

RICARDO BATISTA PENTEADO

**UTILIZAÇÃO DE METAHEURÍSTICAS COMBINADA A
DIFERENTES MÉTODOS DE AGLUTINAÇÃO PARA A
OTIMIZAÇÃO DE UM PROCESSO DE TORNEAMENTO
COM MÚLTIPLAS RESPOSTAS**

Guaratinguetá

2015

RICARDO BATISTA PENTEADO

UTILIZAÇÃO DE METAHEURÍSTICAS COMBINADA A
DIFERENTES MÉTODOS DE AGLUTINAÇÃO PARA A
OTIMIZAÇÃO DE UM PROCESSO DE TORNEAMENTO
COM MÚLTIPLAS RESPOSTAS

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia
do Campus de Guaratinguetá, Universidade
Estadual Paulista, para a obtenção do título
de Doutor em Engenharia Mecânica na área
de Gestão e Otimização.

Orientador: Prof. Dr. Messias Borges Silva

Co-Orientador: Prof. Dr. Marcos Valério Ribeiro

Guaratinguetá

2015

P419u	Penteado, Ricardo Batista Utilização de metaheurísticas combinada a diferentes métodos de aglutinação para a otimização de um processo de torneamento com múltiplas respostas / Ricardo Batista Penteado – Guaratinguetá, 2015 152 f : il. Bibliografia: f. 120-136 Tese (doutorado) – Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá, 2015. Orientador: Prof. Dr. Messias Borges Silva Coorientador: Prof. Dr. Marcos Valério Ribeiro 1. Usinagem 2. Planejamento experimental 3. Algoritmos genéticos I. Título CDU 621.9(043)
-------	---

RICARDO BATISTA PENTEADO

**ESTA TESE FOI JULGADA ADEQUADA PARA A OBTENÇÃO DO TÍTULO DE
“DOUTOR EM ENGENHARIA MECÂNICA”**

**PROGRAMA: ENGENHARIA MECÂNICA
ÁREA: GESTÃO E OTIMIZAÇÃO**

APROVADA EM SUA FORMA FINAL PELO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO


Prof. Dr. Edson Cocchieri Botelho
Coordenador

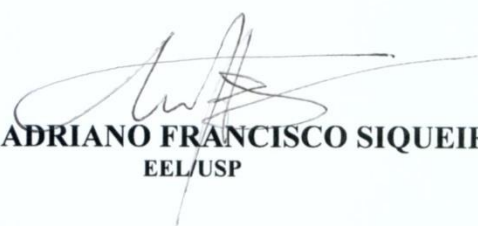
BANCA EXAMINADORA:


Prof. Dr. MESSIAS BORGES SILVA
Orientador/UNESP


Prof. Dr. ANEIRSON FRANCISCO DA SILVA
UNESP-FEG


Prof. Dr. JOSÉ ROBERTO DALE LUCHE
UNESP-FEG


Prof. Dr. ANTONIO AUGUSTO CHAVES
UNIFESP/SJC


Prof. Dr. ADRIANO FRANCISCO SIQUEIRA
EEL/USP

Junho de 2015

DADOS CURRICULARES

RICARDO BATISTA PENTEADO

NASCIMENTO	14.07.1982 – Bebedouro – SP – Brasil
FILIAÇÃO	Manoel Penteado Elenice Aparecida Batista Penteado
2004/2008	Engenharia de Materiais Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá da Universidade Estadual Paulista.
2009/2011	Curso de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, nível de Mestrado, na Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá da Universidade Estadual Paulista.
2011/2015	Curso de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, nível de Doutorado, na Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá da Universidade Estadual Paulista.

DEDICATÓRIA

À minha mãe Elenice e meu pai Manoel, que com os seus esforços e dedicação foram os maiores incentivadores e inspiração para que eu atingisse meu objetivo, e de modo especial à minha esposa Rubia por toda ajuda, incentivo e companheirismo ao longo desses anos.

"Nossas virtudes e nossos defeitos são inseparáveis como a força e a matéria, quando se separa o homem deixa de existir."

Nikola Tesla

AGRADECIMENTO

Ao Professor Doutor Messias Borges Silva, pela orientação e desenvolvimento deste trabalho.

Ao Professor Doutor Marcos Valério Ribeiro, que tanto me incentivou e auxiliou dando suporte para que o trabalho fosse bem sucedido.

Ao Prof. Dr Aneirson Francisco da Silva pelo auxílio com suas sempre pertinentes ideias.

Ao meu amigo Fabricio Maciel Gomes pelo apoio no desenvolvimento do trabalho.

Ao meu sogro Alfredo Toledo de Oliveira, minha sogra Cleusa B. R. T. de Oliveira e minha cunhada Naralice R. T. de Oliveira, pela grande ajuda e incentivo à realização desse trabalho.

A minhas irmãs Christiane Batista Penteado e Patrícia Batista Penteado pelo companheirismo durante toda minha vida.

A Seco Tools pelo apoio a pesquisa e fornecimento das ferramentas de estudo.

A Villares Metals S.A pelo fornecimento do material utilizado para os testes.

A Fundação de Amparo a Pesquisa do Estado de São Paulo – FAPESP.

A CAPES - Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior e CNPQ pelo suporte financeiro.

À todas as pessoas que direta ou indiretamente contribuíram para a realização deste trabalho.

PENTEADO, R.B. Utilização de Metaheurísticas Combinada a diferentes Métodos de Aglutinação para a Otimização de um Processo de Torneamento com Múltiplas Respostas. 2015. 152f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2015.

RESUMO

As ligas a base de níquel possuem uma composição química com elevado teor de elementos de liga, os quais são responsáveis por suas propriedades mecânicas e térmicas; porém, estas características dificultam demasiadamente o processo de usinagem. Sua vasta utilização nestas áreas deve-se principalmente ao seu desempenho em altas temperaturas, que é dado por algumas de suas características intrínsecas, como: alta resistência mecânica em temperatura elevada, à fluência, à fadiga e boa resistência à corrosão. O objetivo deste trabalho foi avaliar o processo de usinagem por torneamento cilíndrico externo da liga a base de níquel Nimonic 80A, bem como propor novas formas de pensar processos de otimização com múltiplas respostas utilizando diferentes métodos de busca e diferentes métodos de aglutinação a partir de modelagem de processo. Para tal, foram analisadas as variáveis respostas rugosidade superficial (Ra) e comprimento de corte (Lc). Os ensaios de usinagem foram realizados em um torno CNC, sendo considerados os seguintes parâmetros de usinagem: velocidade de corte (75 e 90 m/min), profundidade de usinagem (0,8 e 1,6 mm) e avanços (0,12 e 0,18 mm/v), pastilhas CP250 e TP2500, corpo de prova feito com material Nimonic 80A laminado a quente e Solubilizado, por fim, o fluido refrigerante variando em Mínima quantidade de Fluido (MQF) e abundante. Todo o processo foi conduzido em ciclos, em que cada ciclo terminava quando atingisse o comprimento de avanço máximo (Lf). Depois de realizada a modelagem, foram utilizados 3 diferentes meta-heurísticas e 4 diferentes métodos de aglutinação além do algoritmo GRG. Para se avaliar o desempenho das meta-heurísticas e métodos de aglutinação foi utilizado o método de Taguchi L16, chegando a conclusão de que todos mostraram significância dentro da avaliação proposta, sendo que os métodos aqui testados mostraram eficiência para tal pesquisa.

PALAVRAS-CHAVE: Meta-Heurística, Planejamento de Experimentos, Otimização com Múltiplas Respostas, Compromise Programming, *Desirability*, Processo de Usinagem, Sinal Ruído, Recozimento Simulado, Algoritmo Genético e GRG.

PENTEADO, R.B. The use of metaheuristics Combined with different agglutination Methods to Optimize a Turning Process with Multiple Responses. 2015. 152f. Thesis (Doctorate in Mechanical Engineering) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2015.

ABSTRACT

The nickel-based alloys have a chemical composition with high content of alloying elements, which are responsible for their mechanical and thermal properties, but these features interfere in the machining. Its widespread use in these areas is mainly due to its performance at high temperatures, which is given by some of its characteristics, such as high mechanical strength at elevated temperature, creep, fatigue and corrosion resistance. The objective of this work was to study and evaluate the machining process by external cylindrical turning of the nickel alloy based Nimonic 80A and propose new ways of thinking in multiple response optimization process using different search methods and different methods of agglutination from modeling process. To this, the variables analyzed were: surface roughness (Ra) and cut length (Lc). The machining tests were performed on a CNC lathe, being considered the following machining parameters: cutting speed (75 and 90 m / min), depth of cut (0.8 and 1.6 mm) and feed rate (0.12 and 0.18 mm/revolution), TP2500 and CP250 tools, test body made of Nimonic 80A material hot rolled and annealed and Fluid Lubricant varying amount in Minimal Quantity of Fluid (MQF) and abundant. The whole process was conducted in cycles where each cycle ended when it reached the maximum feed length (Lf). The entire process was conducted in cycles, wherein each cycle ended when it reached the maximum feed length (Lf). After performed the process modeling, were used GRG algorithm, three different meta-heuristics and 4 different agglutination methods and evaluated. To evaluate the performance of meta-heuristics and agglutination methods we used the method of Taguchi L16, reaching the conclusion that all showed significance in the proposed evaluation, and the methods tested here showed efficiency for such research.

KEY WORDS: Meta-Heuristics, Nimonic 80A, Design of Experiments, Multi Response Optimization, Compromise Programming, Desirability, Turning Process, Signal to Noise, Simulated Annealing, Genetic Algorithm and GRG.

LISTAS DE FIGURAS

FIGURA 1: Publicações de trabalhos utilizando algoritmo genético em otimização multiobjectivo.....	24
FIGURA 2: Publicações de trabalhos utilizando recozimento simulado em otimização multiobjectivo.....	24
FIGURA 3: Publicações com relação a utilização de DOE com Meta-Heurísticas.....	29
FIGURA 4: Gráfico de pizza para áreas das publicações de Meta-heurísticas x DOE.....	29
FIGURA 5: Representação dos 2 principais desgastes de uma ferramenta: Flanco e Cratera	34
FIGURA 6: Representação das principais fases do DoE	36
FIGURA 7: Modelo basico de um processo.....	38
FIGURA 8: Representação esquemática das etapas envolvidas no processo de otimização de Taguchi	39
FIGURA 9: Estrutura de funcionamento de um algoritmo genético.....	47
FIGURA 10: Exemplo de operador de crossover.....	48
FIGURA 11: Representação do corpo de prova para uso nas operações de torneamento	59
FIGURA 12: Fluxograma das fases de execução do proposto estudo	61
FIGURA 13: Diagrama de Causa e efeito para um processo de torneamento	63
FIGURA 14: Representação do avanço (f) ao longo do corpo de prova.....	64
FIGURA 15: Representação da profundidade (ap) ao longo do corpo de prova	65
FIGURA 16: Representação dos dois tipos de pastilhas de usinagem utilizadas, (a) CP250 e (b) TP2500.....	66
FIGURA 17: Representação da microestrutura característica do Nimonic 80A em que (a) é o Laminado a quente com ampliação de 200x, (b) Solubilizado e envelhecido com ampliação 200x e (c) foto do solubilizado com ampliação 1000x.....	67
FIGURA 18: Gráfico Linear para Arranjo de Taguchi L16	69
FIGURA 19: Torno CNC Romi CENTUR 30S utilizado para a realização dos ensaios.....	70
FIGURA 20: Representação do ensaio de torneamento cilíndrico externo.....	71
FIGURA 21: Representação esquemática das medições de rugosidade	72
FIGURA 22: Representação do experimento para o caminho de máxima curvatura	74
FIGURA 23: Representação do experimento rotacionado	74
FIGURA 24: Representação da definição da função Objetivo utilizando solver.....	76
FIGURA 25: Representação da plataforma Scinote do software Scilab	77

FIGURA 26: Representação dos dados de entrada para o Recozimento Simulado	77
FIGURA 27: Efeito dos fatores sobre a média Lc	79
FIGURA 28: Efeito dos fatores sobre a razão S/N em relação a Lc	81
FIGURA 29: Superfície de Resposta para efeito do tipo de pastilha e avanço para Lc	83
FIGURA 30: Gráfico de contorno para predição da Superfície de Resposta para o efeito do tipo de pastilha e avanço para Lc	84
FIGURA 31: Análise Residual para Comprimento de Corte	87
FIGURA 32: Efeito dos fatores sobre a média Ra	88
FIGURA 33: Representação da rugosidade de uma peça.....	88
FIGURA 34: Gráfico dos efeitos de S/N para Rugosidade	91
FIGURA 35: Superfície de Resposta para o efeito da Lubrificação e avanço em relação a Ra	93
FIGURA 36: Contorno da Superfície de Resposta para o efeito da Lubrificação e avanço em relação a Ra	94
FIGURA 37: Análise Residual para Rugosidade	96
FIGURA 38: Gráfico para a análise conjunta segundo proposto pelo método <i>desirability</i>	99
FIGURA 39: Resultado Recozimento Simulado para função <i>Desirability</i>	101
FIGURA 40: Resultado Recozimento Simulado para função DPM	102
FIGURA 41: Resultado Recozimento Simulado para função CP	104
FIGURA 42: Resultado Recozimento Simulado para função SN	105

LISTAS DE TABELAS

TABELA 1: Representação da taxa de ocorrência das palavras-chave	22
TABELA 2: Resumo Classificação da pesquisa	28
TABELA 3: Ilustração de um arranjo ortogonal de Taguchi L12	40
TABELA 4: Resultados da ANOVA para avaliação da qualidade dos efeitos dos fatores.....	41
TABELA 5: Consequências da suposição incorreta de “normalidade”	60
TABELA 6: Composição química da liga à base de níquel utilizada no presente trabalho	62
TABELA 7: Parâmetros de usinagem com seus respectivos níveis	63
TABELA 8: Arranjos Ortogonais Padrão de Taguchi.....	68
TABELA 9: Arranjo ortogonal L16 para 2 níveis.....	69
TABELA 10: Restrições das variáveis para AG	76
TABELA 11: Variáveis de decisão para o início de AG.....	76
TABELA 12: Resultados obtidos com os experimentos de torneamento cilíndrico	78
TABELA 13: Análise de Variância para o Lc em relação à média.....	80
TABELA 14: Análise de Variância para Lc em relação a S/N	82
TABELA 15: Planejamento Fatorial 2^2 com replica no ponto central para Lc.....	83
TABELA 16: Análise da Significância dos coeficientes do modelo empírico	85
TABELA 17: Análise da Significância dos coeficientes do modelo empírico para Lc excluindo os não significantes.....	86
TABELA 18: Análise para o modelo de regressão de Lc	87
TABELA 19: Análise de Variância para o Ra em relação à média	89
TABELA 20: Análise de Variância para o Ra em relação ao S/N	92
TABELA 21: Tabela do Planejamento Fatorial 2^2 com replica no ponto central	93
TABELA 22: Análise de Variância para os coeficientes do modelo de regressão múltipla.....	95
TABELA 23: Análise de variância para modelo reduzido Ra	95
TABELA 24: Análise para o modelo de regressão de Ra	96
TABELA 25: Dados utilizados para a análise conjunto segundo proposto pelo método <i>desirability</i>	97
TABELA 26: Resultados dos <i>desirability</i> individuais, bem como valores preditos das variáveis respostas	98
TABELA 27: Comparação dos valores Reais com o Predito.....	100

TABELA 28: Resultados obtidos para Recozimento Simulado.....	105
TABELA 29: Resultados obtidos pela otimização com 4 diferentes métodos de aglutinação para AG	107
TABELA 30: Resultados obtidos pela otimização com 4 diferentes métodos de aglutinação para OptQuest.....	108
TABELA 31: Resultados obtidos pela otimização com 4 diferentes métodos de aglutinação para GRG.....	110
TABELA 32: Resultados para alvo de $L_c = 1400m$	112
TABELA 33: L9 de Taguchi para métodos de aglutinação como fatores e meta-heurística como níveis.....	113
TABELA 34: Análise de variância para os diferentes métodos de aglutinação.....	115
TABELA 35: Meta-Heurísticas com seus respectivos métodos de aglutinação e os melhores ajustes dos fatores.....	115
TABELA 36: Meta-Heurísticas do OptQuest com o método de aglutinação CP com diferentes pesos	116

LISTAS DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1: Comparação dos métodos de Aglutinação para o recozimento simulado	106
GRÁFICO 2: Erro percentual médio em relação ao valor alvo	107
GRÁFICO 3: Erro percentual médio em relação ao valor alvo para OptQuest.....	109
GRÁFICO 4: Erro percentual médio em relação ao valor alvo para GRG.....	110
GRÁFICO 5: Representação Gráfica dos resultados obtidos para as técnicas utilizadas no processo de otimização	111
GRÁFICO 6: Gráfico dos efeitos dos métodos de aglutinação em relação às meta-heurísticas	114

LISTA DE ABREVIACÕES E SÍMBOLOS

Al	Alumínio
a_p	Profundidade de usinagem (mm)
B	Boro
C	Carbono
CNC	Controle Numérico Computadorizado
Co	Cobalto
Cr	Cromo
Cu	Cobre
DOE	<i>Design of Experiment</i>
F	Avanço (mm/volta)
Fe	Ferro
Lc	Comprimento de corte (m)
Mn	Manganês
Mo	Molibdênio
MQF	Mínima Quantidade de Fluido
MSR	Método da Superfície de Resposta
Nb	Nióbio
Ni	Níquel
P	Fósforo
Ra	Rugosidade média (μm)
S/N	Sinal/Ruído
Si	Silício
Ti	Titânio
VB	Desgaste de flanco (mm)
V_c	Velocidade de corte (m/min)
SN	Razão Sinal Ruído
CP	<i>Compromise Programming</i>
AS	<i>Simulated Annealing</i>
GA	<i>Genetic Algorithm</i>
DPM	Distância Percentual Média
T_i	Valor Alvo

L_s	Limite superior
L_i	Limite Inferior
GRG	Gradiente Reduzido Generalizado

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	19
1.1. CONSIDERAÇÕES INICIAIS	19
1.2. PROBLEMAS DA PESQUISA	20
1.3. JUSTIFICATIVA	21
1.4. OBJETIVO	25
1.4.1. Tema	25
1.4.2. Objetivo Geral	25
1.4.3. Objetivos Específicos	25
1.5. MÉTODO DE PESQUISA	26
1.6. DELIMITAÇÃO DO TRABALHO	28
1.7. CONTRIBUIÇÕES	28
1.8. ESTRUTURA DO TRABALHO	30
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	31
2.1. PROCESSO DE USINAGEM	31
2.2. PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS (DOE – DESIGN OF EXPERIMENT)	34
2.3. MÉTODO DE TAGUCHI	37
2.4. REGRESSÃO MÚLTIPLA	42
2.5. OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO	44
2.6. META-HEURÍSTICAS	45
2.6.1. Algoritmo Genético	46
2.6.2. Recozimento Simulado	49
2.6.3. Gradiente Reduzido Generalizado	51
2.7. MÉTODOS DE NORMALIZAÇÃO	52
2.8. MÉTODOS DE AGLUTINAÇÃO	53
2.8.1. Desirability	53
2.8.2. Distancia Percentual Média	55
2.8.3. Razão Sinal/Ruído	55
2.8.4. Função Programação por Compromisso (<i>Compromise Programming</i>)	56
3. METODOS	59
3.1. FLUXOGRAMA DO TRABALHO PROPOSTO	60
3.2. DEFINIÇÃO DO MATERIAL NIMONIC 80A	62

3.3. PARAMETROS DE USINAGEM (VARIÁVEIS DE ENTRADA)	62
3.3.1. Velocidade de Corte.....	64
3.3.2. Avanço	64
3.3.3. Profundidade ou Largura de Corte (ap)	64
3.3.4. Ferramenta de Corte ou Pastilha	65
3.3.5. Lubrificação	66
3.3.6. Dureza do Material.....	66
3.4. VARIÁVEIS RESPOSTA (VARIÁVEIS DE SAÍDA).....	67
3.5. ELABORAÇÃO DO MODELO DE TAGUCHI.....	68
3.6. ENSAIO DE TORNEAMENTO	70
3.7. PLANEJAMENTO DA MSR	73
3.8. MÉTODO DE ANÁLISE DOS RESULTADOS SIMULTÂNEOS	75
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES	78
4.1. VARIÁVEL RESPOSTA COMPRIMENTO DE CORTE.....	78
4.1.1. Comportamento de Lc em Relação à Média	78
4.1.2. Comportamento de Lc em Relação à Razão S/N	81
4.2. SUPERFÍCIE DE RESPOSTA PARA LC.....	82
4.3. VARIÁVEL RESPOSTA RUGOSIDADE.....	87
4.3.1. Comportamento da Rugosidade em Relação à Média	87
4.3.2. Comportamento da Rugosidade em Relação à Razão S/N	90
4.4. SUPERFÍCIE DE RESPOSTA PARA RA	92
4.5. OTIMIZAÇÃO CONJUNTA.....	97
4.5.1. <i>Desirability</i> pelo Minitab	97
4.5.2. Utilização do Recozimento Simulado.....	100
4.5.3. Utilização do Algoritmo Genético	106
4.5.4. Utilização da Meta-heurística Híbrida pelo OptQuest	108
4.5.5. Utilização Gradiente Reduzido Generalizado.....	109
4.6. ANÁLISE CONJUNTA DAS META-HEURÍSTICAS COM MÉTODOS DE AGLUTINAÇÃO	111
5. CONCLUSÃO.....	117
5.1. VERIFICAÇÃO DOS OBJETIVOS	117
5.2. SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	118
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICA.....	120

APÊNDICES	137
------------------------	------------

1 INTRODUÇÃO

1.1. Considerações Iniciais

Na última década, empresas de diversos setores da economia lutam para se consolidarem em um mercado cada vez mais acirrado devido à alta competitividade. Estas Empresas estão adotando diversas mudanças em suas estratégias para que possam acompanhar todas as transformações desse mercado.

