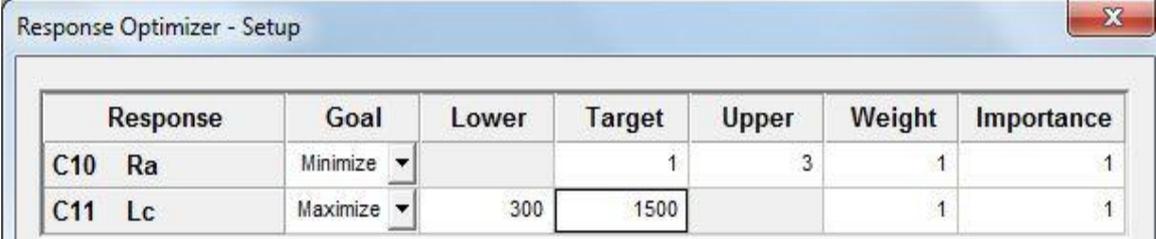
Assim, é a partir desta etapa que se iniciam as simulações propriamente ditas, atribuindo-se diversos valores para os parâmetros acima citados. Para a primeira configuração, convém-se analisar todos os resultados obtidos com a realização dos experimentos para se definir bons valores para U (no caso da 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 7 com os tais resultados em ordem crescente, ou seja, os resultados dos 16 ensaios 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 7: Resultados obtidos para Ra e Lc em ordem crescente.

N.	Ra	Lc	N.	Ra	Lc
1	1,39	151,6	9	2,25	326,9
2	1,46	159	10	2,4	348,9
3	1,51	166,5	11	2,51	372,7
4	1,66	203	12	3,08	392,7
5	1,73	241,3	13	3,32	392,9
6	1,74	245,3	14	3,73	483,9
7	1,88	283,1	15	3,85	975,3
8	1,93	302,8	16	4,52	1215,4

4.2.2 Primeira Configuração

Analisando-se os valores apresentados na Tabela 7, tem-se que Ra varia do valor 1,39 até 4,52 e Lc vai de 151,6 até 1215,4 e, deste modo, definiu-se a primeira configuração, vide Tabela 8 a seguir:

Tabela 8: Primeira configuração para os parâmetros de otimização.


Response	Goal	Lower	Target	Upper	Weight	Importance
C10 Ra	Minimize		1	3	1	1
C11 Lc	Maximize	300	1500		1	1

Definido tal configuração, deve-se selecionar a opção “OK”, para que a caixa de diálogo referente a Figura 19 apareça e, então, seleciona-se “OK” novamente e uma nova caixa de diálogo irá aparecer (vide Figura 21 a seguir). Trata-se da mais importante caixa de diálogo, visto que a mesma demonstra os valores das *desirability* individuais para cada variável resposta, a *desirability* global e, ainda, em quais níveis os fatores preponderantes precisam ser ajustados para os valores referentes à Tabela 8.

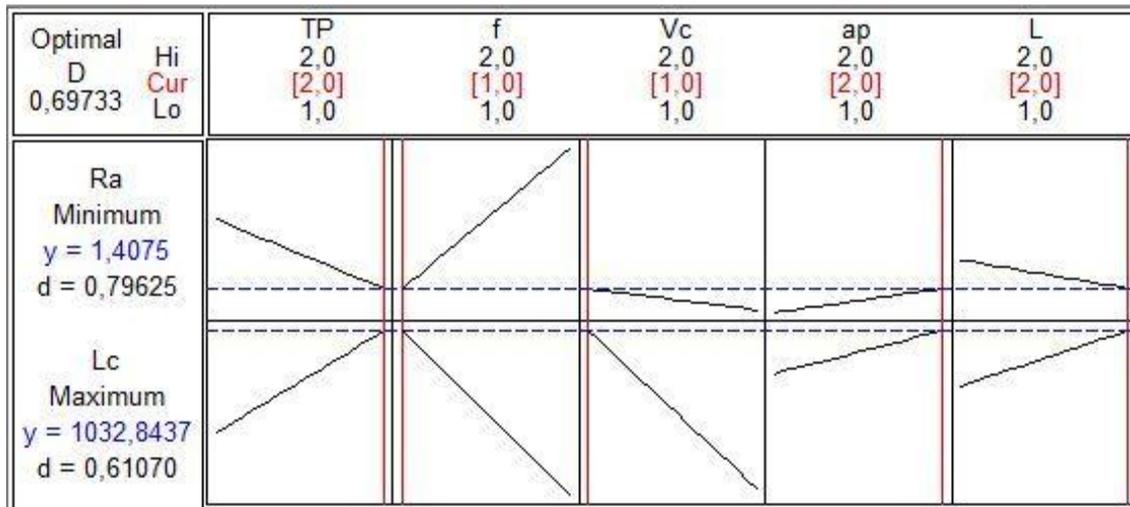


Figura 21: Simulação da otimização das variáveis resposta: primeira configuração (tabela 8).

Nesta simulação, tem-se que a *desirability* global atingiu o valor de 0,69, ainda um pouco distante do valor ideal (1,0), o que indica que as variáveis respostas não se encontram nos seus valores desejados. Analisando-se as *desirability* individuais, tem-se o valor de 0,79 para a rugosidade (resposta adequada, vide Quadro 5) e 0,61 para o comprimento de corte (resposta aceitável), o que justifica o valor encontrado para D.