Com a globalização da economia e a rápida e contínua busca por novas tecnologias, as organizações mobilizam se em busca de um alto nível de competitividade, perante um mercado em expansão, garantindo assim sua sobrevivência (BERNARDOS; VOSNIAKOS, 2002; BESSERIS, 2009).

Em virtude dessas mudanças, para Senthilkumar, Tamizharasane e Anandkrishnan (2014) as indústrias manufatureiras cada vez mais vêm se preocupando com a qualidade de seus produtos, bem como o cuidado para manter os custos baixos de seus produtos.

Para Venkata Rao e Kalyankar (2013), com o crescimento da tecnologia industrial e o desenvolvimento de materiais mais resistentes e difíceis de usinarem, como os que são amplamente encontrados na indústria aeroespacial, nuclear, automotivas, as indústrias que manufaturam materiais metálicos passam pelas mesmas exigências, uma vez que segundo Lee e Kwon (2010), para aumentar a eficiência de um processo de usinagem, existem a necessidade de verificar e conhecer quais variáveis são determinantes no processo.

Já para Lauro et al. (2014), processos de usinagem são amplamente utilizados para a fabricação de componentes que requerem grande precisão e acabamento de alta qualidade da superfície usinada. Além disso, a usinagem é um processo que pode proporcionar baixos custos. No entanto, para obter estas vantagens, é necessário assegurar a melhor configuração (máquina, ferramenta, resfriamento, etc.).

Com essa finalidade, inúmeros métodos de procura para se obter uma melhor configuração de processos vem sendo utilizados, em particular um método tem sido cada vez mais divulgado nos meios industriais, método esse conhecido como Planejamento de Experimentos ou DOE (*Design of Experiments*).

Shailesh, Sundarrajan e Komaraiah (2014) investigaram a influência dos parâmetros do processo nas propriedades mecânicas durante a fundição centrífuga de liga de alumínio (4600), já Javorsky, Franchetti e Zhang (2014), investigaram os parâmetros ótimos para as ligações do (PVC) em aço inoxidável para aplicações automotivas, utilizando o planejamento de experimentos fatorial completo, enquanto que Forghani et al. (2013) utilizaram o (DOE)

para identificar o efeito dos parâmetros do processo de pulverização de ar de plasma (APS) sobre as diversas propriedades principais em revestimentos de dióxido de titânio (TiO_2).

Para Lobato et al. (2014), os problemas do mundo real envolvem a otimização simultânea de duas ou mais características (muitas vezes conflitantes), chamado de problema de otimização multiobjetivo ou otimização com múltiplas respostas. Métodos clássicos de otimização por busca usam uma abordagem ponto-a-ponto, em que a solução é sucessivamente modificada, mostrando como resultado uma solução viável e única.

Há alguns anos, diferentes algoritmos como as meta-heurísticas foram introduzidas e propostas para a resolução desse tipo de problema. Entre elas estão: algoritmo genético (Holland, 1975), recozimento simulado (METROPOLIS et al., 1953), busca tabu (Glover, 1986), colônia de formigas (Dorigo, 1992), entre outras. Todos esses algoritmos têm se mostrado bons mecanismos para solucionar problemas de otimização (MOGHADDAMA, YALAOUIA e AMODEO, 2015).

D'Addona e Teti (2013) utilizaram algoritmo genético para otimização dos parâmetros de corte em um processo de torneamento visando reduzir o tempo de produção. Já Durairaja e Gowri (2013), utilizaram uma otimização paramétrica para melhoria da vida da ferramenta e acabamento de superfície em um processo de Micro torneamento CNC de uma liga Inconel 600 utilizando Algoritmo Genético.

Com essa finalidade, o presente estudo propõe uma abordagem experimental, empregando-se uma técnica do planejamento de experimento juntamente com meta heurísticas para a otimização de processo de torneamento da superliga Nimonic 80A com múltiplas respostas.

1.2. Problemas da Pesquisa

A globalização dos mercados e indústrias constitui uma das mais importantes mudanças no ambiente de negócios das empresas. Em níveis gerais, muitas empresas têm respondido aos crescentes níveis de concorrência, aumentando o alcance internacional da sua atividade de vendas e aumentando a qualidade de seus processos produtivos (BOWEN et al, 2014) e (SENTHILKUMAR et al., 2014).

Para Durana et al. (2014), a globalização do comércio tem feito com que a demanda por produtos de alta qualidade e baixos custos sejam uma das maiores procuras em todo o mundo. Esses fatores fazem com que aumentem a pressão sobre as empresas em todo o mundo para a melhoria de seus produtos e serviços.

Agus e Hassan (2011) relatam que em virtude dessas mudanças no cenário, para enfrentar os desafios desse novo ambiente global, as empresas começaram a considerar a qualidade como parte integrante de seus planos estratégicos de negócios.

Com a indústria manufatureira não é diferente, o crescimento industrial e tecnológico, fez com que houvesse uma busca por desenvolvimento de materiais com propriedades mecânicas melhores, tornando-se cada vez mais difíceis de serem processados. Devido a essas altas exigências, estes materiais recentemente desenvolvidos, possuem uma elevada relação resistência-peso, dureza e resistência ao calor, tornando seu processamento tal como: usinagem e moldagem muito mais complexas e caras (VENKATA RAO e KALYANKAR, 2013; YOONA et al., 2014).

Com base nessas demandas, nenhum trabalho realizado faz menção à avaliação conjunta de múltiplas características para a Super Liga NIMONIC 80A.

1.3. Justificativa

O controle preciso e da definição de uma série de variáveis de entrada envolvidos nestes processos, tem uma grande importância em processo de remoção de material, principalmente por proporcionar um melhor acabamento superficial, aumento da vida da ferramenta e baixo custo (VENKATA RAO e KALYANKAR, 2013).

Sabe-se que custos e qualidade, na maioria dos casos, são parâmetros inversamente proporcionais, parâmetros estes onde a melhoria de um, significa a redução do outro. O processo de usinagem não é diferente, para Raissi e Farsani (2009) muitas vezes os desempenhos de um produto fabricado são caracterizados por um grupo de respostas, ou seja, vários atributos são considerados fatores preponderantes para o aumento da produtividade e a satisfação das necessidades dos clientes.

Uma vez que o objetivo seja satisfazer os requisitos impostos pelo mercado por um processo de produção mais robusto, ou seja, com o mínimo desperdício, modelos preditivos de desempenho passaram a ser desenvolvidos e integrados com o planejamento do processo. Tais modelos de predição juntamente com simulação podem ser integrados no sistema de planejamento na busca por melhorias de produtividade e qualidade de seus produtos, tais como: vida da ferramenta, acabamento superficial, formação de cavacos, etc (ARRAZOLA et al., 2013).

Para Fogliatto (2008), o desempenho desses itens é avaliado a partir de múltiplos critérios, ou seja, múltiplas características capazes de determinar a qualidade do produto, que leva a necessidade da otimização conjunta desses critérios para obter o melhor produto.

Em um problema de otimização com múltiplas respostas, o objetivo principal é encontrar uma melhor combinação entre as variáveis de entrada do processo, que acarrete como resultado um valor ideal de todas as variáveis respostas. Em geral, é muito difícil obter essa combinação, porque valores ótimos de uma variável resposta podem não ser os valores ótimos para as demais variáveis respostas (Pal e Gauri, 2010).

Em processos de usinagem, esses conceitos não se alteram, uma vez que, as dificuldades de usinagem de certas ligas podem levar a uma maior complexidade nos estudos de seus processos, levando a dificuldades extremas no ponto de vista da otimização. No caso das superligas, ligas metálicas extremamente difíceis de serem usinadas, levam a um desgaste intenso da ferramenta de corte por terem como características principais sua elevada resistência ao calor e corrosão, além de elevada dureza.

Na literatura, existem poucos trabalhos relacionados com processos de usinagem da superliga NIMONIC 80A, liga muito utilizada na indústria automotiva, sendo empregada principalmente em válvulas de exaustão, por possuir característica intrínseca quanto à trabalhabilidade em elevadas temperaturas.

Para confirmar o exposto, foi realizada uma análise em duas das principais bases de dados conhecidas na comunidade científica: Scopus e *Web of Science*, a qual foi realizado o cruzamento das palavras-chave, mostrando assim a relevância do trabalho proposto. O mesmo será representado pela Tabela 1:

Tabela 1: Representação da taxa de ocorrência das palavras-chave

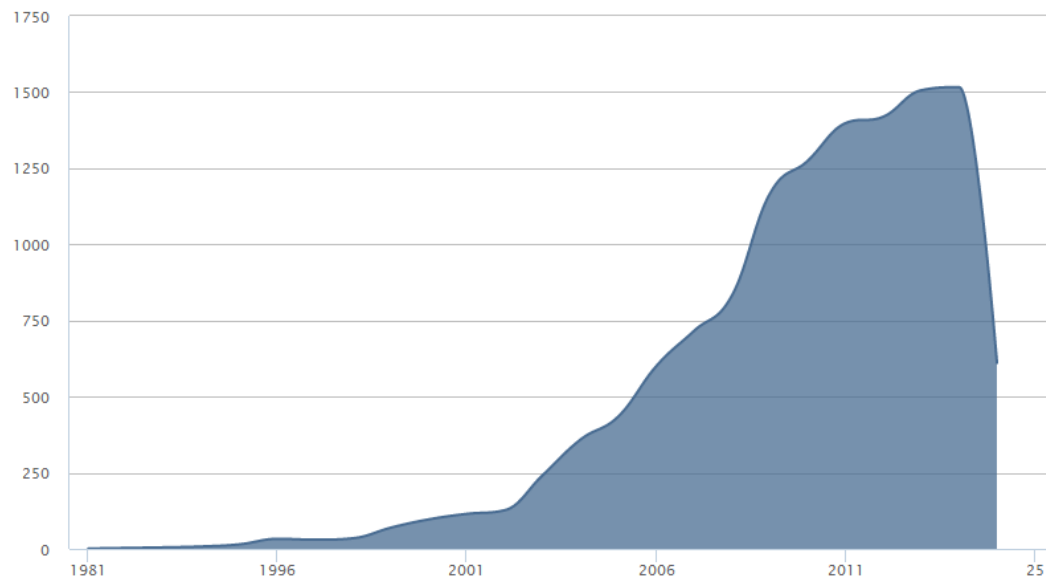
Base de Dados	Palavras-Chave	Ocorrência
Scopus	Meta Heuristics x DOE	3778
	Meta Heuristics x Desirability	7
	Meta Heuristics x Turning Process	11
	Simulated Annealing x Turning Process	34
	Simulated Annealing x Desirability	12
	Simulated Annealing x Signal to Noise	118
	Simulated Annealing x compromise Programming	20
	Simulated Annealing x Signal to Noise x Taguchi	2
	Simulated Annealing x Signal to Noise x Multi Response Optimization	1
	Simulated Annealing x compromise Programming x Multi Response Optimization	0

<i>Web of Science</i>	Simulated Annealing x compromise Programming x Turning Process	0
	Genetic Algorithm x Turning Process	226
	Genetic Algorithm x Desirability	119
	Genetic Algorithm x Signal to Noise	677
	Genetic Algorithm x Compromise Programming	116
	Genetic Algorithm x Signal to Noise x Taguchi	31
	Genetic Algorithm x Signal to Noise x Multi response Optimization	0
	Genetic Algorithm x Signal to Noise x Turning Process	0
	Nimonic 80A x DOE	9
	Nimonic 80A x Meta Heuristics	0
	Nimonic 80A x Simulated Annealing	0
	Nimonic 80A x Genetic Algorithm	0
	Nimonic 80A x Turning Process	0
	Meta Heuristics x DOE	100
	Meta Heuristics x Desirability	4
	Meta Heuristics x Turning Process	18
	Simulated Annealing x Turning Process	94
	Simulated Annealing x Desirability	15
	Simulated Annealing x Signal to Noise	179
	Simulated Annealing x compromise Programming	11
	Simulated Annealing x Signal to Noise x Taguchi	2
	Simulated Annealing x Signal to Noise x Multi Response Optimization	1
	Simulated Annealing x compromise Programming x Multi Response Optimization	0
	Simulated Annealing x compromise Programming x Turning Process	0
	Genetic Algorithm x Turning Process	503
	Genetic Algorithm x Desirability	119
	Genetic Algorithm x Signal to Noise	954
	Genetic Algorithm x Compromise Programming	127
	Genetic Algorithm x Compromise Programming x Turning Process	0
	Genetic Algorithm x Signal to Noise x Taguchi	35
	Genetic Algorithm x Signal to Noise x Multi response Optimization	8
	Genetic Algorithm x Signal to Noise x Turning Process	4
	Nimonic 80A x DOE	5
	Nimonic 80A x Meta Heuristics	0
	Nimonic 80A x Simulated Annealing	0
	Nimonic 80A x Genetic Algorithm	0
	Nimonic 80A x Turning Process	0

Analisando a Tabela 1, pode-se verificar os poucos estudos acerca do material Nimonic 80 A, bem como a não utilização das meta-heurísticas, algoritmo genético e recozimento simulado, utilizando a função programação por compromisso em processos de torneamento, bem como a utilização em casos de torneamento.

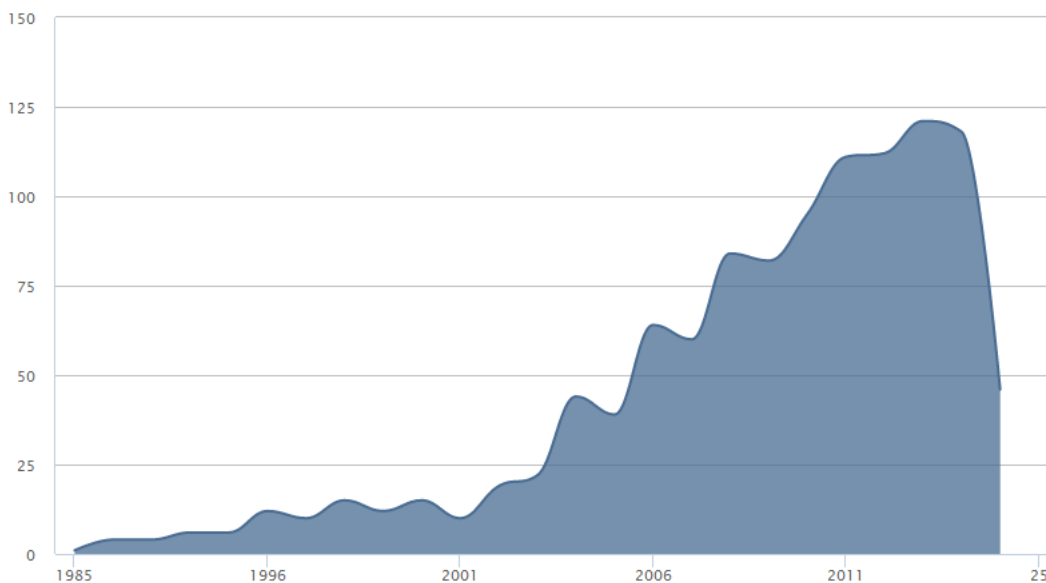
Cruzando as palavras Algoritmo Genético com Multiobjetivo e Recozimento simulado com Multiobjetivo, pode-se verificar a seguinte configuração (Figura 1 e Figura 2).

Figura 1: Publicações de trabalhos utilizando algoritmo genético em otimização multiobjetivo.



Fonte: Site Scopus

Figura 2: Publicações de trabalhos utilizando recozimento simulado em otimização multiobjetivo.



Fonte: Site Scopus

Analisando a Figura 1 e 2 existe uma demanda crescente por essas meta-heurísticas, sendo um ponto importante no que diz respeito a alternativas a utilização desses métodos.

Com essa finalidade, pretende-se ilustrar como é possível considerar o melhor arranjo entre as variáveis de entrada, ou seja, as variáveis de controle no processo de Torneamento cilíndrico externo da superliga NIMONIC 80A, para a otimização conjunta das variáveis respostas Rugosidade e Comprimento de corte, utilizando diferentes métodos de aglutinação dessas variáveis.

1.4. Objetivo

1.4.1. Tema

O tema deste trabalho é uma abordagem sobre otimização do processo de usinagem de uma Superliga Nimonic 80A, levando-se como características a serem otimizadas a Rugosidade e o Comprimento de Corte, utilizando o Método de Taguchi como método experimental, *Desirability*, as meta-heurísticas (Algoritmo Genético, Recozimento Simulado, meta-heurística híbrida do Software Crystal Ball-Optquest) e Gradiente Reduzido Generalizado, como ferramentas de procura de uma solução viável para otimização conjunta, utilizando diferentes métodos de aglutinação das variáveis respostas.

1.4.2. Objetivo Geral

Este trabalho tem por objetivo otimizar o processo de usinagem por torneamento cilíndrico externo, por meio de diferentes métodos de aglutinação, combinadas com algumas meta heurísticas.

1.4.3. Objetivos Específicos

Os procedimentos serão desenvolvidos para atingir os seguintes objetivos específicos:

- 1) Comparar as soluções obtidas pelos diferentes métodos de Aglutinação [Distância Percentual Média, *Desirability*, *Compromise Programming* (CP) e Razão Sinal/Ruído (S/N)] utilizando as metaheurísticas (Algoritmo Genético, Recozimento Simulado, OptQuest e GRG);
- 2) Determinar a melhor combinação entre métodos de aglutinação e MetaHeurísticas para otimização do processo;

1.5. Método de Pesquisa

É de extrema importância para uma boa elaboração e desencadeamento do raciocínio lógico de uma pesquisa científica, entender o propósito do estudo para que se faça a escolha adequada do método a ser utilizado.

A escolha do método condiciona a maneira como o problema de pesquisa será abordado. Assim sendo, aspectos como as relações entre o pesquisador e o objeto pesquisado remetem a um bom relacionamento entre o pesquisador e os objetivos da pesquisa, apresentando reflexo direto no desenho e foco da pesquisa (BERTO e NAKANO, 2014).

Para Miguel (2012) e Morilhas, Nascimento e Fedichina (2013) pode-se classificar uma pesquisa quanto à forma de abordagem do problema em duas opções: Quantitativa e Qualitativa.

Também pode ser abordada do ponto de vista dos objetivos da pesquisa, ao qual pode ser dividida em três tipos: Exploratória, descritiva e explicativa.

Do ponto de vista de sua natureza: Básica e Aplicada

Do ponto de vista dos procedimentos técnicos a pesquisa: Pesquisa Bibliográfica, Documental, Experimental, Levantamento, Estudo de Caso, Ex Post Facto, Pesquisa Ação, Pesquisa Participante e Modelagem e Simulação.

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

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

Do ponto de vista dos objetivos da pesquisa, o presente estudo é classificado como Explicativo, uma vez que para Gerhardt e Silveira (2009), este tipo de pesquisa visa identificar e explicar fatores responsáveis por algum tipo de fenômeno que possa ocorrer, ou seja, proporciona aprofundar o conhecimento da realidade. Esse tipo de pesquisa se ocupa com o porquê do fato, fenômeno e ou a forma que ocorre.

“A maioria das pesquisas explicativas utiliza o método experimental, que possibilita a manipulação e o controle das variáveis, no intuito de identificar qual a variável independente que determina a causa da variável dependente, ou o fenômeno em estudo.”
(PRODANOV e DE FREITAS, 2013)

Com relação ao Procedimento, o presente estudo tem como característica experimental a Modelagem e Simulação, que para Gerhardt e Silveira (2009), se caracteriza por definir, selecionar e determinar variáveis que possam ser capazes de influenciar qualquer fenômeno, podendo assim proporcionar ao pesquisador um controle sobre os efeitos que essas variáveis possam produzir.