Vale ressaltar que, a condição proposta (condição em que os níveis de influência precisam ser ajustados) nesta primeira configuração é a mesma configuração inicial feita no final do tópico 4.1 deste trabalho (vide Quadro 12), ou seja, ajustando-se: TP, ap e L no nível alto (2) e, f e Vc no nível baixo (1), que por sua vez, é a mesma configuração do ensaio de número dois presente na tabela 2, o que faz com que não seja necessário realizar um experimento nesses níveis para confirmar o ajuste em questão. Já em relação aos resultados obtidos com a simulação, verificam-se valores próximos do valor-alvo, em que para Ra se atingiu 1,4075 (valor-alvo: 1,0) e para Lc se atingiu 1032,84 (valor-alvo: 1500,0).

Outra análise importante de ser ressaltada é alteração que se pode fazer em cada um dos níveis relacionado com cada fator das variáveis resposta dentro da própria configuração proposta. Ou seja, observando-se a Figura 22 a seguir, verifica-se linhas verticais (indicadas com setas para melhor visualização) que podem ser arrastadas para a extrema esquerda (nível baixo – 1) ou para a extrema direita (nível alto – 2), sendo que é possível arrastar tal linha até qualquer valor entre 1 e 2 (valor este denominado de *Cur* - *Current*), o que para cada nova condição de ajuste, os valores de d e D são alterados automaticamente.

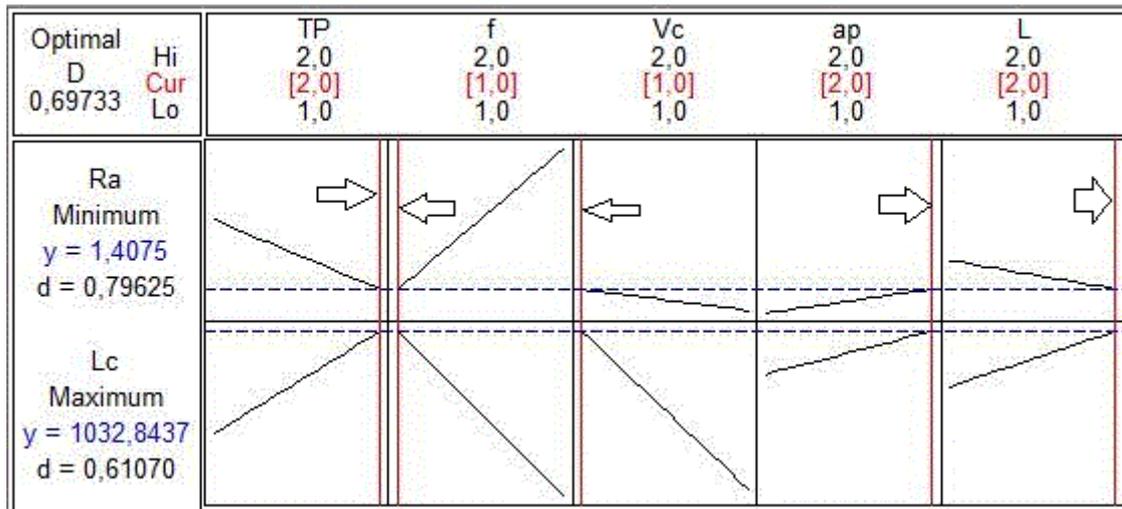


Figura 22: Indicação das linhas verticais para alteração do valor dos níveis.

Por exemplo, ao se arrastar a linha vertical do fator Vc para $Cur = 1,8465$ (vide Figura 23 abaixo), tem-se para as *desirability* individuais o valor de 0,88 (resposta excelente) para rugosidade e 0,29 (resposta fora da faixa adequada) para o comprimento de corte e, para a *desirability* global o valor de 0,50, o que mostra que a resposta melhorou muito no sentido da rugosidade, porém piorou muito para o comprimento de corte, apresentando um valor de D muito longe do esperado.

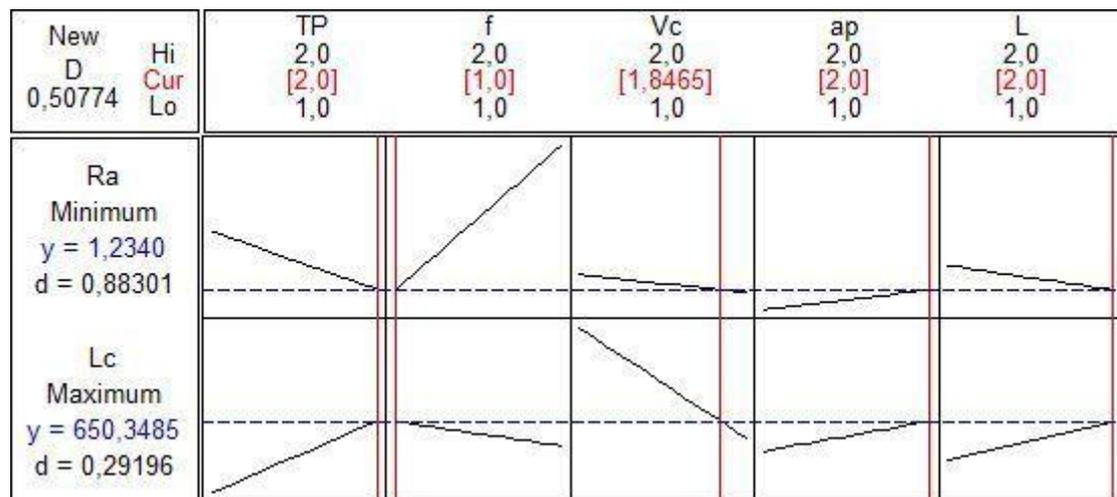


Figura 23: Indicação das linhas verticais para alteração do valor dos níveis.

Este exemplo serve para mostrar que a condição proposta pela simulação é ótima ou ideal, ou seja, mesmo tentando alterar os valores de *Cur*, irá ocorrer que uma das variáveis resposta terá seu valor mais otimizado, entretanto a outra variável terá seu valor mais

afastado da otimização, tendo como resultado final um menor valor de D, ou até mesmo, pode acontecer de ambos os valores se afastarem da otimização.

Neste sentido, como forma de ajudar na compreensão dos resultados obtidos com tais alterações nos valores dos níveis, montou-se a Tabela 9 abaixo, onde em cada configuração (1a, 1b, 1c, 1d e 1e) apenas um fator foi alterado para outro nível, com base na condição otimizada (simulada inicialmente pelo software). Por exemplo, na configuração 1a apenas o fator TP foi alterado (passando do nível 2 para o 1) e já na configuração 1b, apenas o fator f foi alterado (passando do nível 1 para o 2), sendo que os demais níveis permaneceram nos níveis referentes à condição 1 (otimizada).

Ainda na Tabela 9, pode-se observar o impacto que tais modificações trazem para o valor de d e D, bem como para o valor da resposta y, o que mostra mais uma vez que a melhor condição é a 1 (otimizada) onde D apresenta o maior valor entre os demais ($D = 0,6973$).

Tabela 9: Comparativo das modificações feitas a partir da condição otimizada (simulada).

Configuração	Fator	TP	f	Vc	ap	L	Var.	d	D	y
1 (otimizada)	Nível	2	1	1	2	2	Ra	0,796	0,6973	1,4075
							Lc	0,611		1032,84
1a	Nível	<u>1</u>	1	1	2	2	Ra	0,461	0,4105	2,0775
							Lc	0,365		738,53
1b	Nível	2	<u>2</u>	1	2	2	Ra	0,113	0,1559	2,7750
							Lc	0,216		559,44
1c	Nível	2	1	<u>2</u>	2	2	Ra	0,899	0,4587	1,2025
							Lc	0,234		580,97
1d	Nível	2	1	1	<u>1</u>	2	Ra	0,913	0,6805	1,1750
							Lc	0,508		909,10
1e	Nível	2	1	1	2	<u>1</u>	Ra	0,658	0,5607	1,6850
							Lc	0,478		873,90

4.2.3 Segunda Configuração

Analisado o valor da *desirability* global ($D = 0,6973$; resposta adequada), deve-se buscar uma modificação nos valores de *setup* (parâmetros L, T e U; s' e t') para que se consiga um valor maior de D. Uma primeira hipótese é que os valores-alvo (*Target* – T), definidos na primeira configuração para as variáveis resposta, são muito otimistas, ou seja, deve-se buscar atingir valores-alvo menores (no caso do comprimento de corte) e maiores (no caso da rugosidade) na tentativa de estreitar a faixa referente a cada objetivo e, desse modo, aumentar o valor de D, conforme Tabela 10 a seguir:

Tabela 10: Segunda configuração para os parâmetros de otimização.

Response	Goal	Lower	Target	Upper	Weight	Importance
C10 Ra	Minimize		1,5	3	1	1
C11 Lc	Maximize	300	1200		1	1

Desta forma, com os valores de *setup* da Tabela 10, tem-se a simulação da segunda configuração (vide Figura 24):

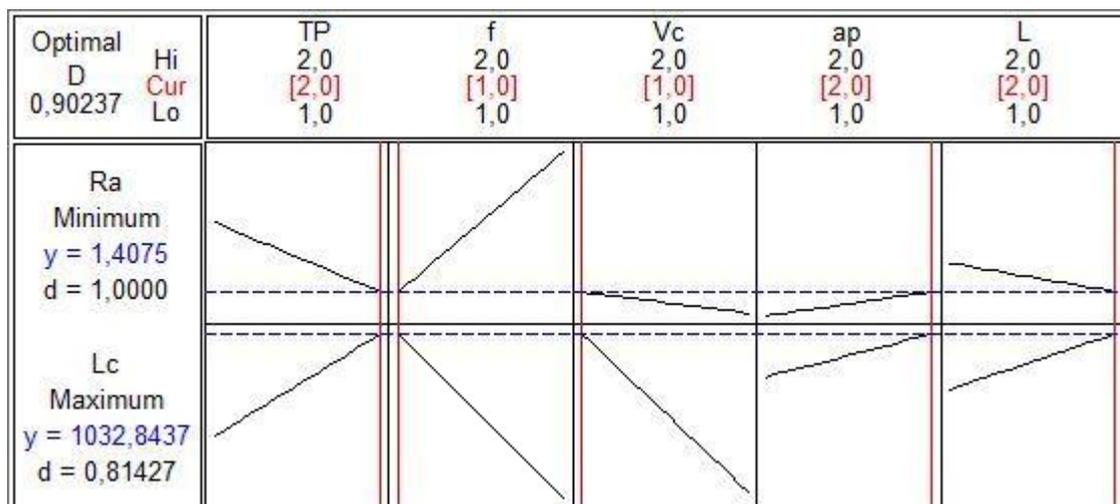


Figura 24: Simulação da otimização das variáveis resposta: segunda configuração (tabela 10).

Nesta simulação, tem-se que a *desirability* global atingiu o valor de 0,90, muito próxima do valor ideal (1,0), o que indica que as variáveis respostas se encontram próximas dos seus valores desejados. Analisando-se as *desirability* individuais, tem-se o valor de 1,0

para a rugosidade (resposta está no seu valor ideal, vide Quadro 5) e 0,81 para o comprimento de corte (resposta está no seu valor ideal), o que justifica o bom valor encontrado para D.