Para Cervo (2007) e Miguel (2012), na pesquisa experimental, o pesquisador procura verificar condições utilizando de local apropriado, aparelhos e instrumentos de precisão, a fim de demonstrar o modo ou as causas pelas quais um fato é produzido, proporcionando, assim, o estudo de suas causas e seus efeitos, fornecendo assim condições do pesquisador manipular as variáveis proporcionando controle sobre elas.

Para Bertrand e Fransoo (2002), pesquisas que se utilizam de Modelagem e Simulação são pesquisas onde modelos são desenvolvidos, analisados e testados, partindo do princípio da elaboração de modelos objetivos que possam explicar o comportamento de um dado processo, ou seja, averiguar a existência de relação entre variáveis de controle e variáveis de desempenho em um processo de tomada de decisão.

Ainda para Bertrand e Fransoo (2002), existem quatro modelos de pesquisa quantitativas baseadas em Modelagem e Simulação que são: Axiomática Normativa, Axiomática Descritiva, Empírica Normativa e Empírica Descritiva. Dentre eles, o presente estudo está classificado como Empírica Normativa, uma vez que visa o desenvolvimento de políticas, estratégias e ações, para melhoria da situação atual.

Para tal, o método de Pesquisa pode ser resumido e entendido seguindo a Tabela 2:

Tabela 2: Resumo Classificação da pesquisa

CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA			
Natureza	Problema	Objetivos	Procedimentos
Básica Aplicada	Quantitativa Qualitativa	- Exploratória - Explicativa - Descritiva - Axiomática Normativa - Axiomática Descritiva - Empírica Normativa - Empírica Descritiva	- Bibliográfica - Documental - Experimental - Levantamento - Estudo de caso - Ex-post-Facto - Pesquisa-ação - Participante - Modelagem e Simulação

1.6 Delimitações do Trabalho

Não é o intuito deste trabalho esgotar todas as possibilidades acerca do tema, entretanto, suas limitações servirão como indicações e sugestões para futuras pesquisas na área.

A pesquisa propõe métodos de otimização com múltiplas respostas para um processo de torneamento da superliga NIMONIC 80A, Laminado a quente e Solubilizado e Envelhecido. Nada se pode inferir sobre a aplicabilidade desta metodologia sobre outros materiais ou processos de usinagem.

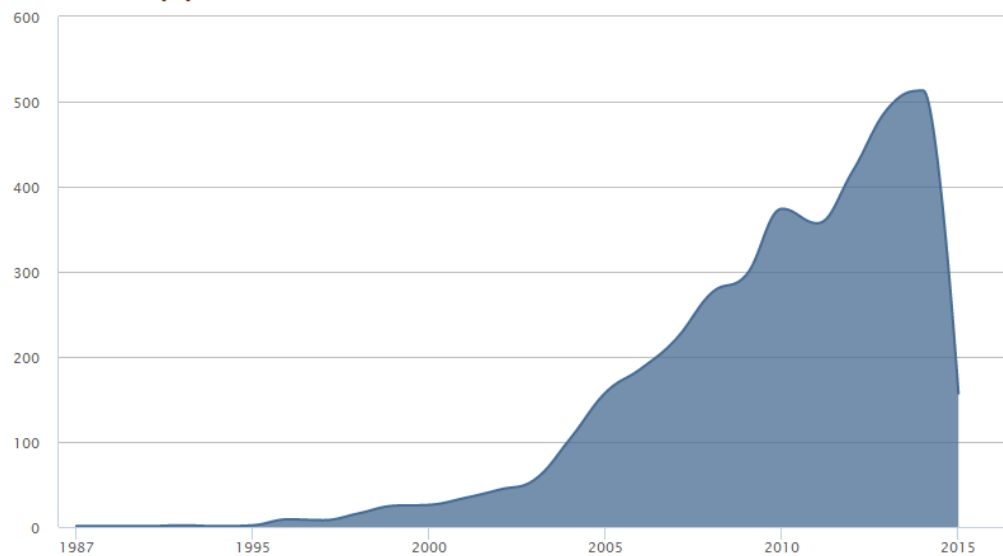
Os métodos e técnicas aqui utilizados são apenas alguns dentro de um universo de métodos disponíveis, tais como inúmeras Metaheurísticas existentes e utilizadas pela comunidade científica. Não se pretende inferir que esses métodos são mais eficazes que outros disponíveis na literatura.

Os resultados aqui obtidos são válidos apenas para as condições experimentais aqui percorridas, não podendo ser extrapolados seus limites de verificação.

1.7. Contribuições

Nos últimos anos, pesquisadores vêm utilizando inúmeros métodos capazes de auxiliar na tomada de decisão, bem como em casos de melhoria de processos. Utilização de ferramentas estatísticas tais como: DOE, métodos de otimização, meta-heurísticas, não fogem a risca, tais métodos vem mostrando uma crescente utilização na comunidade científica, como pode ser visto na Figura 3.

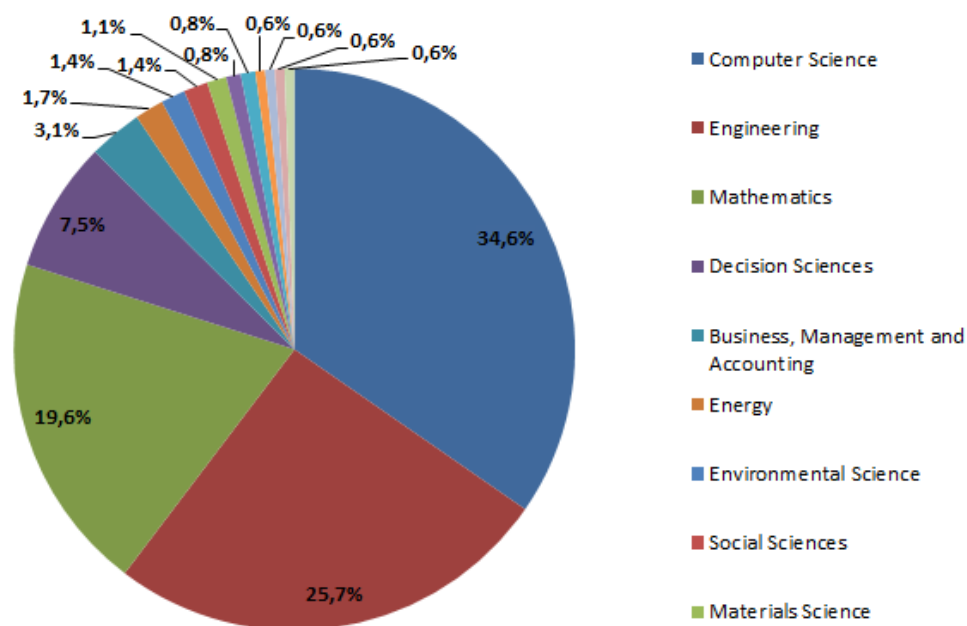
Figura 3: Publicações com relação a utilização de DOE com Meta-Heurísticas



Fonte: Site Scopus

Relacionando as palavras-chaves Meta-Heurísticas x DOE foi possível verificar a ocorrência de 3778 documentos do ano de 1987 a 2015, o que prova a exploração dessas técnicas pela comunidade científica. Dentre ela, 34,6% estão relacionadas à área de Ciências da Computação, 25,7% na área das Engenharias e 19,6% na área de Matemática, como pode ser visto na Figura 4.

Figura 4: Gráfico de pizza para áreas das publicações de Meta-heurísticas x DOE



Fonte: Site Scopus

Apesar da crescente utilização desse campo de pesquisa, não foi possível ainda encontrar na literatura trabalhos relacionados à comparação de diferentes métodos de

aglutinação das variáveis respostas para problemas de otimização com múltiplas respostas, bem como a utilização da função *Compromise Programming* (CP) e função sinal/ruído (S/N) proposto por Taguchi como métodos de aglutinação em torneamento cilíndrico externo.

Utilizando a Liga NIMONIC 80A e fazendo buscas nas bases *Science Direct* e *Emerald Insight* para processos de cortes tal como: torneamento cilíndrico externo, não foi encontrado na literatura nenhum trabalho relacionado à elaboração de modelos matemáticos que possam prever, bem como propor melhores condições viáveis de corte para processos de torneamento cilíndrico externo dessas ligas (Tabela 1).

Deste modo, podem-se proporcionar significativos avanços científicos na área de otimização de processos, uma vez que modificaria a maneira de se pensar no que diz respeito a métodos experimentais com otimização de processos de torneamento em geral.

1.8. Estrutura do Trabalho

Este trabalho está dividido em 5 capítulos, organizados da seguinte forma:

O capítulo 2 discute sobre processo de usinagem, abordando sobre alguns conceitos que embasam as escolhas das variáveis a serem estudados, os métodos do projeto de experimento (DOE), tais como Método de Taguchi, bem como alguns conceitos sobre análise de variância (ANOVA), Superfície de Resposta, abordagem sobre Metaheurísticas. Encontra-se também uma discussão sobre os métodos de aglutinação utilizados para a otimização das variáveis respostas conjuntamente.

O Capítulo 3 faz uma abordagem quanto aos métodos e etapas do projeto experimental, explicando de forma sucinta desde a etapa de definição das variáveis de controle e resposta, passando pela explicação de todo o procedimento experimental e chegando até na forma de como os resultados obtidos no torneamento foram desenvolvidos.

Já no Capítulo 4 apresentam-se os principais resultados obtidos com esta pesquisa, assim como as análises de significância, apresentação gráfica (efeitos dos fatores e gráficos de contorno), principais resultados obtidos para rugosidade e comprimento de corte separadamente e o método de otimização conjunta. São encontrados também os resultados para os diferentes métodos de otimização conjunta, utilizando diferentes meta heurísticas e diferentes métodos de aglutinação.

Por fim, no Capítulo 5 encerra o presente estudo, apresentando de forma sucinta as principais conclusões obtidas, bem como propor recomendações para direcionar futuros trabalhos que possam dar continuidade ao aqui descrito.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Vive-se em uma época em que as empresas fazem grandes esforços para aperfeiçoar seus produtos de acordo com diferentes critérios a fim de satisfazer as necessidades dos consumidores (MAO; DANZART, 2008). Para isso, muitos cenários exibem a necessidade de otimizar conjuntamente os critérios, a fim de obter a melhor configuração em um procedimento conhecido como Otimização de Múltiplas Respostas (FOGLIATTO, 2008).

2.1 Processo de Usinagem

Usinagem mecânica é um dos processos mais utilizados na indústria manufatureira, esse processo consiste na retirada de um dado volume ou porção de material utilizando arestas da ponta dos mais variados tipos de ferramentas. Esse tipo de processo é muito utilizado, pois pode oferecer excelente precisão geométrica aliada a boa eficiência econômica (YOON et al., 2014).

Usinagem é o processo de fabricação que mais prevalece em termos de volume de produtos e despesas, uma vez que componentes usinados são utilizados em quase todos os tipos de produtos oriundos de processos de fabricação. Estima-se que a usinagem “contribui” para despesas aproximadamente 5% do PIB nos países desenvolvidos, enquanto que apenas nos EUA esse numero se traduz em cerca de US\$ 250 Bilhões de dólares por ano. Com isso, esse método de fabricação vem se apresentando um problema desafiador para pesquisadores e profissionais ao longo de décadas (ARRAZOLA et al., 2013).

Para Torres-Treviño et al. (2013), alguns sistemas de usinagem são um desafio, pois há uma variedade de parâmetros e materiais que definem o desempenho do processo. Torneamento é um dos processos mais utilizados em usinagem e a configuração dos parâmetros neste processo é feito pela experiência, seguindo as tabelas de construtores, ou por tentativa e erro.

Bons resultados na operação de usinagem estão relacionados com a realização das medições dos componentes desejados, seleção de ferramentas de corte e condições de corte, são elementos essenciais no processo de planejamento, pois cada material seria influenciado por diferentes parâmetros de usinagem (WANG et al. 2007; YIH-FONG, 2006).

As configurações desses parâmetros são de extrema importância, pois poderiam gerar uma melhoria na qualidade das peças usinadas, tais como: rugosidade da superfície, taxa de

remoção de material, tempo de processamento, taxa de desgaste da ferramenta e temperatura de corte e outros, cuja importância depende do processo (TORRES-TREVIÑO et al., 2013).

Indústrias que fabricam componentes a base de ligas de níquel, aços inoxidáveis especiais (válvulas automotivas), ligas de titânio (turbinas aeronáuticas), caracterizam-se por apresentarem um custo elevado na fabricação das peças usinadas, principalmente em relação ao custo hora/máquina, por este motivo é interessante diminuir os tempos de usinagem das peças e aumentar o uso efetivo das ferramentas (RIBEIRO, 2003; LÓPES DE LACALLE et al. 1998).

Tendo em vista a ampla variedade de peças atualmente disponíveis e ao aumento da demanda por usinagem de precisão em altas velocidades, a competitividade da indústria de usinagem aumenta cada vez mais, exigindo assim uma procura incessante por um processo de usinagem mais robusto (YIH- FONG, 2006).

Para Xavier e Adithan (2009), torneamento cilíndrico é o processo que mais se destaca em meio a outros processos de usinagem, baseando-se principalmente por meio de uma ferramenta de corte para remoção de material da superfície de uma peça cilíndrica rotativa.

Operação de Torneamento é um dos métodos mais comuns de corte de metal para produzir diferentes tipos de componentes em operações de usinagem. A usinagem em geral de materiais com superligas e materiais avançados de engenharia são mais difícil de trabalhar em relação aos aços convencionais, por isso eles são frequentemente expressos como ligas difíceis de usinarem ou ligas difíceis de cortarem (SARIKAYA e GÜLLÜ, 2015).

Para Gaitonde et al. (2009), o processo de usinagem tem sido utilizado em muitas aplicações tais como: a fabricação de engrenagens, eixos, rolamentos, cames, peças forjadas, moldes e matrizes, fazendo com que haja uma redução significativa dos custos de produção, nos prazos e melhoria geral na qualidade do produto.

A fim de melhorar o processo, as máquinas CNC (Comando Numérico Computadorizado) tiveram como objetivo inicial solucionar problemas da usinagem de peças de grande complexidade, e posteriormente vieram a auxiliar na redução de tempos improdutivos (TZENG et al., 2009). Contudo, a utilização destas máquinas só se torna economicamente viável quando for garantido o emprego eficiente destas máquinas e ferramentas durante o processo de usinagem, ou seja, a eficiência do processo de usinagem depende da utilização de dados de corte otimizados, atualizados e adequados às condições reais de trabalho (RIBEIRO, 1999).

Para Arrazola et al. (2013) há um grande número de variáveis envolvidas no processo de torneamento. Estes podem ser categorizados como variáveis de entrada e as variáveis de saída. Algumas variáveis de entradas envolvidas no processo de torneamento são: velocidade de corte, taxa de avanço, profundidade de corte, material de trabalho e as suas propriedades, material da ferramenta e geometria da ferramenta, o corte de propriedades do fluido e características, etc.

Da mesma forma, segundo Venkata-Rao e Kalyankar (2013), as variáveis de saída associado com o processo de torneamento são: custos de produção, o tempo de produção, a vida da ferramenta, precisão dimensional, rugosidade da superfície, forças de corte, temperatura de corte, consumo de energia, etc. Para fins de otimização, cada variável de saída é feita em função de um conjunto de variáveis de entrada.

Torres-Treviño et al. (2013) relatam que a configuração dos parâmetros de usinagem é uma tarefa complexa, pois é necessário um modelo validado do processo, em seguida, uma espécie de um procedimento de procura é utilizado no modelo para estabelecer um conjunto apropriado de parâmetros de entrada. Existem diversas formas de gerar modelos.

Segundo Lee e Kwon (2010), para aumentar a eficiência e a produtividade do processo de usinagem, é necessário analisar, por exemplo, o tipo de ferramenta de corte bem como parâmetros de usinagem. Esse processo pode ser alcançado, quer pela relação empírica de modelagem das variáveis de entrada e saída ou por ferramentas de otimização.

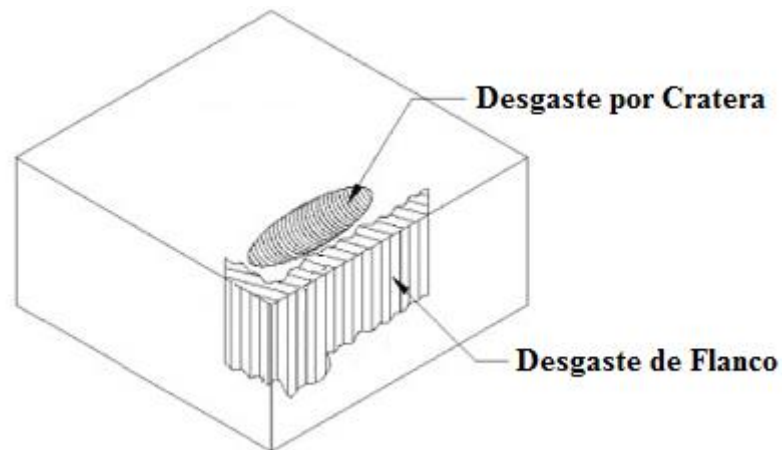
Para Venkata-Rao e Kalyankar (2013), o controle preciso e uma boa configuração dessas inúmeras variáveis de entrada envolvidas nestes processos, desempenham um papel muito importante para uma maior produtividade, melhor acabamento superficial (medido pela rugosidade – Ra) e baixo custo. Para alcançar vários objetivos muitas vezes conflitantes, é extremamente importante um melhor arranjo dentre as variáveis de entrada, a utilização de técnicas de otimização apropriadas são necessários para obter as definições dos parâmetros ótimos para o processo.

Infelizmente, o desgaste da ferramenta também é influenciado pelos efeitos combinados das condições de corte material da ferramenta, sendo aplicada para qualquer processo de corte, com isso considerada como sendo um processo estocástico e complexo, tornando a vida da ferramenta um parâmetro de saída difícil de prever (YIN et al., 2015).

Ainda para Yin et al. (2015), alguns modos típicos de falhas em ferramentas são: desgaste de flanco, desgaste por cratera, desgaste por entalhe, ferramenta de inflexão e ruptura da ferramenta são observados em ferramentas de corte de cerâmica (Figura 5). Desgaste da

ferramenta pode impor uma limitação significativa no processo de usinagem, sendo o comprimento de corte (L_c) um bom parâmetro para avaliar a vida da ferramenta.

Figura 5: Representação dos 2 principais desgastes de uma ferramenta: Flanco e Cratera



Fonte: Adaptado de Murthy e Rajendran (2012)

Seguindo a mesma linha, Arrazola et al. (2013) relatam que compreender as interações entre esses parâmetros de entrada e as variáveis do processo, são fundamentais para essa área de pesquisa, na qual a obtenção de um modelo confiável para esse tipo de processo continua sendo um grande desafio.

Para tal, uma técnica conhecida como *Design of Experiments* (DOE) vem sendo muito utilizada por poder ajudar a determinar corretamente a melhor combinação dentre as variáveis de entrada, podendo assim auxiliar na maximização dos níveis de produtividade. Esta técnica também ajuda pesquisadores a encontrar quais variáveis apresentam maior influência sobre uma resposta, além de fornecer uma visão sobre as interações entre os fatores que podem influenciar as variáveis respostas (SADEGHIFAM et al., 2015).

2.2 Planejamento de Experimentos (DOE – *Design of Experiment*)

O conceito de Planejamento de Experimentos foi introduzido pela primeira vez no início da década de 1920, em uma pequena Estação de Pesquisa em Agricultura na Inglaterra, por um cientista chamado Sir. Ronald Fisher. Ele mostrou como um experimento válido poderia ser conduzido na presença de muitas condições naturais variáveis, tais com: temperatura, condições do solo e chuva. Os princípios do projeto de experimentos

inicialmente empregado na agricultura foram adaptados com êxito nas indústrias e nas aplicações militares, desde 1940 (JOHN; JAMES, 1996).

De acordo com Mattos (2004), um experimento é um teste ou uma série de testes nos quais as variáveis de entrada de um sistema são manipuladas para serem identificadas as razões das mudanças nas variáveis de saída. O projeto experimental permite manipular os fatores interferidores em um processo produtivo, fazendo-os variar para avaliar seus efeitos nas características funcionais.

O Projeto de Experimento (*Design of Experiments*, DOE) é uma técnica utilizada para definir quais dados, em que quantidade e condições devem ser coletadas durante um determinado experimento, buscando satisfazer dois grandes objetivos: a precisão estatística da resposta e o menor custo (ARANDA, 2008).