Uma questão importante de ser ressaltada é que os resultados obtidos para as variáveis resposta (y) são os mesmos, bem como a configuração dos ajustes de cada nível que é a mesma da primeira configuração. De fato, ao se alterar apenas os valores-alvo na configuração não irá alterar em nada o resultado final da resposta, mas modificará o valor de D devido ao fato de se colocar um valor alvo mais próximo do valor considerado como ótimo na primeira configuração. Ou seja, alterando-se os valores alvos para os valores ótimos encontrados na primeira configuração (que são os mesmo para a segunda configuração), deverá ser observado o valor máximo de *desirability* individual ($d = 1,0$) para ambas as variáveis resposta e, conseqüentemente, o valor máximo para a *desirability* global ($D = 1,0$), vide Tabela 11 e Figura 25 a seguir:

Tabela 11: Confirmação da alteração dos valores-alvo de cada variável resposta.

Response	Goal	Lower	Target	Upper	Weight	Importance
C10 Ra	Minimize		1,4075	3	1	1
C11 Lc	Maximize	300	1032,84		1	1

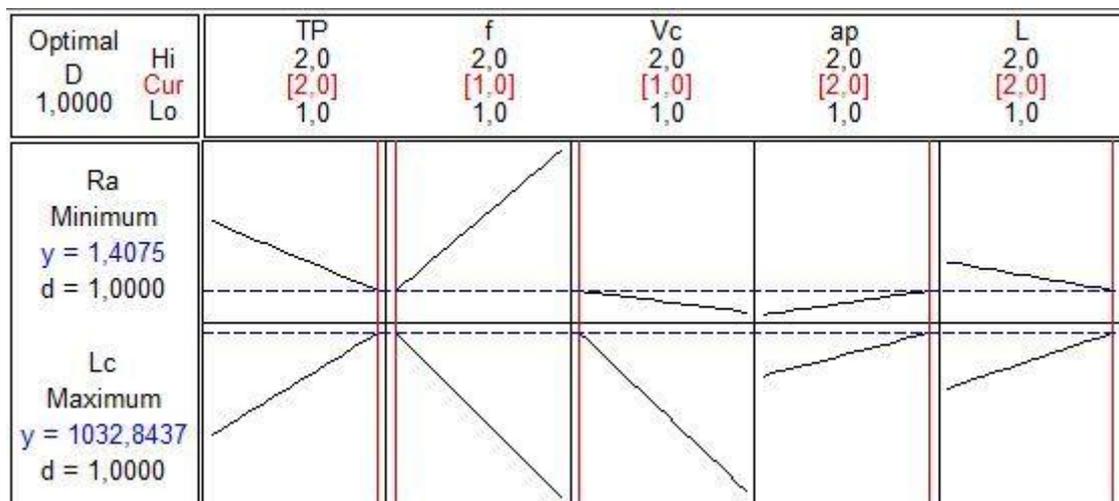


Figura 25: Simulação para confirmação dos valores-alvo de cada variável resposta (tabela 11).

Nesta simulação, confirmou-se que ao se modificar apenas os valores-alvo para as variáveis resposta no sentido de aproximá-los do valor ótimo encontrado pelo *software* na

primeira configuração, tem-se que o valor de D aumentará gradativamente, chegando ao seu valor máximo como no exemplo anterior (Figura 25), o que condiz, obviamente, com o significado do valor da *desirability* global (D).

4.2.4 Terceira Configuração

Continuando com a análise, deve-se montar uma nova configuração modificando apenas os valores dos parâmetros U (no caso da rugosidade) e L (no caso do comprimento de corte) e mantém-se os valores-alvo da primeira configuração, conforme Tabela 12 a seguir:

Tabela 12: Terceira configuração para os parâmetros de otimização.

Response	Goal	Lower	Target	Upper	Weight	Importance
C10 Ra	Minimize		1	2	1	1
C11 Lc	Maximize	600	1500		1	1

Observa-se na Tabela 12, que o valor de U (*Upper*) para a rugosidade foi diminuído de 3 para 2 e o valor de L (*Lower*) para o comprimento de corte foi aumentado de 300 para 600, ou seja, estreitaram-se as faixas para os valores máximo e mínimo aceitáveis em cada variável resposta. Ao simular (vide Figura 26), verifica-se de fato, um decréscimo no valor de D devido ao fato de se definir um valor de U menor do que na primeira configuração para a rugosidade e um valor de L maior para o comprimento de corte. Desta forma, diminuindo-se mais ainda o valor de U para Ra e aumentando-se o valor de L para Lc, deverá surgir um valor de D cada vez menor.

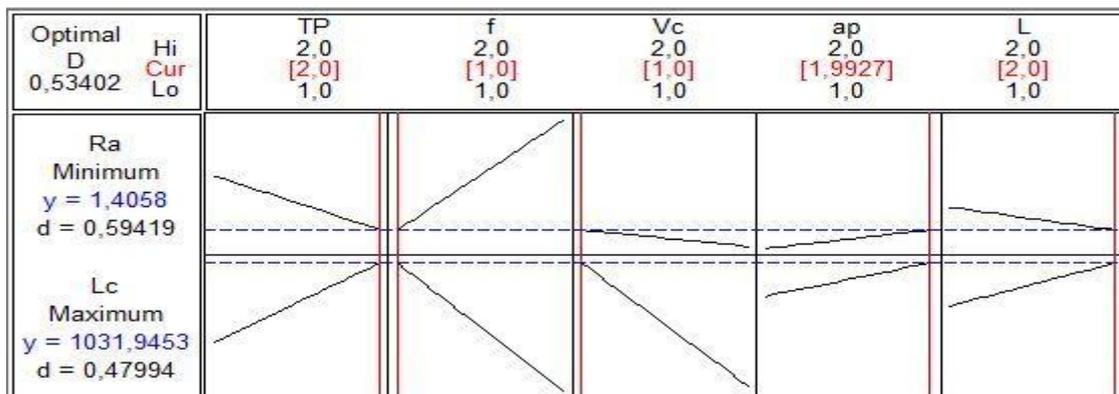


Figura 26: Simulação da otimização das variáveis resposta: terceira configuração (tabela 12).