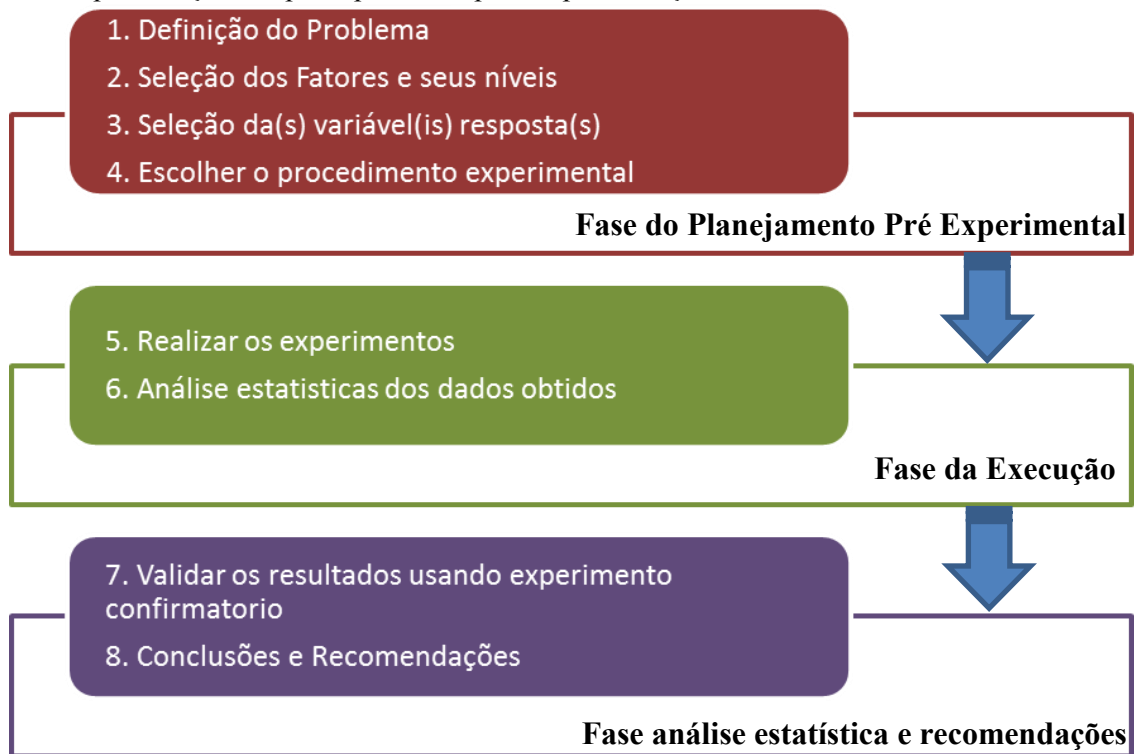
Para Farooq et al. (2015), os objetivos do DOE são estudar o desempenho dos processos e sistemas de modo a melhor compreensão do comportamento dos fatores do processo, bem como o seu impacto nas características de qualidade tanto do produto quanto do processo. Em outras palavras, tais experimentos são realizados para:

- Determinar quais fatores controláveis tem maior influência sobre a(s) resposta (s);
- Definir quais fatores de controle são mais significantes, a fim de assegurar uma resposta mais próximo do valor alvo;
- Assegurar que os efeitos dos fatores incontroláveis e de ruído sobre as respostas sejam mínimas.

Segundo Montgomery (2008), antes de iniciar a experimentação é importante estabelecer o planejamento dos experimentos. Esse autor ressalta a importância do domínio do problema por parte de todas as pessoas envolvidas no experimento e, recomenda que durante a execução o processo seja cuidadosamente monitorado para garantir que tudo seja realizado de acordo com o planejado.

Para Farooq et al. (2015) e Montgomery (2008), o sucesso da implementação DOE é composto por oito etapas (Figura 6), sendo as quatro primeiras denominadas como a fase de pré planejamento experimental. Tal fase é considerada uma das mais importantes uma vez que aparece como uma análise crítica do DOE que pode comprometer toda a validade de seus resultados consequentemente, toda a tomada de decisão.

Figura 6: Representação das principais fases para implementação DoE



Fonte: Adaptado de Farooq et al. (2015)

A aplicação do DOE ganhou aceitação como uma ferramenta essencial para a melhoria da qualidade de bens e serviços. Este reconhecimento é parcialmente devido ao trabalho de Genichi Taguchi, um japonês perito em qualidade, que promoveu o uso do DOE, na concepção robusta de produtos - os relativamente insensíveis às variações ambientais (JOHN e JAMES, 1996).

Os benefícios do projeto de experimentos incluem a possibilidade da melhoria do desempenho no processo, evitando o tradicional método de tentativa e erro para a busca de soluções (KLEIJNEN et al., 2005).

Antony (2006) reconhece que as técnicas do DOE oferecem oportunidades ainda maiores de aperfeiçoamento da qualidade e de aumento da produtividade, bem como enfatiza o desenvolvimento e a utilização de modelos de regressão para prever o comportamento de um processo sob diferentes condições a certo nível de confiança.

Um método usual para otimização de problemas com uma única resposta é o procedimento passo a passo, que consiste em modificar um fator enquanto fixa as outras constantes, e observa o efeito desse procedimento, porém, esse processo experimental tradicional exige um grande número de experimentos a serem realizados para serem alcançados resultados satisfatórios (FUNG; KANG, 2005).

Segundo Mohan et al. (2007), os procedimentos experimentais convencionais envolvem alteração de um fator em um momento mantendo todos os outros fatores constantes, resultando numa avaliação do impacto desses fatores separadamente, acarretando em uma maior demanda de tempo, pois exigem um maior numero de experimentos, sendo ainda incapazes de fornecer informações sobre interações dos fatores.

Para Hajjaji et al. (2010), as técnicas do planejamento de experimento possuem inúmeras vantagens, sendo que dentre elas podem ser dadas por:

- Mais informações levantadas nos experimentos planejados, que em relação as abordagens feitas pelo método de tentativa e erro;
- Redução no número de experimentos e consequentemente no custo;
- Torna possível o cálculo de interações entre as variáveis de controle, levando a um maior conhecimento do processo;
- Facilita a determinação das melhores condições experimentais na tentativa de aumentar a escala de produção.

Segundo Tansel et al. (2011), uma das mais importantes ferramentas do planejamento de experimento que vem sendo amplamente utilizada na otimização de processo é o Método de Taguchi.

2.3 Método de Taguchi

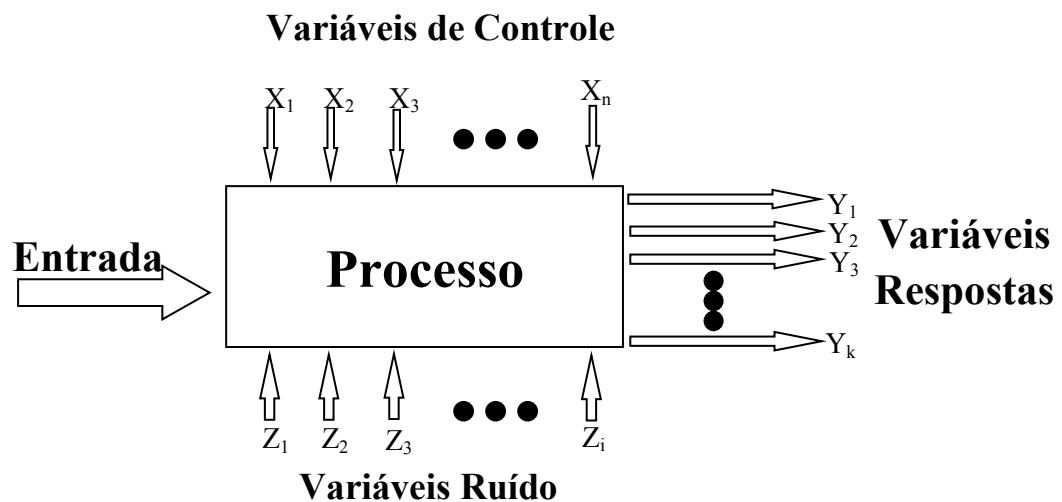
Segundo Xiansheng et al. (2011), o método de Taguchi é uma conceituada ferramenta de resolução de problema que pode ser usado nos mais variados tipos de processo, que pode melhorar a qualidade de produtos, abrangendo um sistema que leva a uma grande diminuição no custo do tempo com experimentos.

Diferentes processos podem trabalhar com diferentes números de fatores, e à medida que esse número aumenta, a utilização dos métodos tradicionais e método fatorial completo acabam se tornando inviáveis no que diz respeito ao tempo e recursos despendidos devido ao grande número de ensaios. Para reduzir o número de experimentos para um nível prático, uma triagem é necessária para identificar quais fatores são mais representativos sobre a variável resposta, reduzindo assim aqueles menos significantes. O conceito de matrizes ortogonais de Taguchi é um dos meios mais eficientes em se tratando de identificar a importância de fatores, realizando apenas um pequeno subconjunto dos ensaios experimentais (WANG e HUANG, 2015).

O projeto de experimentos segundo modelo Taguchi envolve o arranjo ortogonal para organizar os parâmetros que afetam o processo e os níveis em que devem ser variados. Determina os fatores que afetam a qualidade do produto, com um mínimo montante de experimentação (KISHORE et al., 2009)

Os projetos de experimentos difundidos por Taguchi consideram dois conjuntos de fatores: aqueles que são controláveis na linha de produção ($X_1, X_2, \dots, X_p$) e os fatores de ruído ($Z_1, Z_2, \dots, Z_p$), que são fontes causadoras de variabilidade e podem ser controlados em experimentos de laboratório, mas não são controláveis na linha de produção, como pode ser visto na Figura 7.

Figura 7- Modelo Básico de um Processo



Fonte: Adaptado de Paiva (2008)

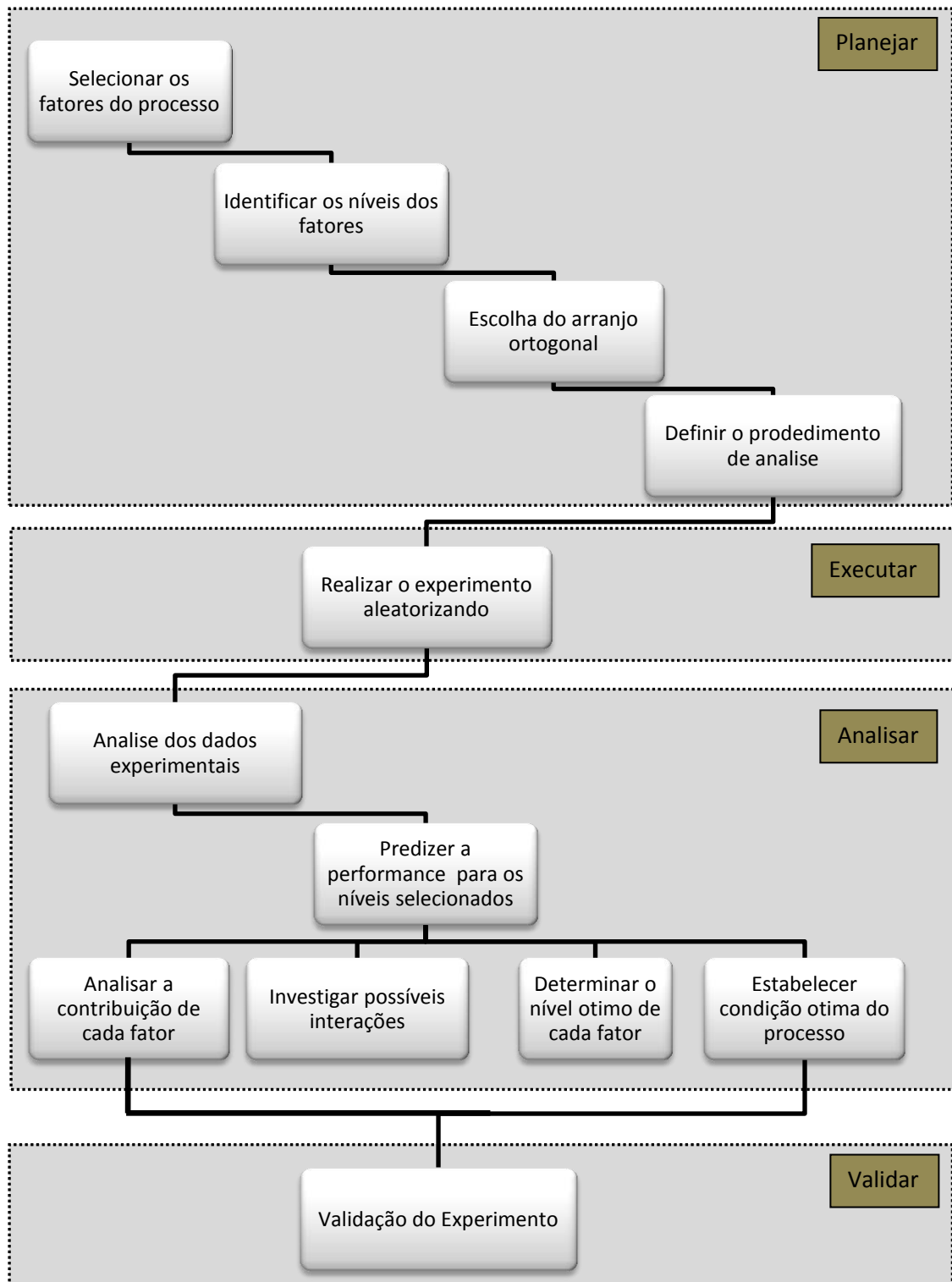
O método experimental de Taguchi investiga como os diferentes parâmetros afetam o desempenho de um processo característico, sendo um processo característico capaz de definir a melhor forma e como deve ser o funcionamento desse processo (KISHORE et al., 2009).

O método Taguchi é eficaz quando se trata de melhoria da qualidade no desenvolvimento de produtos e processos de produção, utilizando-se de um planejamento fatorial fracionado chamada de matriz ortogonal, para reduzir o número de experimentos.

Este método utiliza os conceitos do planejamento de experimento e função perda de qualidade para a realização de um projeto robusto de processos e produtos, com o objetivo de resolver vários problemas de qualidade em indústrias, propondo os melhores ajustes dos fatores de controle de um produto ou processo insensível a fatores de ruído (XIANSHENG et al., 2011).

Mohan et al. (2007) definem que o método de Taguchi pode ser dividido em 4 fases: Planejar, executar, analisar e validar, como pode ser visto na Figura 8:

Figura 8: Representação esquemática das etapas envolvidas no processo de otimização de Taguchi.



Fonte: Adaptado de Mohan et al. (2007)

Taner e Antony (2006) relatam que o método baseia-se principalmente em duas ferramentas: a função perda e o uso do delineamento de experimentos. A primeira determina as perdas monetárias pagas pela sociedade, devido ao desvio da característica de desempenho do produto, do seu valor médio, e a segunda é a utilização do delineamento de experimentos de uma maneira diferenciada, procurando os níveis dos parâmetros que tornam o produto melhor às fontes de variabilidade e ao projeto de tolerâncias de menor custo.

Para Rana et al. (2014), Taguchi desenvolveu um tipo de matriz especial (arranjo ortogonal) que se pode empregar em várias situações, sendo a quantidade de colunas nessas matrizes o número máximo de fatores que podem ser estudados.

Uma matriz ortogonal é um projeto experimental construído para permitir uma avaliação matemática independente do efeito de cada um dos fatores, permitindo assim analisar os dados coletados de forma eficiente. As características de qualidade a serem otimizadas e as funções alvo, podem ainda serem determinadas em função dos fatores mais importantes, sendo apresentada como solução, uma condição experimental adequada (XIANSHENG et al., 2011; TANSEL et al., 2011).

Um exemplo de uma matriz experimental de Taguchi pode ser visto na Tabela 3:

Tabela 3: Ilustração do Arranjo experimental de Taguchi L_{12}

Arranjo Ortogonal L ₁₂													
	F ₁	F ₂	F ₃	F ₄	F ₅	F ₆	F ₇	F ₈	F ₉	F ₁₀	F ₁₁	$\bar{Y}_i$	S/N
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	$\bar{Y}_1$	S/N ₁
2	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	$\bar{Y}_2$	S/N ₂
3	1	1	2	2	2	1	1	1	2	2	2	$\bar{Y}_3$	S/N ₃
4	1	2	1	2	2	1	2	2	1	1	2	$\bar{Y}_4$	S/N ₄
5	1	2	2	1	2	2	1	2	1	2	1	$\bar{Y}_5$	S/N ₅
6	1	2	2	2	1	2	2	1	2	1	1	$\bar{Y}_6$	S/N ₆
7	2	1	2	2	1	1	2	2	1	2	1	$\bar{Y}_7$	S/N ₇
8	2	1	2	1	2	2	2	1	1	1	2	$\bar{Y}_8$	S/N ₈
9	2	1	1	2	2	2	1	2	2	1	1	$\bar{Y}_9$	S/N ₉
10	2	2	2	1	1	1	1	2	2	1	2	$\bar{Y}_{10}$	S/N ₁₀
11	2	2	1	2	1	2	1	1	1	2	2	$\bar{Y}_{11}$	S/N ₁₁
12	2	2	1	1	2	1	2	1	2	2	1	$\bar{Y}_{12}$	S/N ₁₂

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

O desempenho estatístico (S/N) é utilizado para medir o desempenho funcional do produto ou processo, na qual para minimizar a variação da qualidade, é desejável manter o

(S/N) o mais alto possível, portanto, quanto mais alto a razão (S/N) melhores serão os níveis de controle ou parâmetros de processo (ANTONY et al., 2006).

A fim de obter a melhor combinação de parâmetros, a análise dos efeitos dos fatores é realizada usando a análise de variância ANOVA, tendo como objetivo principal identificar quais os fatores que são os principais responsáveis pela variação da razão S/N e da sensibilidade em relação à média.

A análise da variância ANOVA é utilizada como análise de sensibilidade, tendo como principal aplicação à comparação de médias oriundas de grupos diferentes (HACHICHA *et al*, 2008). Essa análise permite ver o quanto de significância existe entre os efeitos dos resultados da variação dos grupos, na qual se $F_0 > F_{\text{crítico}}$, o fator será significativo para o dado nível de significância, caso contrario é considerado não significativo.

A fim de ilustrar o exposto sobre a análise de variância, a Tabela 4 foi construída utilizando dois fatores A e B, bem como sua respectiva interação.

Tabela 4 – Resultados da ANOVA para avaliação da qualidade dos efeitos dos fatores.

Fonte de Variação	Soma dos Quadrados	Graus de Liberdade	Média Quadrática	F_0
Fator A	SS_A	$a-1$	$MS_A = \frac{SS_A}{a-1}$	$F_0 = \frac{MS_A}{MS_E}$
Fator B	SS_B	$b-1$	$MS_B = \frac{SS_B}{b-1}$	$F_0 = \frac{MS_B}{MS_E}$
Interação AB	SS_{AB}	$(a-1)(b-1)$	$MS_{AB} = \frac{SS_{AB}}{(a-1)(b-1)}$	$F_0 = \frac{MS_{AB}}{MS_E}$
Erro	SS_E	$ab(n-1)$	$MS_E = \frac{SS_E}{ab(n-1)}$	
TOTAL	SS_T	$abn-1$		

Dessa maneira, segundo Zhou et al. (2010) é possível escrever SS_A , SS_B e SS_{AB} generalizando, pela Equação 1:

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

sendo p representado pelos fatores ou interações entre tratamentos a serem analisados, t o número de repetições da variável resposta para cada nível dos fatores do arranjo ortogonal, q o número de níveis de cada fator e $E_{p,i}$ o efeito dos fatores p para cada nível i a ser estudado.

Já o SS_E é representado pela soma de quadrados devido ao erro experimental, como é observado pela Equação 2.

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

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

Já (SS_T) é representado pela Soma dos Quadrados Total do arranjo por meio da soma dos quadrados referente aos tratamentos de linha SS_A (fator A), soma dos quadrados referente aos tratamentos de coluna SS_B (fator B), a soma de quadrados devido à interação entre A e B (SS_{AB}), dada pela Equação 3.

$$SS_T = \sum_{j=1}^k SS_p + SS_E \quad (3)$$

Sendo ainda todo o tratamento dado para ANOVA da variável resposta aplicável para a variável sinal/ruído (S/N).

O método de Taguchi foi originalmente concebido para a otimização de processos que apresentem características únicas de desempenho, porém, a maioria dos problemas reais de engenharia exige uma otimização de várias características de desempenho. Essa otimização é conhecida como otimização com múltiplas respostas ou multiobjetivo, sendo caracterizada por sua maior complexidade quando comparada com a otimização de uma única característica (PANDEY e PANDA, 2015).

2.4 Regressão Múltipla

Para Rana et al. (2015), este modelo dá a relação entre uma variável independente e uma variável resposta, podendo assim ajustar uma equação linear que represente os dados observados a partir dos testes experimentais. Essa equação de regressão estabelece correlação entre os termos significativos obtidos a partir da Análise de Variância sobre a variável resposta.

De acordo com Bas e Boyacı (2007), além de analisar os efeitos das variáveis independentes, o método também gera um modelo matemático, no qual estabelece um relacionamento entre a variável resposta e os fatores de controle que pode ser dado pela Equação 4.

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) + \varepsilon \quad (4)$$

sendo y é a variável resposta ou variável dependente, f é uma função desconhecida das variáveis independentes $x_1, x_2 \dots x_n$, n é o número de variáveis independentes e, finalmente, ε é o erro estatístico que representa outras fontes de variabilidade não explicada por f .

Para Paiva (2008), os coeficientes da equação de regressão geralmente são estimados por meio do algoritmo dos Mínimos Quadrados, que minimiza a soma dos quadrados dos resíduos, sendo muito utilizado para a estimativa de coeficientes de um modelo de regressão múltipla, fatoriais completos, fracionados ou superfícies de resposta.

Camargo et al. (2009) relatam que geralmente utiliza-se de uma regressão polinomial de baixo grau em alguma região das variáveis independentes, sendo o menor modelo de regressão polinomial o de primeiro grau, ao qual é dada pela Equação 5:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (5)$$

sendo β é o coeficiente polinomial e ε é o erro

Para Vitanov et al. (2010), com base na análise dos efeitos (principais e de interação), aqueles que mostraram-se estatisticamente significativos, devem ser incluídos nos modelos desenvolvidos. Para uma superfície de resposta quadrática, com entradas de projeto variável x_i e x_j e variável de saída y foi formulado pela Equação 6:

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j>1}^k \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (6)$$

$\uparrow$
 Efeito Linear

$\uparrow$
 Efeito Quadrático

$\uparrow$
 Efeito da Interação

sendo β é o coeficiente polinomial, K é o número de fatores e ε é o erro aleatório (PAIVA, 2008).

Dehghani et al. (2010) sugerem que para desenvolver um modelo eficaz baseado no método estatístico, é necessário seguir os seguintes passos:

- investigar quais parâmetros são importantes para o processo;
- escolha do melhor procedimento experimental, devendo ser concebidos de modo a que levam em conta todos os parâmetros do processo e seus respectivos níveis;
- análise dos resultados experimentais utilizando a análise de variância (ANOVA) para determinar quais os parâmetros que apresentam influências significativas sobre as realizações do processo;
- com base na resposta do processo com o modelo estatístico proposto, o processo é otimizado usando as variáveis dentro da faixa prevista pelo modelo.
- validar o modelo

2.5. Otimização Multiobjetivo

No desenvolvimento de um produto ou processo, é bastante comum que diversas variáveis respostas sejam de interesse. Problemas envolvendo múltiplas respostas têm se tornado cada vez mais relevantes, quando mais de uma característica devem ser avaliadas simultaneamente em um processo (BASHIRI; SALMASNIA, 2009).

Processo de otimização de apenas uma resposta é um dos métodos mais comuns e populares para resolver problemas de abordagens de otimização. Mas, o método não pode ser usado para obter a melhor combinação de parâmetros de usinagem em casos que possuam múltiplas respostas (SARIKAYA e GÜLLÜ, 2015).

Neste caso, a determinação de condições ótimas nas variáveis de entrada que requerem uma consideração simultânea de todas as variáveis respostas é chamada de otimização de problemas com múltiplas características ou respostas, que segundo Jeong e Kim (2009) o método consiste em três etapas importantes: coleta de dados, construção do modelo e otimização.

Segundo Ortiz et al. (2004) existem inúmeros métodos criativos discutidos na literatura para o tratamento estatístico de problemas de múltiplas respostas, sendo que o desempenho destas técnicas é dependente ou limitado pelo tamanho e complexidade dos problemas.

A análise de problemas com respostas múltiplas tem sido alvo de um interesse crescente em diferentes áreas do conhecimento. Determinar um conjunto de níveis dos fatores

ótimos para as respostas não é um problema trivial, pois dificilmente os níveis dos fatores que são ótimos para uma determinada resposta, serão ótimos para as outras.

Por este motivo é importante considerar, de forma conjunta, o efeito dos fatores na locação e dispersão das respostas, onde em muitos casos, este relacionamento é estabelecido a partir de estratégias experimentais, onde soluções ótimas podem ser encontradas a partir de combinações entre a Metodologia de Projeto de Experimentos e outros procedimentos de otimização (CH'NG et al., 2005; PAIVA, 2006).

2.6. Metaheurísticas

Para Kaveh e Khayatazad (2012), os modelos de Programação Matemática e meta-heurísticas são métodos bem conhecidos no que se diz respeito a métodos para otimizar problemas matemáticos e de engenharia. Quando se fala em programação matemática, existem várias maneiras de realizar este tipo de otimização que podem ser listados como: programação linear, programação linear homogênea, programação não-linear, programação inteira e programação dinâmica.

Segundo Kaveh e Mahdavi (2014), modelos de Programação Matemática são difíceis de aplicar e, em alguns problemas de otimização pode passar por um processo demorado, sendo exigido um bom ponto de partida para convergir com sucesso para o ótimo.

A utilização de Metaheurísticas vem sendo amplamente utilizados para vários tipos de problemas de otimização, especialmente para aplicações de engenharia, devido às suas capacidades de procura de soluções viáveis, podendo até convergir para uma solução próxima da solução ótima (PHOLDEE e BUREERAT, 2014).

Desde muitos anos, diferentes metaheurísticas foram desenvolvidas, dentre elas estão: algoritmos genéticos, recozimento simulado, busca tabu e colônia de formigas. Esses algoritmos tem se mostrado muito eficazes por funcionar bem para problemas de otimização com múltiplas respostas, uma vez que podem ser capazes de encontrar um conjunto de soluções viáveis de uma forma muito rápida (MOGHADDAM et al., 2015).

Kaveh e Khayatazad (2012) e Salehipour, Modarres e Naeni (2013) relatam ainda que as Metaheurísticas não garantem uma solução ótima, porém podem levar a soluções viáveis por meio de suas altas capacidades de exploratória em um vasto campo de busca.

2.6.1 Algoritmo Genético

O Algoritmo Genético (AG) tornou-se uma ferramenta de otimização prática em campos relacionados com a construção de pesquisa, devido capacidade de executar a otimização multiobjetivo, evitando busca exaustiva, tendo ainda a capacidade de encontrar soluções viáveis para o problema. (FAGHIHI, REINSCHMIDT e KANG, 2014).

De acordo com Homayouni, Tang e Motlagh (2014) o algoritmo genético é uma Metaheurística bem conhecida, que segue o princípio dos processos de evolução natural com o intuito de abordar uma ampla gama de problemas, em especial problemas de otimização.

Tais métodos foram criados inspirando-se no princípio da evolução natural, que parte da idéia de um cromossomo que codifica a informação genética de um indivíduo. Essa informação genética é decodificada para determinar a aptidão do indivíduo que depende de sua interação com um ambiente. (WIKAISUKSAKUL, 2014) e (HOLLAND, 75).

De acordo com Srinivas et al. (2014) e Cachón e Vázquez (2015), os nomes empregados dos AGs são retirados do próprio mundo da genética, e como resultado soluções referem-se a organismos (genótipos) de uma população. Cada organismo representa o código de uma potencial solução para um problema e a transcrição deste código para uma variável real é chamado de fenótipo. Uma característica importante disto é que os AGs trabalham por manutenção de uma população de soluções potenciais, enquanto que os outros métodos de pesquisa de processam um único ponto do espaço de busca.

O objetivo do AG é encontrar um valor ideal, se não a melhor solução possível, ao longo de muitas gerações. O problema é representado por uma função objetivo, denominada como função aptidão (*fitness function*), função essa que tem como objetivo ser otimizada pelo algoritmo. Cada solução candidata (indivíduo) na população (conjunto de indivíduos) é avaliada pela função, obtendo-se assim uma aptidão (CACHÓN e VÁZQUEZ, 2015).

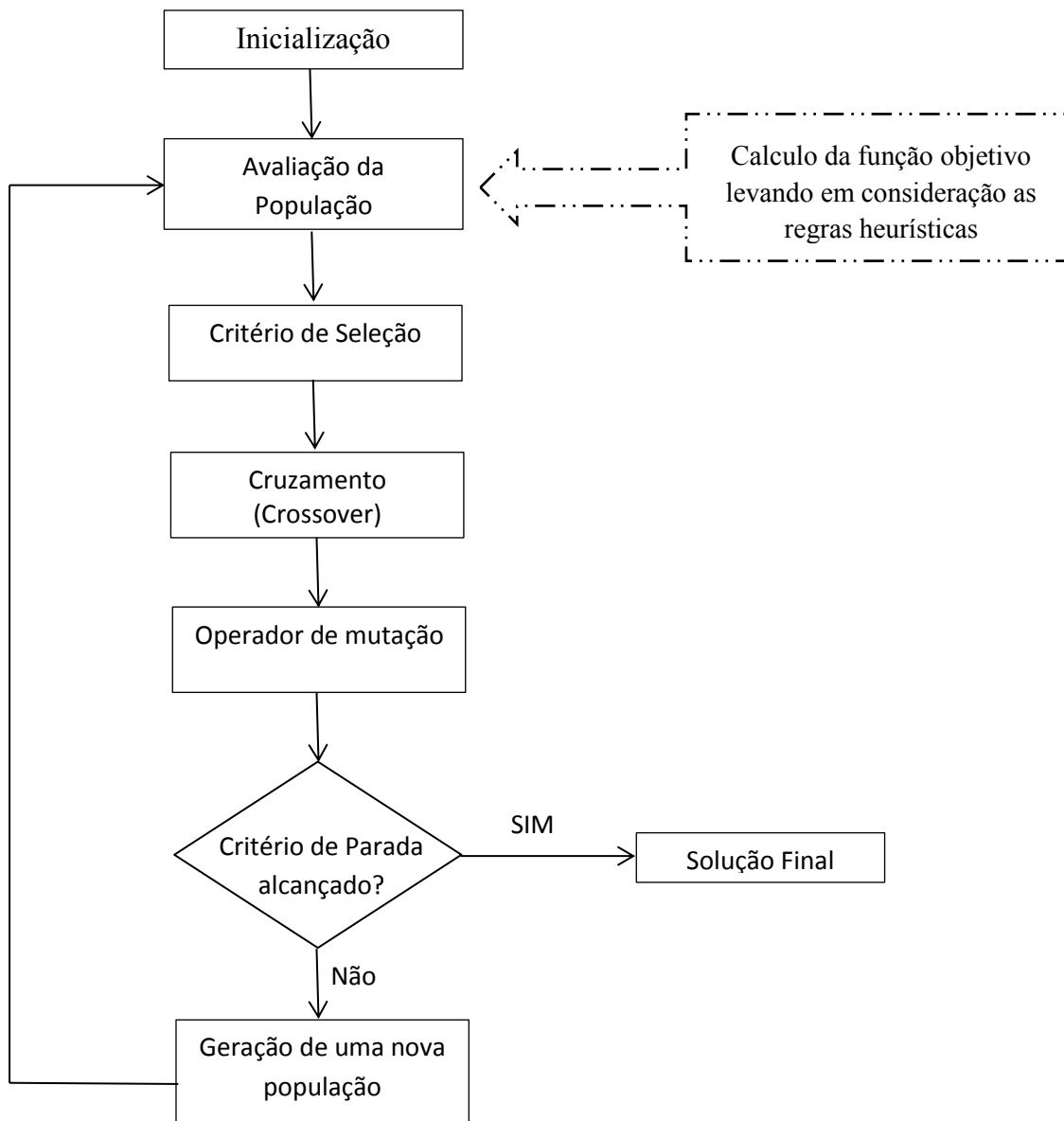
Os valores obtidos permitem ao AG escolher os melhores indivíduos da população e gerar uma nova população, melhorando a sua aptidão geral. Cada ciclo de onde isso acontece é chamado de uma geração. Usando um critério especificado, nós paramos em um de última geração. O critério de parada pode ser, por exemplo, um número de gerações, ou atingir uma dada aptidão. A partir das populações geradas, o melhor indivíduo encontrado é escolhido como a melhor solução para o problema.

A configuração proposta por Holland (1975) e Wu (2014) para a Metaheurística Algoritmo Genético se resume em:

- Inicialização (Formação dos cromossomos);
- Avaliação (função *Fitness*);
- Seleção dos mecanismos;
- Cruzamento;
- Mutação;
- Atualização;
- Finalização;

Homayouni, Tang e Motlagh (2014) propõem seguindo a mesma linha de raciocínio o seguinte procedimento representado pela Figura 9.

Figura 9: Estrutura de funcionamento de um algoritmo genético.

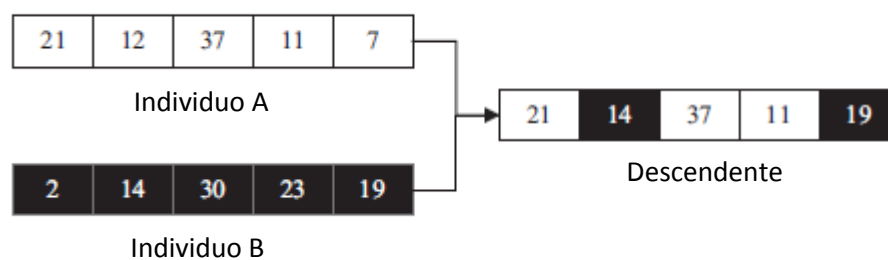


Fonte: Adaptado de Homayouni, Tang e Motlagh (2014)

Segundo Holland (1975), Homayouni, Tang e Motlagh (2014) e D'addona e Teti (2013), a execução do algoritmo pode ser resumida nos seguintes passos:

1. Inicialização: Escolher uma população inicial, essa população é gerada aleatoriamente, objetivando a cobertura do maior espaço de busca para o dado problema;
2. Avaliação: Avaliar a aptidão dos indivíduos da população segundo algum critério estipulado pela função aptidão (função *fitness*);
3. Seleção: Selecionar Indivíduos de melhor valor fitness. Neste processo de seleção, os cromossomos com os maiores valores encontrados na função aptidão, têm maior chance de ser escolhido do que aqueles com baixos valores, criando assim um novo conjunto de soluções denominado população de pais;
4. Cruzamento: Os pares de pais na população intermediária da geração atual são probabilisticamente escolhidos para se comutarem, a fim de reproduzir novos indivíduos. Em busca de aumentar a variabilidade da estrutura, o operador de mutação é aplicado para alterar um ou mais genes de um cromossomo, gerando assim os cromossomos filhos (descendentes) (Figura 10).

Figura 10: Exemplo de operador de crossover



Fonte: Adaptado de Lin et al. (2013)

5. Atualização e Finalização: Passo final que possui a incumbência de verificar se as condições impostas para o encerramento da evolução foram atingidas, retornando para a etapa de avaliação em caso de não atendimento das restrições, ou finalizando a execução em caso onde não consiga mais melhorar a solução já encontrada.

Goldbarg, Goldbarg e Medeiros Neto (2005) e Liang e Juarez (2014) propõem a seguinte representação do Pseudocódigo do Algoritmo Genético.

Procedimento AG

Selecione uma subpopulação

Gerar população inicial de indivíduos

Avaliar o desempenho individual da função

Enquanto (não terminar)

Selecionar o melhor ajuste individual para crossover

Gerar uma nova população através do crossover

Mutar a população de descendentes

Avaliar o desempenho dos descendentes

Substituir os indivíduos menos aptos em gerações anteriores com indivíduos de melhor ajuste na nova população de descendentes

Até que Critério de parada seja satisfeito

Fim *Enquanto*

Fim Procedimento AG

2.6.2 Recozimento Simulado

Recozimento simulado (*Simulated Annealing* - SA) é uma meta-heurística que vem sendo muito utilizada para resolver problemas de grande complexidade, onde pode ser encontrado um grande espaço de soluções e podendo levar a resultados perto do valor de ótimo global (HARIDASS et al., 2014).

Os SAs têm atraído muita atenção devido ao seu sucesso na resolução das mais variadas escalas e complexidade de problemas, tais como: problema do caixeiro viajante, *flow shop scheduling*, dimensionamento de redes, entre outras (DU et al., 2014).

Recozimento simulado foi proposto por Kirkpatrick et al. (1983) é um popular algoritmo probabilístico usado para problemas de otimização. O nome é uma inspiração e vem da metalurgia, representando um dos métodos de tratamentos térmico dos materiais, na qual representa o processo de aquecimento e de resfriamento controlado de um dado material para aumentar o tamanho dos seus cristais e reduzir os seus defeitos. (ASKARZADEH, 2013).

Para Alexandridis e Chondrodima (2014), Askarzadeh (2013), e Glover e Kochenberger (2003) os algoritmos SAs originais, geralmente são expressos na forma de um

vetor de soluções inteiros e reais. O algoritmo é iniciado com uma solução inicial $x \in \Phi$, sendo Φ o espaço de possíveis soluções, previamente selecionadas, com um valor suficientemente grande de T , que caminha por uma ampla região do espaço de busca a procura de uma estabilidade térmica, conseguida após n iterações. Em cada iteração, uma nova solução é gerada pela aplicação de uma variação aleatória a anterior.

A nova solução é avaliada usando a função objetivo e pode ser aceita ou descartada levando-se em consideração a diferença comparada com a avaliação anterior. Em qualquer iteração ($iter$), a solução atual é $x_{novo} \in G(x)$, sendo $G(x)$ a função definida pela vizinhança e o valor de função objetivo correspondente é definido por $f(x)$. A probabilidade de a solução seguinte, $P(iter + 1)$ ser a x_{novo} depende da diferença entre os valores correspondentes de fitness, $\Delta F = f(x_{novo}) - f(x)$, e também da temperatura. Como um resultado, a próxima solução pode ser expressa pela Equação 7: (ASKARZADEH, 2013; ALEXANDRIDIS e CHONDRODIMA, 2014),

$$P(iter + 1) = \begin{cases} x_{novo} & \text{se } \exp\left(-\frac{\Delta F}{T}\right) > t \\ x & \text{caso contrário,} \end{cases} \quad (7)$$

Sendo t um numero aleatório entre $[0, 1]$.

Para o resfriamento, a temperatura T é atualizada pela fórmula $T \leftarrow r \times T$, na qual r representa a razão de resfriamento.

A seguir é apresentado Pseudocódigo básico para SA (PÁRAMOA et al., 2014), na qual algoritmo *Simulated Annealing* usado para minimizar uma função $f(x)$. Este algoritmo tem como parâmetros de entrada uma solução inicial x , uma temperatura inicial T_0 , uma estrutura de vizinhança $G(x)$, e uma razão de resfriamento r :

Início

1. Selecionar maior e menor valor $x \in \Phi$;
2. Selecionar o contador de mudança de temperatura $\alpha = 0$
3. Selecionar uma temperatura inicial $T > 0$;
4. Selecionar uma função de redução da temperatura t ;
5. Selecionar um número de repetições k executadas para cada temperatura t ;

Enquanto ($T > 0$) faça;

 Enquanto ($Iter < T$) faça;

$Iter = Iter + 1$;

 Gerar um vizinho $x \in G(x)$;

 Seja $\Delta f = f(x) - f(x_{inicial})$;

 Se $\Delta f \leq 0$ então

```

x ← xinicial;
Se f(x) < f(xnovo) então;
    x ← xnovo caso contrário;
Se Δf > 0 então x ← xnovo com probabilidade  $e^{-\Delta f/T}$ 
fim-se
fim-enquanto
T ← r x T
Iter ← 0
Fim-enquanto
x ← xnovo Até iter = k
Critérios cumpridos de parada
Fim (SA)

```

2.6.3 Gradiente Reduzido Generalizado

O algoritmo Gradiente Reduzido foi primeiramente introduzido por Wolf (1963) que teve como princípio a resolução de problemas com igualdades. Posteriormente em 1964 o método foi generalizado por Abadie e Carpentier com o intuito de auxiliar na resolução de problemas de programação não-linear com restrições lineares (ALMEIDA, 2001).

O algoritmo do gradiente reduzido generalizado (GRG) pode ser considerado como uma extensão dos métodos de otimização linear para programação não-linear (SANCIBRIAN, 2011). Para Paiva (2006), a utilização do Gradiente Reduzido Generalizado em casos onde as restrições forem de desigualdades, o problema pode ser contornado inserindo variáveis de folga para restrições do tipo $\leq$, ou variáveis de excesso para restrições do tipo $\geq$.