4.2.5 Quarta Configuração

No mesmo sentido que na terceira configuração, porém fazendo o oposto, ou seja, aumentando o valor de U para a rugosidade e diminuindo o valor de L para o comprimento de corte, mantendo ainda os valores-alvo de cada variável resposta com base na primeira configuração, conforme Tabela 13 a seguir:

Tabela 13: Quarta configuração para os parâmetros de otimização.

Response	Goal	Lower	Target	Upper	Weight	Importance
C10 Ra	Minimize		1	4	1	1
C11 Lc	Maximize	100	1500		1	1

Observa-se na Tabela 13, que o valor de U (*Upper*) para a rugosidade foi aumentado de 3 para 4 e o valor de L (*Lower*) para o comprimento de corte foi diminuído de 300 para 100, ou seja, alargaram-se as faixas para os valores máximo e mínimo aceitáveis em cada variável resposta. Ao simular (vide Figura 27), verifica-se de fato, um aumento no valor de D devido ao fato de se definir um valor de U maior do que na primeira configuração para a rugosidade e um valor de L menor para o comprimento de corte. Desta forma, aumentando-se mais ainda o valor de U para Ra e diminuindo-se o valor de L para Lc, deverá surgir um valor de D cada vez maior.

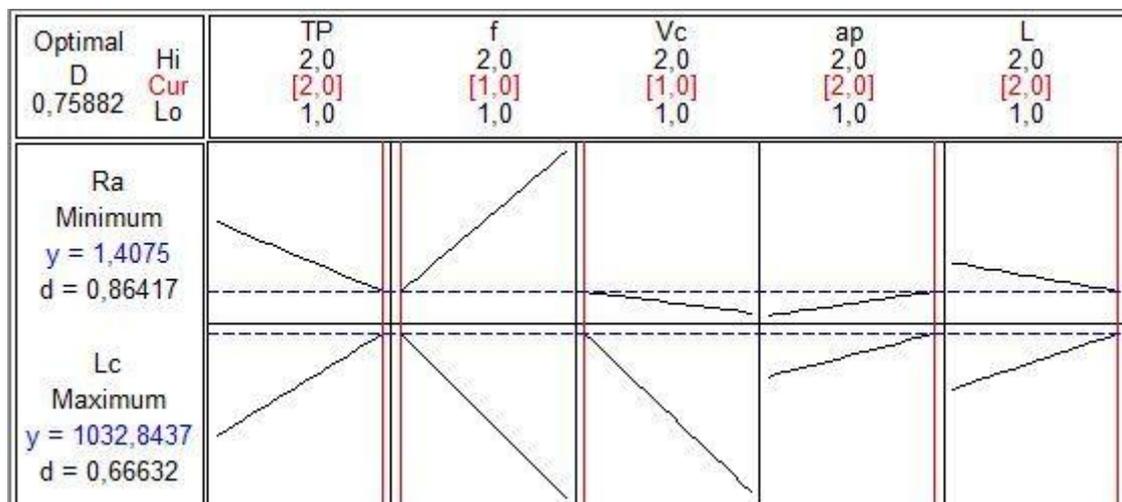


Figura 27: Simulação da otimização das variáveis resposta: quarta configuração (tabela 13).

4.3 Análise geral dos resultados simulados

Ao se observar todas as simulações discutidas acima, chega-se a importantes conclusões que, podem parecer óbvias depois que se adquire um bom conhecimento do método *desirability* bem como do *software* MINITAB RELEASE 14. Tais conclusões só foram surgindo no decorrer das simulações e, cada vez mais, observou-se uma correlação com a teoria do método em questão, ou seja, mostra-se extremamente importante o domínio da teoria para que seja feita uma boa análise dos resultados, bem como uma boa simulação da otimização do experimento.

Para facilitar a visualização destas conclusões, montou-se a Tabela 14 a seguir que contém os principais dados e parâmetros de cada simulação.

Tabela 14: Resumo com os parâmetros de cada simulação.

Config.	Fator	TP	f	Vc	ap	L	Var.	d	D	Lower	Target	Upper	y
Inicial	Nível	2	1	1	2	2	---	-----	-----	-----	-----	-----	-----
1	Nível	2	1	1	2	2	Ra	0,796	0,697	-----	1,0	3,0	1,4075
							Lc	0,611		300,0	1500,0	-----	1032,84
2	Nível	2	1	1	2	2	Ra	1,000	0,902	-----	1,5	3,0	1,4075
							Lc	0,814		300,0	1200,0	-----	1032,84
3	Nível	2	1	1	2	2	Ra	0,594	0,534	-----	1,0	2,0	1,4058
							Lc	0,48		600,0	1500,0	-----	1031,94
4	Nível	2	1	1	2	2	Ra	0,864	0,759	-----	1,0	4,0	1,4075
							Lc	0,666		100,0	1500,0	-----	1032,84

A primeira importante conclusão é com relação aos valores ótimos das respostas (y). Concluiu-se que, o que realmente contribui para o alteração nestes valores são: o arranjo experimental escolhido e os resultados obtidos das variáveis resposta com a realização dos ensaios. Ou seja, não faz diferença alterar os parâmetros U, L e T para conseguir uma alteração no valor de y, visto que o mesmo depende de questões previamente definidas (como a escolha do arranjo L8 de Taguchi, que traz consigo a estrutura de realização dos ensaios) e de resultados não controláveis (pois os valores obtidos com a realização dos experimentos são empíricos e isto nunca poderá ser alterado).