Segundo El Mouatasim, Ellaia e De Cursi (2014), para ser mais preciso, as constantes são linearizadas utilizando a matriz jacobiana Jg de g e a aproximação:

$$g(X) \approx g(X^k) + Jg(X^k)(X - X^k) = 0 + A_k(X - X^k) = 0 \quad (8)$$

A equação pode ser escrita da seguinte forma:

$$B_k x_{B_k} + N_k x_{N_k} = A_k X^k \quad (9)$$

Ao introduzir a seguinte notação $b_k = A_k X^k$, temos:

$$x_{B_k} = B_k^{-1} b_k - B_k^{-1} N_k x_{N_k} \quad (10)$$

A partir deste ponto a procura do vetor d é dada da mesma maneira da forma linear. Devido a não-linearidade das restrições, a igualdade $g(X^{k+1}) = g(X^k + \eta d) = 0$, não permanece, sendo necessária uma ação adicional para restaurar a viabilidade.

No algoritmo GRG é dada uma suposição inicial viável $X^0 \in C$ e a seguinte sequência $\{X^k\}_{k \geq 0} \subset C$ é gerada usando iterações da forma geral.

$$X^{k+1} = Q_k(X^k) = X^k + \eta_k d^k, \quad k = 0, 1, \dots, K \quad (11)$$

sendo que a escolha ótima de η_k é dada por:

$$\eta_k \in \arg \min \{f(X^k \eta d^k) : 0 \leq \eta \leq \eta_{max}\} \quad (12)$$

$$f(x) = \begin{cases} \min_{1 \leq j \leq n} \left\{ \frac{-x_j^k}{d_j^k} : d_j^k < 0 \right\}, & d^k < 0 \\ \infty, & d^k \geq 0 \end{cases} \quad (13)$$

Por fim, temos:

$$f(X^k \eta d^k) \leq f(X^k) \quad (14)$$

2.7. Métodos de Normalização

A grande questão quando se trabalha com otimização com múltiplas respostas é a questão da incomensurabilidade, que para Silva e Marins (2015) trata-se de problemas com diferentes unidades de medidas entre os objetivos, podendo ainda ser contornada com o uso de métodos de normalização.

Segundo Tamiz e Jones (1995) existem muitas técnicas de normalização sendo utilizadas, porém, as mais comuns são: Normalização Euclidiana e Normalização por Porcentagem.

Normalização Euclidiana: consiste na divisão dos coeficientes do modelo pela raiz quadrada da soma quadrática de todos os termos do modelo. Tal fato minimiza o efeito da incomensurabilidade. O problema para esse caso está relacionado com os coeficientes, quando os coeficientes técnicos do modelo são muito pequenos, comparados com os valores alvos, podendo causar distorções nos valores (Equação 15).

$$d_{ij} = b_{ij} / \sqrt{\sum_{i=1}^m b_{ij}^2}, \quad (15)$$

Normalização por Porcentagem: Representa a porcentagem de desvio com relação ao valor alvo, sendo calculado primeiramente dividindo todos os coeficientes pelo valor do lado direito, em seguida multiplicando por 100. Grande problema desse método está em relação ao valor alvo ser muito pequeno.

2.8 Métodos de Aglutinação

Existem métodos de aglutinação que sua estrutura já é formada por um dado tipo de normalização, que é o caso da função *Desirability* e Distância Média Percentual.

2.8.1 Função *Desirability*

Esta estratégia converte um problema de múltiplas respostas em um único conjunto de medidas resolvendo-o como um problema de otimização de uma função-objetivo singular, sendo esses problemas determinados pela função *Desirability*.

A função *Desirability*, proposta inicialmente por Harrington (1965), posteriormente aprimorado por Derringer e Suich (1980), é uma técnica útil para a análise de experimentos em que várias respostas podem ser otimizadas simultaneamente (MONTGOMERY et al., 1996).

Segundo Porocho-Seritan et al. (2011), a função “*Desirability*” em uma abordagem geral consiste em traduzir o desempenho de produtos ou processos em valores d_i que estejam dentro de um intervalo de $0 \leq d_i \leq 1$, sendo que o valor de d_i aumenta quando a i -ésima resposta se aproxima dos limites impostos.

Ela considera as diferentes características de qualidade dos processos ou produtos que estão sendo analisados. Isto é, se quisermos encontrar os níveis dos fatores que levam a um valor máximo a variável resposta é preciso definir $d_i = 1$ para valores altos e $d_i = 0$ para valores baixos da variável resposta. Por outro lado, se o desejado é um valor mínimo da variável resposta, deve-se definir $d_i = 0$ para valores altos e $d_i = 1$ para valores baixos da variável resposta (VASUDEVAN et al, 2014).

Quando um processo não atinge suas metas e fica fora de seus limites de especificação o mesmo recebe valor ‘zero’. Os processos que operam entre os limites de especificação, mas não atingem o valor alvo, recebem valores entre o intervalo $0 \leq d_i \leq 1$ (WU, 2005).

Com base em cada uma das funções *desirability* individuais, em geral é calculada como a média geométrica ponderada entre os valores d_i individuais. Desta forma, o problema

multicritério é reduzido a um problema único critério de otimização D (KARATAPANIS et al., 2011).

Derringer e Suich (1980) modificaram essa função *Desirability* onde definiram três classes das funções em três diferentes tipos de variáveis de resposta que são: NTB, STB e LTB. Para o tipo (*Nominal the Best*) NTB, onde possui as duas restrições: máximo e mínimo para se atingir um valor alvo (Equação 16):

$$d_i = \begin{cases} \left[\frac{\hat{Y}_i - L_i}{T_i - L_i} \right]^s, & L_i \leq \hat{Y}_i \leq T_i \\ \left[\frac{\hat{Y}_i - L_s}{T_i - L_s} \right]^t, & T_i \leq \hat{Y}_i \leq L_s \\ 0, & \hat{Y}_i < L_i \text{ ou } \hat{Y}_i > L_s \end{cases} \quad (16)$$

sendo s e t são valores preponderantes da função *Desirability* onde de uma maneira geral são valores entre 0,01 e 10, L_i e L_s são limites inferiores e superiores respectivamente do especificado para a i -ésima resposta e T_i é o valor alvo.

Para a condição (*Smaller the Best*) STB onde se procura minimizar a variável resposta, a função *Desirability* é definida pela Equação 17:

$$d_i = \begin{cases} 0, & \hat{Y}_i > L_s \\ \left[\frac{\hat{Y}_i - L_s}{a - L_s} \right]^t, & a \leq \hat{Y}_i \leq L_s \\ 1, & \hat{Y}_i < a \end{cases} \quad (17)$$

sendo a é o menor valor possível para a variável resposta $\hat{Y}_i$.

Por fim, quando se deseja a maximização da variável resposta (*Larger the Best*) LTB, a fórmula de transformação empregada é dada pela Equação 18:

$$d_i = \begin{cases} \left[\frac{\hat{Y}_i - L_i}{L_s - L_i} \right]^s, & L_i \leq \hat{Y}_i \leq L_s \\ 0, & \hat{Y}_i < L_i \\ 1, & \hat{Y}_i > L_s \end{cases} \quad (18)$$

Para Pal e Gauri (2010), uma vez que cada variável resposta for convertida para um valor d_i , então a função *Desirability* D pode ser calculada partir da combinação das respostas transformadas através de uma média geométrica individual, tal como descreve a (Equação 19).

$$D = (d_1(Y_1) \cdot d_2(Y_2) \dots d_k(Y_k))^{\frac{1}{k}} \quad (19)$$

Ainda para Pal e Gauri (2010), a função *Desirability* pode ser expressa ainda pela Equação 20:

$$D = d_1^{w_1} \cdot d_2^{w_2} \dots d_j^{w_j} \quad (20)$$

sendo w_j é um dado valor de peso entre $(0 < w_j < 1)$ para a importância da j -ésima variável resposta, sendo ainda que $\sum_1^j w_j = 1$. Com isso, se todas as variáveis respostas são de iguais importâncias, então w_j assumirá o valor de $1/k$, onde k é o numero de variáveis respostas.

Segundo Paiva (2006), quanto mais próximo de 1 estiver D , mais próximas as respostas originais estarão dos seus respectivos limites de especificação, sendo o ponto de ótimo geral do sistema alcançado pela maximização da média geométrica (Equação 19), calculada a partir das funções *Desirability* individuais d_i .

Para Maia (2013) e Mendes (2012), o método *Desirability* apresenta algumas desvantagens tais como: O método ignora a estrutura de variância e covariância ao transformar um método multivariado em um univariado, podendo levar a soluções não realistas. Também não leva em consideração a possível correlação entre as variáveis respostas, além de que, aumentando a não linearidade D com o aumento do numero de variáveis respostas, pode conduzir a soluções viáveis locais.

Por fim, vale destacar que a função *Desirability* é uma técnica que pode fornecer uma visão do desempenho global de um processo específico, considerando diferentes métricas, onde o objetivo comum é sempre alcançar as metas propostas, sendo um meio eficaz de uma otimização simultânea de um problema com múltiplas respostas (RAISSI; FARSANI, 2009).

2.8.2 Distância Percentual Média

A função Distância Percentual Média (DPM) é uma função dada pela distancia do valor obtido a partir da predição de cada variável resposta do modelo matemático com relação a um valor alvo (T_i), dividido pelo mesmo (T_i). Para obter o valor em porcentagem basta multiplicar por 100%. Esse valor alvo varia de acordo com cada variável resposta, onde para casos com múltiplas características de desempenho deve-se fazer a soma de todas as distancias dividindo pelo numero de variáveis respostas, sendo expressa pela Equação 21.

$$DPM = \frac{\sum_{i=1}^p \frac{|\hat{y}_i - T_i|}{T_i}}{p} \cdot 100\% \quad (21)$$

Onde p é dado pelo numero de variáveis respostas utilizado no problema.

2.8.3 Razão Sinal/Ruído

O método Taguchi utiliza a razão S/N para investigar a variação da resposta, resultando na redução da variação da característica de qualidade. De acordo com as características da relação S/N, Taguchi ainda classificou as características de desempenho em três categorias (EQUAÇÕES 22, 23 e 24) (JANG, YE e JIANG 2015):

– **Menor é o Melhor**

$$S/N = -10 \log \left(\frac{\sum_{i=1}^n Y_i^2}{n} \right) \quad (22)$$

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

– **Maior é o Melhor**

$$S/N = -10 \log \left[\sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{n} \right) \left(\frac{1}{Y_i^2} \right) \right] \quad (23)$$

– **Nominal é o Melhor**

$$S/N = 10 \cdot \log \left(\frac{\overline{Y^2}}{S^2} \right) \quad (24)$$

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

Para a análise dos resultados do método Taguchi foi utilizado a razão sinal-ruído (S/N) onde a (S/N) pode refletir tanto a média quanto a variação (dispersão) das características qualitativas sob uma condição julgamento (RANA et al., 2014).

2.8.4 Função Programação por Compromisso (*Compromise Programming - CP*)

A programação por compromisso (CP), introduzido pela Zeleny (1974) e proposto para resolução de problemas multiobjetivo, que consiste em minimizar a soma das distâncias a partir das funções objetivos para predefinidos valores ideais.

Kanellopoulos, Gerdessen e Claassen (2015) Programação por Compromisso (CP) é um método multi-critério de tomada de decisão (MCDM), que se concentra em encontrar a alternativa eficiente que está mais próximo de uma solução ideal.

Programação de compromisso (CP) tem sido amplamente utilizada em diversos campos tais como: finanças, engenharia, gestão, ambiental, etc.

Tseng e Chang (2001) utilizaram CP juntamente com algoritmo genético para a avaliação estratégica de estações de monitoramento da qualidade do ar, já Wu e Chang (2004) utilizaram os princípios da função CP para avaliar um programa de planejamento de produção ideal em resposta à variação dos custos ambientais em um ambiente incerto. Martín et al (2011) propôs a utilização da função CP como um modelo matemático para planejar a estratégia financeira de uma grande empresa, onde o modelo une uma nova filosofia comportamental econômica com problemas de tomada de decisão por múltiplos critérios.

Já Manoliadis (2002) utilizou a função CP para desenvolver um indicador ecológico, em projetos de operações de sistemas de irrigações na Grécia, sendo a função CP responsável pelo desenvolvimento do indicador ecológico, mostrando que esses indicadores ecológicos podem ser incorporados para selecionar alternativas relativas à entrega de água.

Para Jardim (1999), esse método é caracterizado pela tentativa de identificar as soluções as quais podem estar mais próximas de uma solução “ideal”, considerando essa medida como sendo a distancia entre uma dada solução com relação à solução ideal.

De uma maneira geral uma solução ideal é pouco provável que aconteça, porém, essa solução pode vir a ser utilizada para avaliação de possíveis soluções viáveis e atingíveis, uma vez que para a melhor compreensão desse método é necessário definir quais métricas serão utilizadas para a obtenção da distancia (SILVA et al. 2013 e JARDIM, 1999).

Uma das medidas de distancia mais utilizadas é dada pela Equação 25:

$$Min D_i = \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i [Y_i^* - Y_i(x)]^s \right\}^{\frac{1}{s}} \quad (25)$$

sendo $\sum_{i=1}^n \alpha_i = 1$, Y_i^* é o valor alvo (target), α_i o correspondente peso para cada função objetivo e s indica a importância do desvio de cada i – ésima função objetivo em relação ao seu valor ideal $Y_i(x)$, com, $1 \leq s \leq \infty$.

Quando funções objetivo são medidas em unidades diferentes, uma função de escalonamento é usada para obter um mesmo intervalo para cada critério. Na forma genérica, a métrica de distância programação por compromisso é apresentado como segue (ROOZBAHANI, SCHREIDER e ABBASI, 2015):

$$\text{Min } D_i = \left\{ \sum_{i=1}^n \alpha_i \left[\frac{Y_i^* - Y_i(x)}{Y_i^* - Y_i^{**}} \right]^s \right\}^{\frac{1}{s}} \quad (26)$$

sendo $\sum_{i=1}^n \alpha_i = 1$, Y_i^* é o valor alvo (target), Y_i^{**} o pior valor aceitável para a função objetivo, α_i o correspondente peso para cada função objetivo e s indica a importância do desvio de cada i – ésima função objetivo em relação ao seu valor ideal $Y_i(x)$, com, $1 \leq s \leq \infty$.

3 MÉTODOS

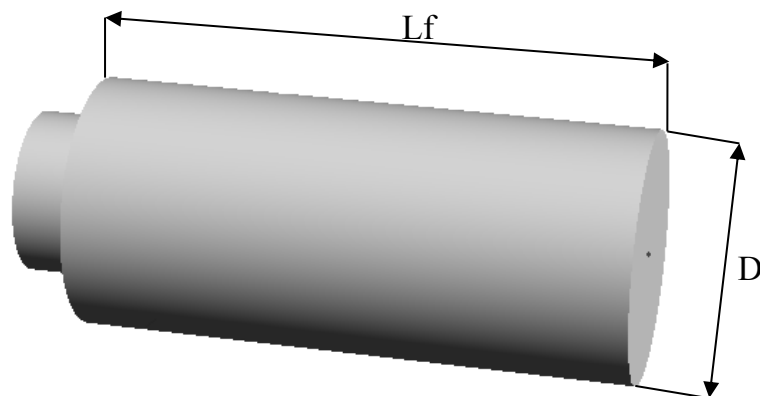
O presente estudo tem como objetivo realizar uma avaliação do comportamento das variáveis respostas quando combinadas entre si, e que venha satisfazer as condições de melhor ajuste do processo de Torneamento Cilíndrico Externo da superliga NIMONIC 80A.

Para tal, foi realizada uma revisão da literatura no banco de dados do portal CAPES – Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior e SCIELO – Scientific Electronic Library Online, em que uma série de artigos nacionais e internacionais de diversos autores, a respeito do assunto, foram analisadas a fim de contextualizar este estudo.

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

Os resultados para Rugosidade e Comprimento de Corte foram obtidos a partir de ensaios de usinagem realizados em um corpo de prova, com diâmetro D (mm) e comprimento de avanço L_f (mm), conforme pode ser observado na Figura 11, onde o critério para término do experimento fica restrito à quebra da ferramenta ou seu desgaste de flanco em 5mm, ou seja, a ferramenta sofrer um desgaste de sua aresta de corte em 5mm, verificado a partir de uma lupa graduada.

Figura 11 - Representação do corpo de prova para uso nas operações de torneamento



Fonte: autor

Os dados foram tratados e avaliados pela estatística tais como Análise de Variância, cálculo de efeitos, regressão e modelagem, bem como testes de normalidade (Anderson – Darling) para as distribuições de medidas nas variáveis dos tratamentos.

Segundo Snedecor e Cochran (1989), uma medida refinada e acurada para detectar desvios da distribuição normal é a estatística Anderson-Darling, sendo que em gráficos de

probabilidade normal, quanto mais próximo os pontos se aproximarem de uma reta, mais próximo de uma distribuição normal o conjunto de valores estará, sendo tal estatística definida como (EQUAÇÃO 27):

$$AD^2 = -n - n^{-1} \sum_{i=1}^n (2i - 1) [\ln(P_i)) + \ln(1 - P_{n+1-i})] \quad (27)$$

Sendo P é a probabilidade que uma variável normal padronizada seja menor do que $(X_i - \mu)/\sigma$; n é o número de amostras; μ é a média da amostra; σ é o desvio padrão da amostra;

No teste de Anderson-Darling, é considerada como normal a distribuição que apresentar p -value maior que 0.05, o que significaria uma probabilidade maior que 5% em cometer erro, ao rejeitar a hipótese de “normalidade” da distribuição em análise (DE MORAES, FERREIRA E BALESTRASSI, 2006).

Albiero et al. (2012) relatam que uma vez que possa existir uma situação onde a distribuição de dados não corresponde a uma distribuição normal, então para estes casos, supor a normalidade ou utilizar a curva normal como referência, certamente se revelarão inadequadas, caso este comum de ser encontrado principalmente quando o numero amostral é muito baixo, podendo acarretar em algumas consequências como pode ser visto na Tabela 5.

Tabela 5: Consequências da suposição incorreta de “normalidade”

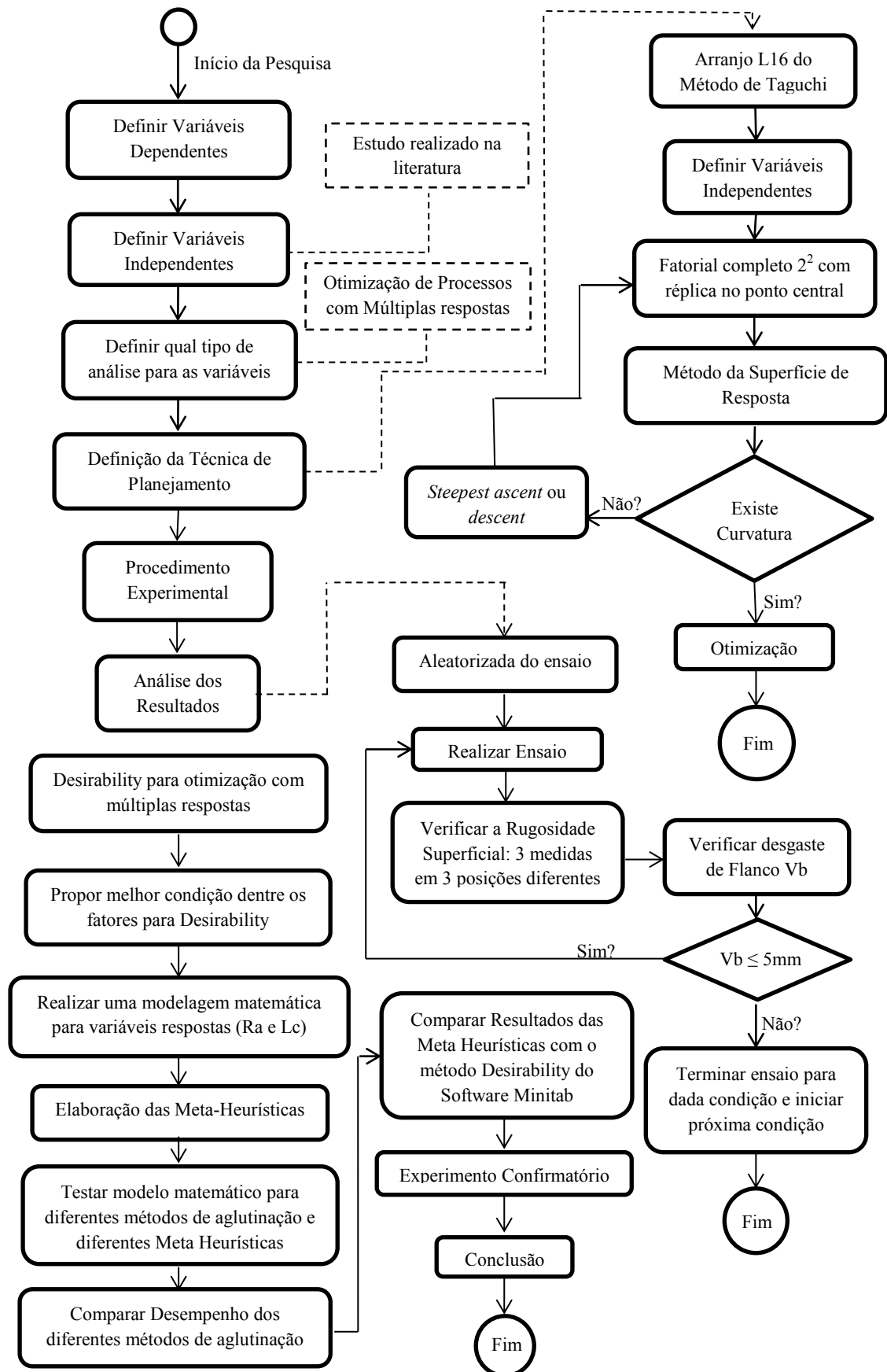
Método Estatístico	Consequências da Não-Normalidade
Controle Estatístico de Processo	Falsas causas especiais detectadas nos gráficos de controle
Seis Sigma	Cálculo incorreto do nível sigma
Teste de Hipóteses	Conclusões incorretas sobre diferenças entre grupos
Análise de Regressão	Identificação equivocada de fatores e erros em predições
Planejamento de Experimentos	Conclusões incorretas sobre importância e efeito dos fatores

Fonte: Adaptado de Albiero et al. (2012)

3.1. Fluxogramas do Trabalho Proposto

Todas as etapas desde as definições das variáveis de interesse até a conclusão dos resultados obtidos a partir dos experimentos de torneamento podem ser vistos a partir do Fluxograma representados pela Figura 12.