A partir do momento que se tem o arranjo pré-estabelecido do experimento e após a realização do mesmo, tem-se um valor ótimo já estabelecido (y), que não será alterado ao se

modificar os parâmetros U, L e T. Assim, partindo deste pressuposto, deve-se pensar no valor das *desirability* individuais (d) e da *desirability* global (D) que quanto mais próximos do valor unitário melhor é a resposta (mais próxima do valor ideal é a resposta).

A segunda conclusão é oriunda deste conceito, ou seja, sabendo que o conceito envolvido acerca de D é que quanto mais próximo o valor-alvo (T) estiver do valor ótimo (já estabelecido, vide explicação da primeira conclusão), maior será o valor de D. Desta forma, ao se definir o valor-alvo com os mesmos valores ótimos encontrados pela simulação já estabelecida, serão encontrados, obviamente, os valores de $d=1,0$ para cada uma das variáveis respostas e de $D = 1,0$. Neste contexto, a partir do momento que se sabe os valores ótimos das variáveis respostas de um problema, não se faz sentido alterar os valores-alvo apenas por questão de simulação, pois já se sabe como d e D irão se comportar.

Por outro lado, pode-se pensar em manter os valores alvo (T) e alterar os valores dos parâmetros U, L e T, para que se tenha um aumento no valor de D. Entretanto, observando-se as simulações é possível verificar que se trata de uma questão também relacionada com a teoria, visto que ao se estreitar os valores limites de aceitação, ou seja, ao se diminuir o valor de U (no caso em que se deseja uma minimização da variável resposta – menor é melhor) ou ao se aumentar o valor de L (no caso em que se deseja uma maximização da variável resposta – maior é melhor), tem-se que o valor de d e, conseqüentemente, D deverão diminuir. De forma análoga, tem-se a mesma conclusão, porém de maneira oposta, para o fato de se alargar os limites de aceitação, ou seja, ao se aumentar o valor de U (no caso da minimização) ou ao se diminuir L (no caso da maximização), tem-se que o valor de d e, conseqüentemente, D deverão aumentar.

Desta forma, entende-se que o correto mesmo é ter o valor 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 modificações. 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 conforme já explicado.

Por fim, conclui-se que, a partir destas quatro configurações propostas anteriormente, a melhor configuração é: TP, ap e L ajustados no nível alto (2) e f e Vc ajustados no nível baixo (1), obtendo-se como valores ótimos: $Ra = 1,4075$ e $Lc = 1032,84$.

4.4 Nova Configuração

Apesar de se ter encontrado boas respostas e, assim, boas conclusões sobre o experimento em questão, vale ressaltar que o valor da *desirability* global encontrado inicialmente (primeira configuração: $D = 0,697$) ainda está abaixo do valor desejado (próximo do valor unitário), o que faz com que seja sugerido outro modelo de configuração para o experimento.

Este fato pode ser observado a partir das conclusões encontradas com as quatro configurações propostas, chegando à conclusão de que a escolha correta (mais próxima da realidade) dos valores dos parâmetros L, T e U irá implicar em um maior valor de D (mais próximo da realidade).

Por exemplo, escolheram-se inicialmente os seguintes valores para L, T e U:

- Para a rugosidade (Ra): $T = 1,0$ e $U = 3,0$.
- Para o comprimento de corte (Lc): $T = 1500$ e $L = 300$.

Assim, ao se observar os valores encontrados para as variáveis respostas na realização dos ensaios (vide Tabela 2), constata-se que o menor e o maior valor encontrado nos 16 ensaios para cada resposta, bem como a respectiva média, foram:

- Para a rugosidade (Ra): Menor = 1,39; Maior = 4,52; Média = 2,44.
- Para o comprimento de corte (Lc): Menor = 151,6; Maior = 1215,4; Média = 391,33.

Com isso, verifica-se primeiramente que os valores escolhidos para o valor-alvo (T) estão muito fora da realidade, visto que para a rugosidade o menor valor encontrado foi 1,39 e foi escolhido como valor-alvo 1,0 (valor este muito inferior ao menor valor encontrado, o que acaba trazendo um resultado não condizente para o valor de D). Já para o comprimento de corte o maior valor encontrado foi 1215,4 enquanto que foi escolhido como valor-alvo 1500 (valor este muito superior ao maior valor encontrado, o que também implica em um valor não condizente para D).

Analisando-se o valor de U para a rugosidade e o valor de L para o comprimento de corte (escolhidos inicialmente), tem-se que tais valores estão, de certa forma, um pouco distantes do que realmente se pode alcançar com os experimentos, ou seja, para a rugosidade escolheu-se como maior valor aceitável ($U = 3,0$), o que na verdade poderia ser um pouco mais justo e próximo do valor-alvo. A mesma análise pode ser feita para o comprimento de corte com menor valor aceitável ($L = 300$).

Desta forma, podem-se estabelecer melhores valores para todos os parâmetros citados anteriormente, ou seja, valores mais próximos da realidade para T e valores mais justos tanto para U (no caso da rugosidade) quanto para L (no caso do comprimento de corte). Para U foi escolhido um valor um pouco menor que 3,0 e para L um pouco maior que 300, fazendo com que se estreite mais a taxa de variação das respostas. Para a nova configuração proposta segue a tabela da nova configuração para os parâmetros de otimização (Tabela 15), bem como a simulação da otimização das variáveis respostas da mesma (Figura 28):

Tabela 15: Nova configuração para os parâmetros de otimização.