Figura 12: Fluxograma das fases de execução do proposto estudo



3.2. Definição do material Nimonic 80A

Para a realização dos ensaios, foi utilizada uma liga a base de níquel, o NIMONIC 80A cuja composição química está especificada na Tabela 6.

Tabela 6- Composição química da liga à base de níquel utilizada no presente trabalho.

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

Fonte: Adaptado de Faria (2007)

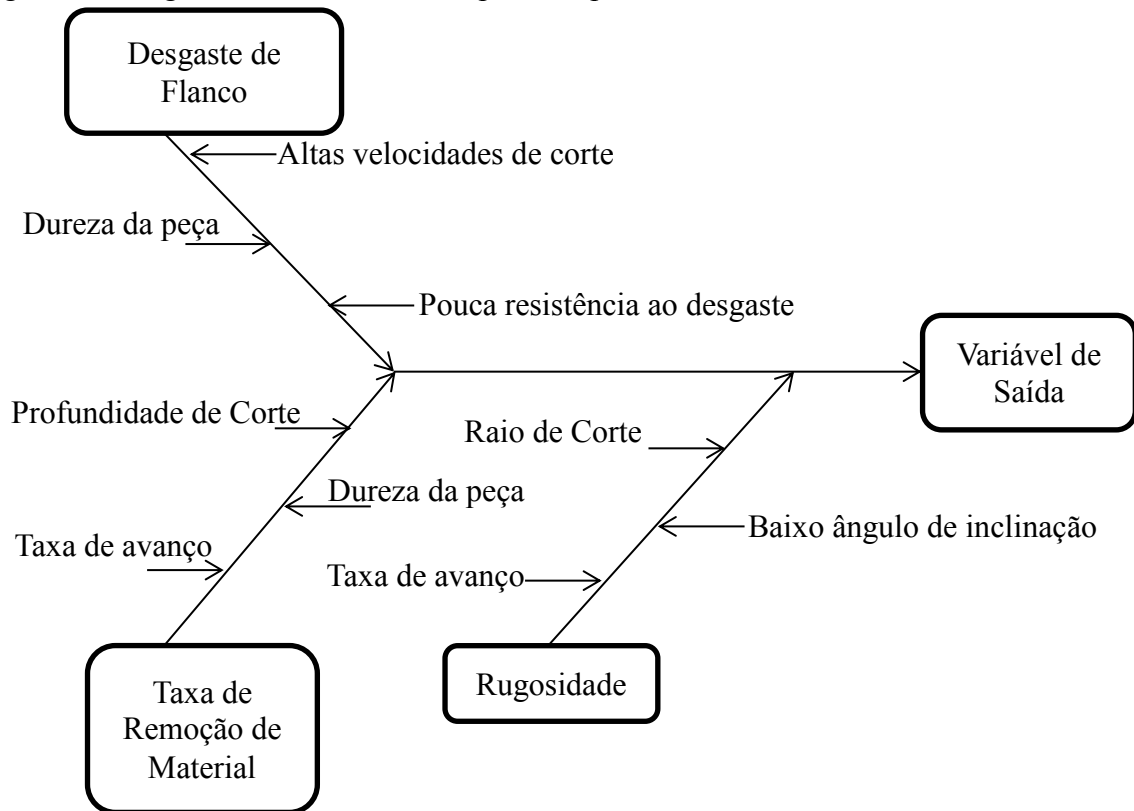
A liga Nimonic 80A nada mais é do que modificações da liga já existente contendo 80% Ni e 20% Cr com adições de titânio e alumínio para viabilizar o endurecimento por precipitação de partículas. Esta liga é classificada como superliga sendo muito utilizada na indústria automotiva, principalmente em válvulas de exaustão, por possuírem grande resistência ao calor a um amplo intervalo de temperatura.

Sua composição química com elevado teor de elementos de liga confere excelentes propriedades mecânicas e térmicas às superligas, mas dificultam a realização da usinagem desses materiais (MARQUES, 2007).

3.3. Parâmetros de usinagem (Variáveis de Entrada)

Segundo Senthilkumar, Tamizharasan e Anandakrishnan (2014), em um estudo com parâmetros de usinagem, foi elaborado um diagrama de Ishikawa para possíveis fatores influenciáveis sobre uma determinada variável de saída, propondo o seguinte diagrama representado pela Figura 13:

Figura 13: Diagrama de Causa e efeito para um processo de torneamento



Fonte: Senthilkumar, Tamizharasan e Anandakrishnan (2014)

Para tanto, a fim de otimizar o processo de torneamento cilíndrico externo e avaliar o comportamento tanto da rugosidade quanto do comprimento de corte, serão considerados os seguintes parâmetros: Velocidade de Corte (v_c), Avanço (f), Profundidade de Usinagem (a_p), Tipo de Pastilha (T_p), Lubrificação (L) e Dureza do Material (dm). Como as ferramentas utilizadas em questão possuem o mesmo raio de corte não foi considerada para análise, em contrapartida foi inserido a variável Lubrificação para averiguar sua efetividade como agente lubrificante e troca de calor mais rápido com o sistema de corte.

Sendo assim, todos os parâmetros e seus respectivos níveis são representados pela Tabela 7.

Tabela 7: Parâmetros de usinagem com seus respectivos níveis

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

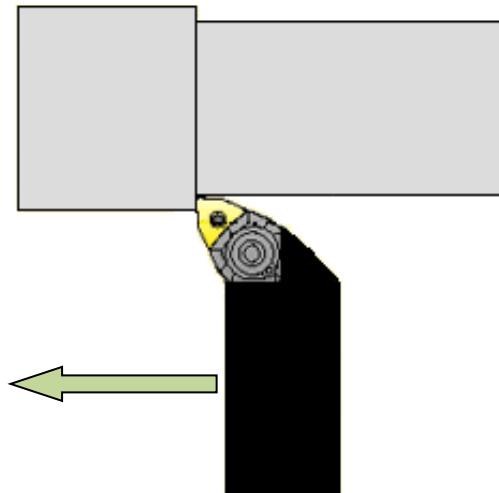
3.3.1. Velocidade de corte

A velocidade de corte (v_c) é a velocidade instantânea do ponto de referência da aresta cortante, segundo a direção a sentido de corte.

3.3.2. Avanço

É o percurso de avanço em cada volta ou em cada curso da ferramenta na direção do movimento de avanço. A taxa de avanço é dada em mm/volta (FIGURA 14).

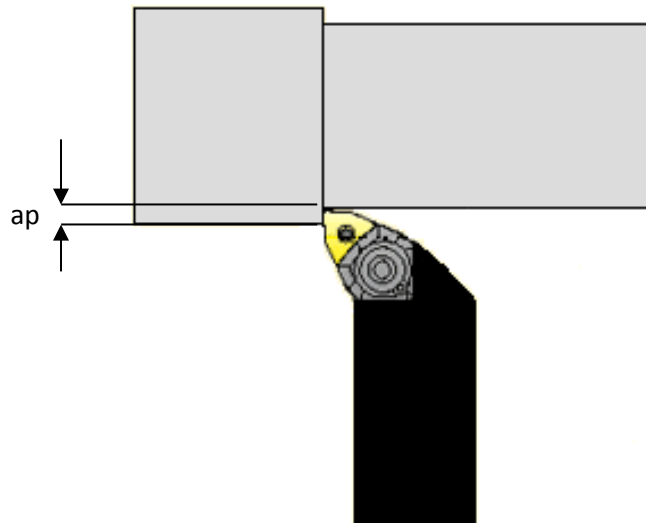
Figura 14— Representação do avanço (f) ao longo do corpo de prova



3.3.3. Profundidade ou largura de corte (a_p)

É a profundidade ou largura de penetração da aresta principal de corte, medida numa direção perpendicular ao plano de trabalho. No torneamento propriamente dito, faceamento, aplainamento, fresamento frontal e retificação frontal, a_p corresponde à profundidade de corte. A profundidade de usinagem é uma grandeza dada em (mm) (FIGURA 15).

Figura 15 – Representação da profundidade (ap) ao longo do corpo de prova



3.3.4. Ferramenta de corte ou Pastilha

A pastilha é o elemento responsável pelo corte do material, devendo possuir algumas características como: elevada dureza a quente, elevada dureza a frio bem superior à da peça usinada, tenacidade para resistir aos esforços de corte e impactos, resistência à abrasão, estabilidade química, entre outros.

As pastilhas podem assumir diferentes formas geométricas. Elas podem também ser classificadas por tipo; face simples, dupla face, com ou sem quebra cavaco.

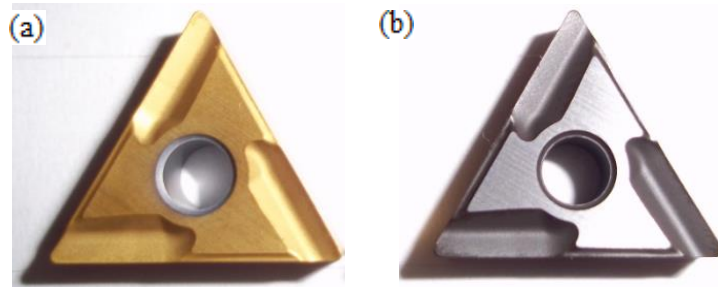
No trabalho em questão, foram utilizados dois tipos de pastilhas ambas com o mesmo tipo de quebra cavaco (-UX), que são:

- TNMG160404R-UX TP2500: Tem como característica uma ampla gama de aplicações de torneamento tanto em aços inoxidáveis, sendo também uma boa opção para ferros fundidos devido sua alta resistência ao desgaste e resistência de aresta.

- TNMG160404R-UX CP250: Possui maior Tenacidade sendo recomendada principalmente em ligas resistentes a altas temperaturas, ou seja, as superligas tais como NIMONIC 80A.

A representação das pastilhas utilizadas nos ensaios de torneamento pode ser vistas na Figura 16.

Figura 16: Representação dos dois tipos de pastilhas de usinagem utilizadas, (a) CP 250 e (b) TP2500.



3.3.5. Lubrificação

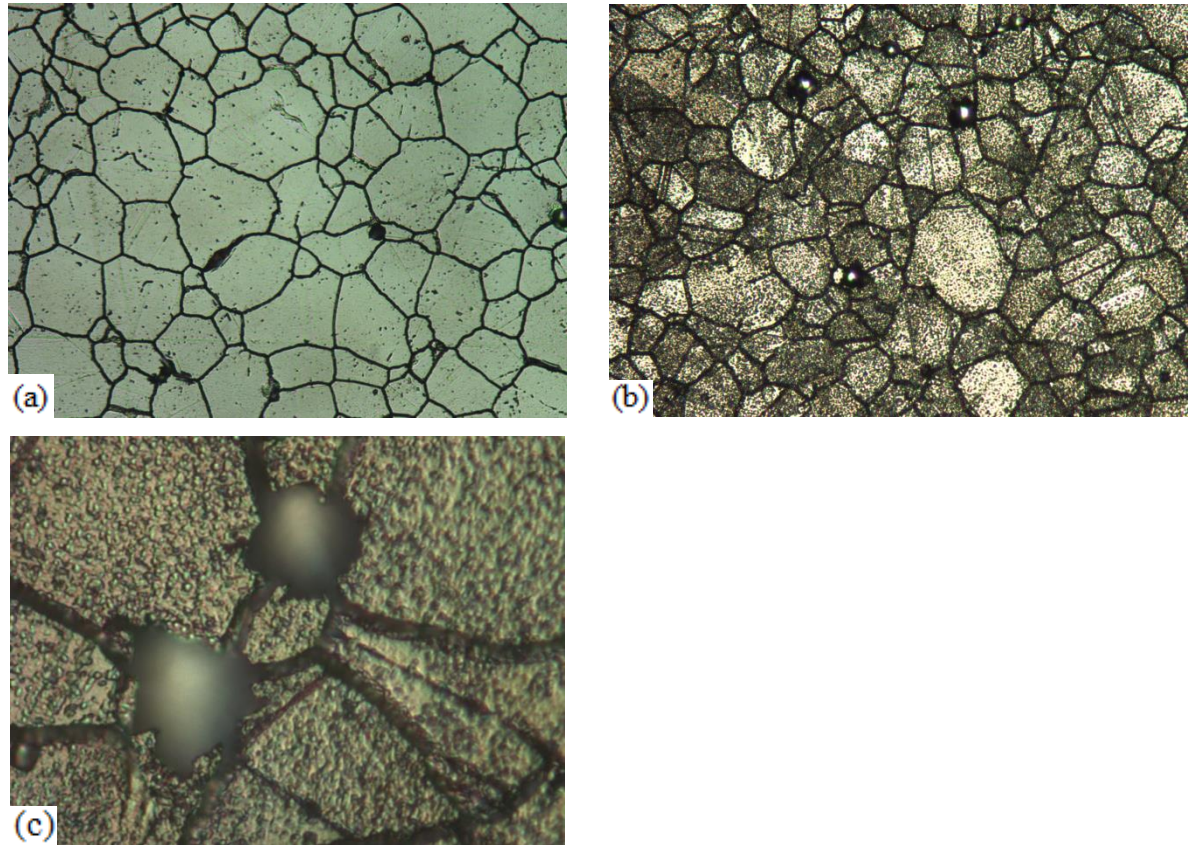
Nos ensaios foi utilizado um fluido de corte desenvolvido para atender às operações de usinagem para metais ferrosos e ligas de alumínio, LUBRAX OP 38 EM. Este fluido consiste de uma microemulsão de concentração de 10% em água. Contém, em sua composição uma mistura de óleos minerais, ésteres, amidas bóricas, tensoativos, biocidas e anti-espumantes. O fluido foi aplicado de forma convencional (abundante) e para os ensaios com a mínima quantidade de fluido foi utilizado LB1000 – ITW.

3.3.6. Dureza do Material

A dureza do material foi considerada como sendo a maneira com que o material foi processado, uma vez que foi trabalhado com a liga Nimonic 80A solubilizado (35 a 36 Hc) e laminado a quente (33 a 35 Hc), proporcionando duas características diferentes para o material, sendo valores estes fornecido pela Villares Metals S.A.

Sua microestrutura típica pode ser vista na Figura 17, foi feita pelo microscópio óptico, modelo Epiphot 200, Nikon.

Figura 17: Representação da microestrutura característica do Nimonic 80A em que (a) é o Laminado a quente com ampliação de 200x, (b) Solubilizado e envelhecido com ampliação 200x e (c) foto do solubilizado com ampliação 1000x.



3.4. Variáveis Respostas (Variáveis de Saída)

Após serem definidos os parâmetros de entrada, ou variáveis independentes, os critérios escolhidos como variáveis respostas, ou variáveis dependentes, a serem otimizadas serão o Comprimento de Corte (Lc) e a Rugosidade Média (Ra).

Para Faria (2007) a medida do Lc é uma forma eficaz de se analisar a vida da ferramenta nas dadas condições e para Ozel e Karpas (2005) na usinagem de peças, a qualidade da superfície é um dos requisitos mais especificados pelos clientes, sendo a principal indicação de qualidade da superfície de peças usinadas é rugosidade da superficial (Ra).

3.5. Elaboração do modelo de Taguchi

Após serem definidos os parâmetros a serem estudados, dependentes e independentes, foi realizado um estudo para saber qual a melhor configuração do arranjo ortogonal de Taguchi que comportasse os parâmetros a serem estudados. Para isso foi necessário o auxílio da Tabela 8:

Tabela 8: Arranjos Ortogonais Padrão de Taguchi

Arranjo Ortogonal	Número de Experimentos	Número de Fatores	Máximo Número de Colunas na Matriz			
			2 Níveis	3 Níveis	4 Níveis	5 Níveis
L ₄	4	3	3	-	-	-
L ₈	8	7	7	-	-	-
L ₉	9	4	-	4	-	-
L ₁₂	12	11	11	-	-	-
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	-	-

Fonte: Adaptada de Dos Santos (2007)

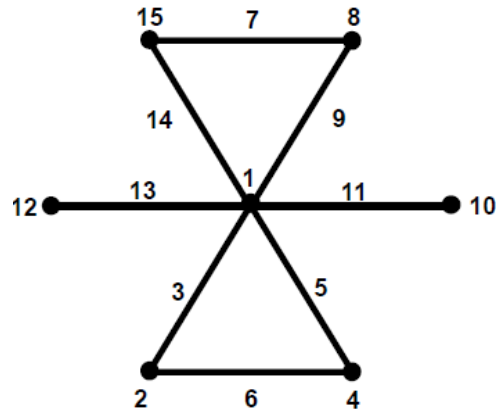
A Tabela 8 representa os tipos de arranjos experimentais de Taguchi bem como o número de experimentos a serem realizados, número máximo de fatores utilizáveis bem como os níveis que os fatores podem ser trabalhados, todos variando de acordo com o arranjo ortogonal disponível.

Tendo feito a análise da Tabela 8 comparando com o número de fatores bem como os níveis expostos na Tabela 7, a melhor escolha foi o arranjo ortogonal L₁₆ (Tabela 8), sendo possível utilizar até 15 fatores com 2 níveis, que proporciona uma configuração com um número suficiente de ensaios para as condições e níveis desejados, bem como avaliação de um maior número de interações.

Para a alocação dos fatores em suas respectivas colunas dentro do arranjo experimental L₁₆ mostrado na Tabela 8, foi utilizada a Figura 18 que representa o gráfico

linear que tem como finalidade mostrar quais colunas os fatores devem ser alocados, bem como quais interações é possível estudar.

Figura 18: Gráfico Linear para Arranjo de Taguchi L16



Feito a análise com o auxílio da Tabela 7 e Figura 18, pode-se construir a Tabela 9, que representa o arranjo experimental de Taguchi L_{16} , para que seja alocado os fatores em suas respectivas colunas, bem como suas interações.

Tabela 9: Arranjo ortogonal L16 para 2 níveis

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

A partir dos resultados obtidos no processo de usinagem, as etapas seguintes foram as de calcular as médias, a razão Sinal/Ruído (S/N) e seus respectivos efeitos. Como último passo do método de Taguchi, foi realizada a análise de variância (ANOVA), onde a mesma foi utilizada para testar a significância dos efeitos, e para isso foram utilizados dois *softwares* estatísticos, Minitab® 16 e Statistica 7.0.