Response	Goal	Lower	Target	Upper	Weight	Importance
C10 Ra	Minimize		1,5	2,5	1	1
C11 Lc	Maximize	350	900		1	1

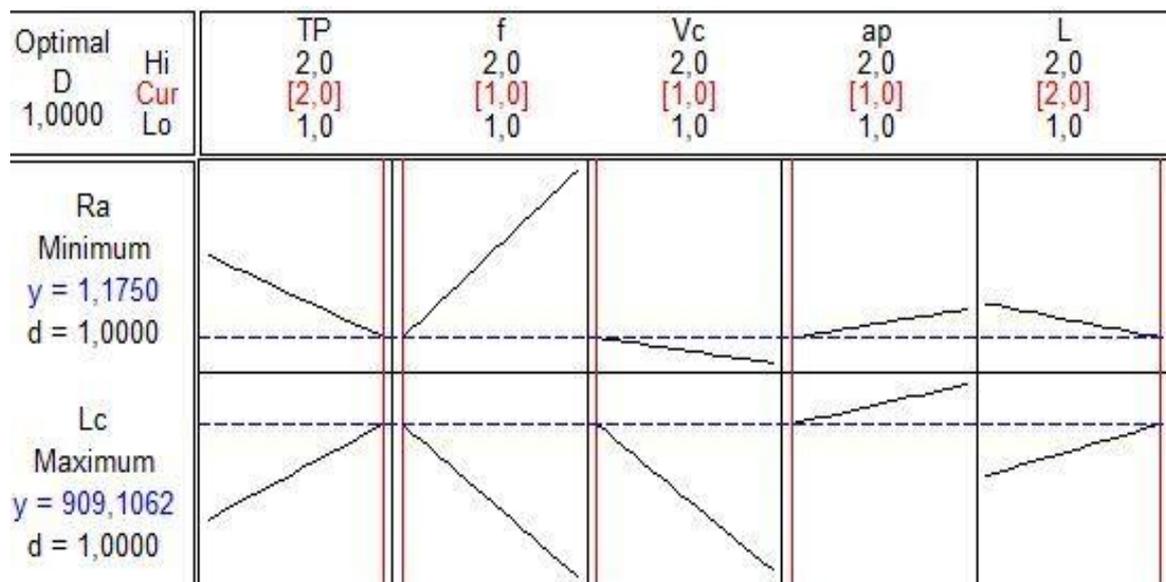


Figura 28: Simulação da otimização das variáveis resposta: nova configuração (tabela 15).

De fato, observa-se um ótimo valor para $D(1,0)$, bem como para os valores de $d(1,0)$, somado ainda ao fato de se ter uma modificação em um dos níveis dos fatores de significância, ou seja, nesta nova configuração o valor ideal para ajuste de ap é 1 e não mais 2 conforme conclusões obtidas a partir das quatro configurações propostas anteriormente.

Por fim, conclui-se que esta nova configuração proposta é a melhor, sendo os ajustes: TP e L ajustados no nível alto (2) e f , ap e Vc ajustados no nível baixo (1), obtendo-se como valores ótimos: $Ra = 1,175$ e $Lc = 909,11$, configuração esta não listada entre as ensaiadas, o que traz a necessidade de se realizar um experimento de confirmação (sugestão para um futuro trabalho).

5 CONCLUSÕES

5.1 Verificação dos objetivos

Analisando-se o panorama atual no mercado de trabalho, tem-se que a concorrência é um dos principais pontos para a sobrevivência de uma determinada empresa e tem-se o conhecimento de que para se ganhar uma fatia deste mercado é necessário atender cada vez mais às necessidades dos clientes, ou seja, para que uma empresa sobreviva hoje em dia, ela deve atender e até superar todas as expectativas de seu consumidor, pois caso não faça, existirá outra empresa concorrente que fará o que for preciso para ganhar este consumidor insatisfeito.

Aliado a esta questão, tem-se um fator muito relevante: a grande velocidade com que as inovações acontecem. Este fator faz com que as empresas tenham que muitas vezes antecipar o lançamento de um determinado produto e para que isso seja possível, ela deve ter em mãos boas ferramentas que busquem em seus processos possibilidades para se otimizá-los.

O fato, porém, é que o cliente estando muito mais exigente, mais características são agregadas ao valor do produto e, para isso, tais ferramentas devem suprir uma otimização de múltiplos fatores de qualidade. Sendo assim, torna-se importante se identificar quais são os fatores influentes nestes processos, quais são as variáveis resposta importantes para serem analisadas, quais são os objetivos com cada uma delas e em quais níveis devem ser ajustados todos esses fatores.

Neste sentido, o presente estudo apresentou, através de fundamentação teórica, a relevância ao se tratar com muita cautela e de forma correta a otimização de processos com múltiplas respostas (ou seja, que possui um caráter multivariado). Para isso, foi utilizado a função *desirability* com o auxílio do *software* MINITAB RELEASE 14, que possibilitou avaliar um conjunto de configurações, sendo que cada uma teve suas variáveis resposta analisadas de forma simultânea.

Vale ressaltar que os objetivos propostos no presente trabalho foram alcançados, ao passo que se abordou a relevância da otimização de processos com múltiplas respostas através da função *desirability* em um estudo de caso.

5.2 Sugestões para trabalhos futuros

Como sugestão para trabalhos futuros, devido a importância do tema discutido, propõe-se explorar mais o assunto otimização de múltiplas respostas tanto pelo método utilizado neste trabalho (*desirability*) quanto através de outras técnicas, tal como: as diversas metas heurísticas, o Algoritmo Genérico, entre outras. 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).

Vale ressaltar que ao se analisar a nova configuração proposta, encontra-se um valor de *desirability* global ($D = 1,0$), porém a configuração sugerida não se encontra entre as que foram ensaiadas, o que levanta a necessidade de se realizar um novo experimento com as condições mais próximas possíveis das encontradas durante os ensaios realizados citados neste trabalho, bem como utilizar a seguinte configuração dos ajustes de cada nível: V_c , f e a_p no nível 1; e TP e L no nível 2.

Por fim, sugere-se a utilização do método Recozimento Simulado (*Simulated Annialing*) como forma de otimização do processo de usinagem, podendo assim, ser feita uma comparação com os resultados obtidos neste trabalho com a função *desirability*.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AMORIM, H. **Processos de Fabricação por Usinagem**. UFRGS. Porto Alegre, 2003.

BARROS NETO, B.; SCARMINIO, I. S.; BRUNS, R. E. **Como fazer experimentos**. 3ª ed. Campinas, SP: Editora Unicamp, 2007.

BOX, G. E. P.; HUNTER, W. G.; HUNTER, J. S. **Statistics for experimenters**. 1ª ed. New York: John Wiley & Sons, 1978.

CALADO, V.; MONTGOMERY, D. C. **Planejamento de experimentos usando o Statistica**. 1ª ed. Rio de Janeiro: E-Papers Serviços Editoriais, 2003.

CHOUDHURY, I. A.; BARADIE, M. A. **Machinability of Nickel-base Super Alloys: A General Review**. Journal of Materials Processing Technology, v. 77, 1998, p. 278 – 287.

COPPINI, N. L. DINIZ, A. E., MARCONDES, F. C. **Tecnologia da Usinagem dos Materiais**. 3. Ed. São Paulo: Artliber Editora, 2001.

COSTA NETO, P. L. O. **Estatística**. 1ª ed. São Paulo: Edgard Blucher, 1977.

EZUGWU, E. O.; BONNEY, J.; YAMANE, Y. **An overview of the machinability of aeroengine alloys**. Journal of Materials Processing Technology, v.134,(2), 2003, p. 233 – 253.

EZUGWU, E. O.; WANG, Z. M.; MACHADO A. R. **The machinability of nickel- based alloys: a review**. Journal of Materials Processing Technology, v. 86, 1999, p. 1 - 16.

FARIA, J. C. de. **Estudo da Usinagem em Torneamento da Superliga a Base de Níquel NIMONIC 80A**. Dissertação de Mestrado. Guaratinguetá: UNESP, 2007.

KITAGAWA, T., KUBO, A., MAEKAWA, K. **Temperature and wear of cutting tools in high-speed machining of Inconel 718 and Ti-6Al-6V-2Sn.** *Wear*, v. 202, 1997, p. 142 - 148.

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

MONTGOMERY, D. C. **Introdução ao controle estatístico da qualidade.** 4ª ed. Rio de Janeiro: LTC, 2004.

MONTGOMERY, D. C. **Design and analysis of experiments.** 3ª ed. New York: John Wiley & Sons, 1991.

MONTGOMERY, D.C. *Design and analysis of experiments.* USA: John Wiley&Sons, 4 ed., 1997. 704p.

MONTGOMERY, D. C. **Design and analysis of experiments.** 5ª ed. New York: John Wiley & Sons, 2001.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros.** 2ª ed. Rio de Janeiro: LTC, 2003.

PADKE, M. S. **Quality engineering using robust design.** Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1989.

PAIVA, A. P. **Estudo da Minimização de Erro nas Medições de Concentração de Emulsões por Titração Karl-Fischer utilizando-se Projeto de Experimentos.** Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Itajubá, 2004, 215p.

PAIVA, A. P. **Metodologia de superfície de resposta e análise de componentes principais em otimização de processos de manufatura com múltiplas respostas correlacionadas.** Tese (Doutorado em Projeto e Fabricação) – Instituto de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Itajubá, p. 229, 2006.

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, p. 366-382, 2006.

PONTES, F.J. FERREIRA, J. F. PAIVA, A. P. **Aplicação de um arranjo ortogonal de Taguchi ao projeto dos parâmetros de uma Rede Neural Artificial RBF para predição da vida de ferramentas em processo de torneamento.** XXVI ENEGEP – Fortaleza, 2006.

RODRIGUES, M. V. C., AMORIM, T. A. A. **Uma investigação da Qualidade nas Organizações Brasileiras.** Revista Brasileira de Administração Contemporânea. Anpad. Vol I. Nº 9, 1995, p. 261-285.

ROSA, J. L. ROBIN, A. SILVA, M. B. Baldan, C. A. Peres, M. P. **Electrodeposition of copper on titanium wires: Taguchi experimental design approach.** Journal of Materials Processing Technology 209, 2009.

ROSS, P. J. **Taguchi Techniques for quality Engineering.** USA: McGraw-Hill, 1996.

SANTOS, S. N. dos. **Uso do Planejamento de Experimentos na Melhoria do Produto e Processo no Setor de Próteses de Quadril em uma Empresa de Produtos Cirúrgicos.** Dissertação Mestrado em Engenharia Mecânica Universidade de Taubaté, Taubaté, 2007.

SILVA, L. R. et al. **Estudo da geometria de corte para torneamento de Inconel.** Máquinas e Metais, v. 37 (427), 2001, p. 32 – 55.

TAGUCHI, G.; KONISHI, S. **Taguchi Methods: Orthogonal Arrays and Linear Graphs.** USA: American Supplier Institute, 1987.

TAGUCHI, G. CHOWDHURY, S. TAGUCHI, S. **Robust Engineering: Learn How to Boost Quality While Reducing Costs & Time to Market.** McGraw-Hill, 1. ed, 1999, p.241.

VIGNEAU, J. **Obtendo alta produtividade na usinagem de ligas de titânio e superligas.** Máquinas e Metais, v. 32 (380), 1997, p. 16 – 32.