3.6. Ensaio de Torneamento

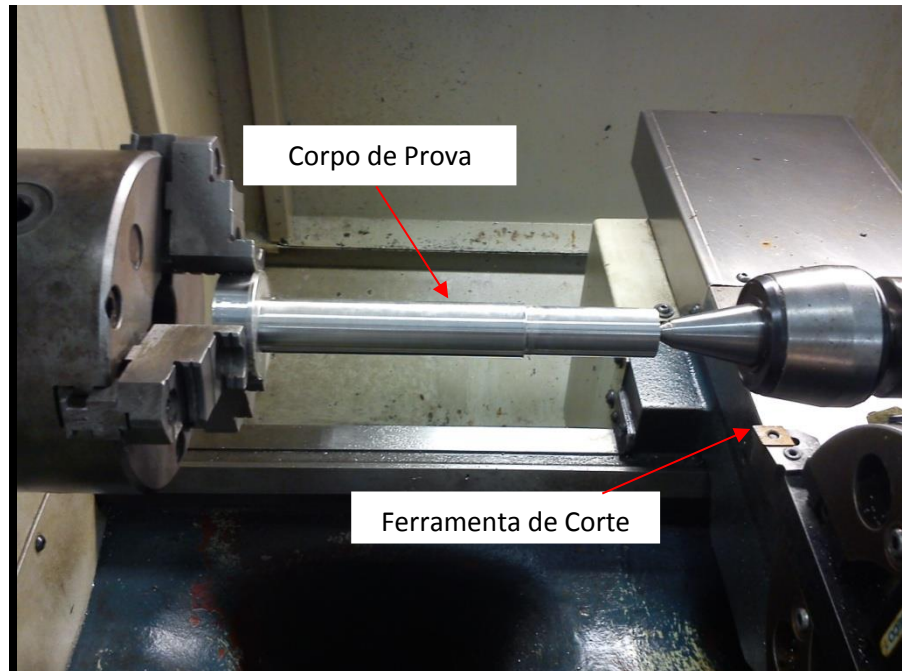
Os ensaios foram do tipo torneamento cilíndrico externo, sendo assim realizados em um torno CNC CENTUR 30S, marca ROMI de 25 a 3500 rpm, com potência de 10 kW, pertencente ao Departamento de Materiais e Tecnologia, Faculdade de Engenharia, Campus de Guaratinguetá, UNESP (FIGURA 19).

Figura 19 - Torno CNC Romi CENTUR 30S utilizado para a realização dos ensaios



A peça foi fixada por meio de três castanhas, apertadas simultaneamente com o auxílio de uma chave. A ferramenta (pastilha) foi presa na porta ferramenta. A máquina foi ajustada no modo automático, conforme parâmetros pré-determinados. Em seguida, liga-se o torno, posiciona-se a ferramenta na posição para zerar o anel graduado, aprofunda a ferramenta no diâmetro dado e inicia o processo como representando na Figura 20.

Figura 20 - Representação do ensaio de torneamento cilíndrico externo



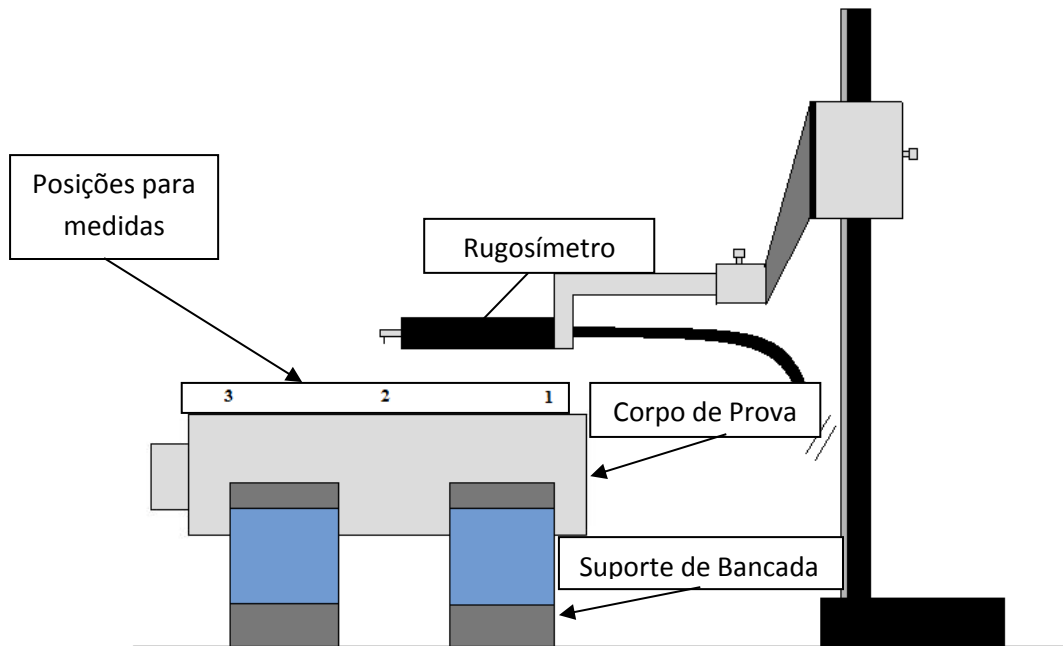
Para realizar o torneamento foi necessário efetuar a regulagem da máquina de acordo com os parâmetros pré-estabelecidos encontrados nas Tabelas 7 e 9, como por exemplo a condição experimental 2: o fator A deve ser ajustado no nível baixo, fator B nível baixo, Fator C nível alto, Fator D nível alto, Fator E nível alto e Fator F nível baixo, ou seja, velocidade de corte deve ser ajustado em 90m/min, avanço em 0,12mm/revol., profundidade em 1,6mm, pastilha CP250, lubrificação MQF e material solubilizado respectivamente.

Todo o processo foi conduzido em ciclos, em que cada ciclo terminava quando fosse atingido o comprimento de avanço máximo (L_f), ver Figura (11), onde a partir daí era retirada a peça do torno e analisada a rugosidade da superfície do corpo de prova.

Os ensaios de usinagem foram realizados em um corpo de prova da liga, com diâmetro médio de 54 mm e comprimento de avanço médio de 190 mm, de acordo como recebido.

A rugosidade da peça foi avaliada após cada etapa do processo empregando-se um rugosímetro Mitutoyo SURFTEST-301, pertencente ao Departamento de Materiais e Tecnologia, Faculdade de Engenharia, Campus de Guaratinguetá, UNESP, em que a Figura 21 é uma representação esquemática do sistema de medição.

Figura 21: Representação esquemática das medições de rugosidade



O processo de medição da rugosidade iniciou-se após a realização de cada ciclo de torneamento, onde a peça é retirada do torne e levada até uma bancada de medição onde se encontra o rugosímetro (Figura 21).

Colocado o corpo de prova em um suporte de bancada (Figura 21), foram tomadas 3 posições de medida, posição de 1 a 3, onde para cada posição foram tomadas 3 medidas de pontos diferente da mesma posição girando aproximadamente 120^0 o corpo de prova.

As durações de todos os ensaios ficaram condicionadas ao desgaste de flanco das ferramentas, para garantir que todas as condições experimentais tenham as mesmas limitações quanto à vida da ferramenta. Esse método possibilita o estudo da progressão do desgaste e do comportamento da rugosidade entre todas as etapas dos ensaios.

Os experimentos foram conduzidos de forma que fixado o valor de desgaste de flanco (VB) em 0,5mm, ou seja, a sequência de experimentos para cada condição experimental encerraria apenas no momento em que a ferramenta atingisse o desgaste de 0,5mm, sendo mensurável a partir de uma lupa (8x) graduada em 0,1mm. Caso o desgaste da ferramenta não atingisse o valor de 0,5mm de desgaste, um novo ciclo de torneamento seguia sendo realizado.

Para a obtenção dos resultados de L_c , foi utilizada a Equação 28.

$$L_c = \frac{L_f \cdot \pi \cdot D}{f \cdot 1000} \text{ (m)} \quad (28)$$

sendo Lf dado pelo comprimento de avanço, D o diâmetro do corpo de prova cilíndrico e f o avanço utilizado.

3.7. Planejamento da MSR

A abordagem geral do Método da Superfície de Resposta (MSR) foi desenvolvida no início da década de 50 por Box e Wilson, tendo como base de aplicação a indústria química em que foi obtido considerável sucesso (LIMA, 2006).

O MSR é um método comumente utilizado no processo de otimização, em que se pode prever o efeito de cada um dos parâmetros experimentais em uma saída de resposta definida, bem como a localização de todas as interações entre os parâmetros experimentais (BAS; BOYACI, 2007; COWPE et al., 2007)

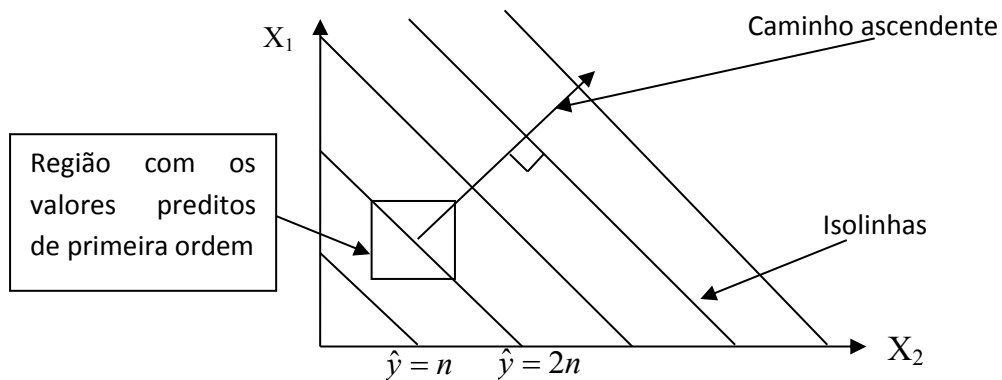
De acordo com Aslan (2008), Montgomery (2001) e Dutra (2007) o método da Superfície de Resposta é uma coleção de métodos estatísticos e matemáticos que são úteis para modelar e analisar problemas dentro de um contexto de processo, tendo como objetivo principal estimar o valor da resposta dentro do intervalo de variação definido para as variáveis envolvidas no estudo.

A MSR consistiu na construção da matriz do projeto dos fatores do experimento segundo o fatorial completo 2^2 com replica no ponto central, utilizando os 2 fatores mais significantes no processo, dado pela análise de variância (ANOVA) do método de Taguchi.

Montgomery (2001) propõe alguns passos, porém será utilizado apenas depois de ser realizado um estudo exploratório sobre quais fatores são mais influentes no processo, a partir daí tem-se:

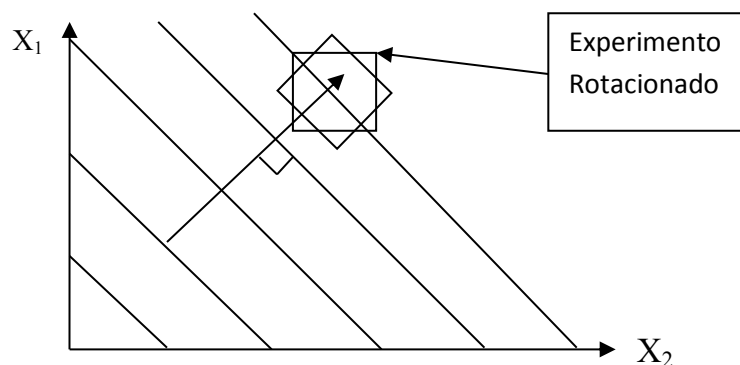
- 1- Planejar fatorial completo 2^2 com os dois fatores mais influentes do processo realizando réplicas no ponto central.
 - 2- Cálculo dos efeitos dos fatores, obtendo o modelo matemático e realizar o teste de curvatura, teste negativo para curvatura, significa estar afastado do ponto ótimo, consequentemente modelo linear.
 - 3- Caso não haja curvatura programar experimento no caminho de máxima curvatura (*steepest ascent or descent*). Repetir procedimento até obter a condição desejada
- Figura 22 e 23.

Figura 22: Representação do experimento para o caminho de máxima curvatura



- 4- Teste para curvatura positivo, executar experimento estrela (rotacionado) para obter-se o modelo quadrático.

Figura 23: Representação do experimento rotacionado



- 5- Simular o modelo quadrático obtido e encontra o ponto ótimo.

Após realizar o planejamento do experimento fatorial completo, o próximo passo foi o cálculo dos efeitos a fim de obter o modelo matemático para que possa ser encontrado o ponto ótimo, realizando testes de curvatura para verificar se o arranjo entre as variáveis controláveis estão próximas do ponto de melhor resultado esperado para as variáveis respostas.

No caso proposto, o teste será realizado analisando-se graficamente a presença de curvatura da área do gráfico plotada pelas duas variáveis mais influentes no processo, juntamente com uma réplica no ponto central.

Se o teste de curvatura resultar em um gráfico planar, isso significará que o ponto ótimo encontra-se longe do ponto em que foi retirado os resultados, porém se a área gráfica

resultar em uma região não planar, temos o indício de que o arranjo dos parâmetros estudados está próximo da região de melhor ajuste, valendo ressaltar que esses procedimentos foram realizados para ambas as respostas: comprimento de corte e rugosidade separadamente.

3.8. Método de Análise dos Resultados Simultâneos

Por fim, para a otimização dessas respostas foi utilizado o método “*Desirability*”, proposto por Hurrington (1965), para os dois métodos, que consiste em uma análise de experimentos em que várias respostas podem ser otimizadas simultaneamente.

Para a realização das análises estatísticas e método de otimização, foram utilizados os softwares Statistica 7.0 e Minitab® 16, sendo o minitab o responsável pela otimização utilizando o método *Desirability*.

Para a otimização utilizando Algoritmo Genético foi utilizado o *software* Microsoft Excel® cujo aplicativo Solver será responsável pela solução do problema. Já o OptQuest é uma ferramenta do software CrystalBall, que também é um Software complementar ao software Excel® mas o objetivo principal é resolver problemas de otimização utilizando-se do Algoritmos Genéticos, Busca Tabu e *Scatter Search*, estabelecendo assim um algoritmo híbrido (LAWRENCE et al., 2007).

Todos os método de procura foram testados com os diferentes métodos de aglutinação, tais como:

- Distância percentual média
- Programação por Compromisso
- Função Sinal Ruído
- Função *Desirability*

As análises dos resultados obtidos serão realizadas no capítulo a seguir, onde será proposto as melhores condições de ajuste no processo, bem como comentários sobre os desempenhos das meta-heurísticas e seus respectivos métodos de otimização para o processo de usinagem estudado.

Para a meta-heurística AG e GRG, buscou-se utilizar dos quatro métodos de otimização (CP, SN, DPM e *Desirability*) para a otimização do processo. O software utilizado para tal foi o Excel®, versão 2010 por meio da utilização da ferramenta Solver => (algoritmo evolucionário e GRG).

Para a aplicação deste método 3 etapas foram necessárias:

- Especificações das Restrições (Tabela 10):

Tabela 10: Restrições das variáveis para AG

Restrições para Algoritmo Genético					
y1	>	300	E	<=	1
y2	>=	0	E	int	
y2	<=	1	F	>=	-1
A	>=	-1	F	<=	1
A	<=	1	F	int	
B	>=	-1			
B	<=	1			
C	>=	-1			
C	<=	1			
D	>=	-1			
D	<=	1			
D	int				
E	>=	-1			

- Variáveis de decisão (Tabela 10):

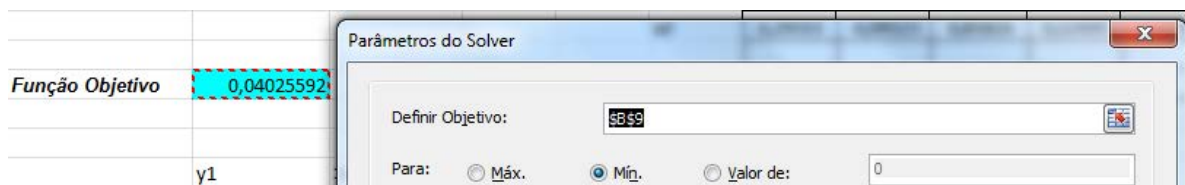
Tabela 11: Variáveis de decisão para o início de AG

	A	B	C	D	E	F
Variáveis de Decisão/Fatores	0	0	0	0	0	0

Para as Variáveis de Decisão, foram tomados os valores iniciais de Zero para todos a fim de garantir o mesmo início para todas as situações. São as variáveis a serem otimizadas a fim de encontrar o melhor arranjo experimental.

- Função objetivo: Associada aos métodos de aglutinação para a otimização (CP, SN, DPM e *Desirability*) (FIGURA 24).

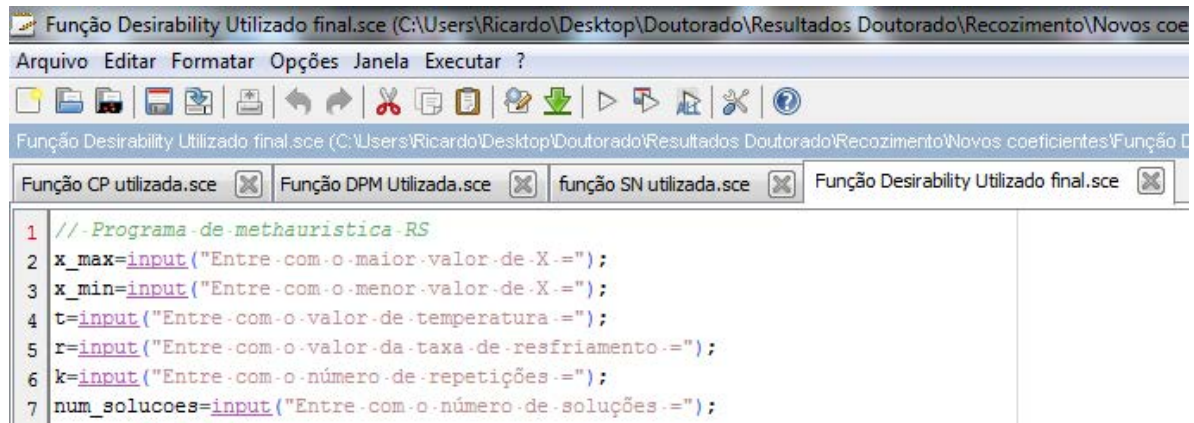
Figura 24: Representação da definição da função Objetivo utilizando solver.



Para a função *Desirability* utiliza o critério maximizar, por procurar valores entre 0 e 1, sendo os ideais os valores mais próximos de 1. Já no caso da função CP, SN e DPM, todas devem ser minimizadas.

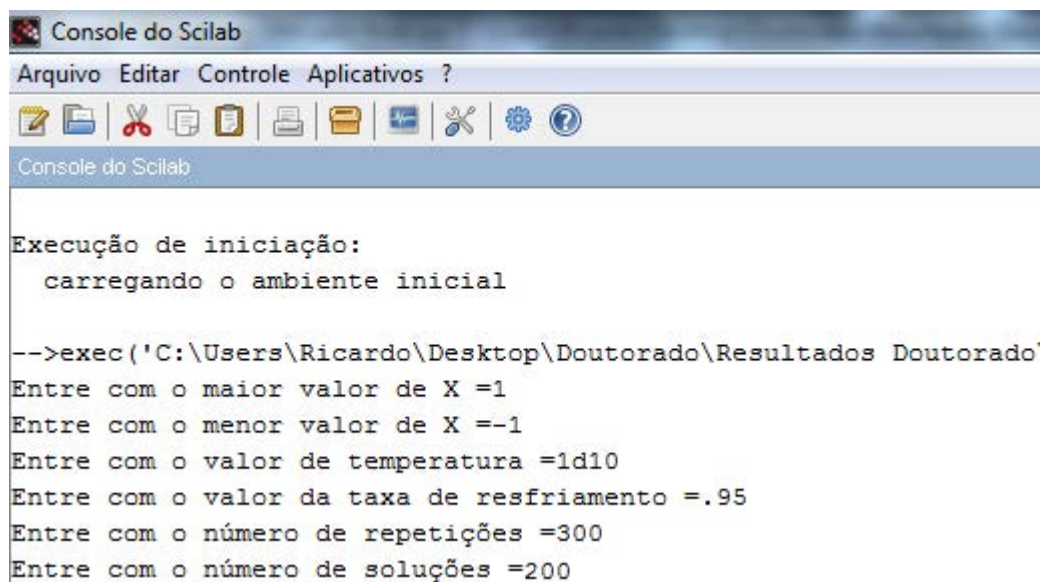
Para as Meta-Heurística SA foi utilizado do Software Scilab, sendo a plataforma Scinote do software a responsável pela elaboração do algoritmo (Apêndice A, B, C e D), podendo ainda ser observado pela Figura 25.

Figura 25: Representação da plataforma Scinote do software Scilab



Ao clicar no ícone executar, a seguinte tela irá surgir ao qual deverá inserir os dados como pode ser observado na Figura 26, sendo que a partir daí o software rodará as simulações.

Figura 26: Representação dos dados de entrada para o Recozimento Simulado



4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Todos os ensaios foram conduzidos a partir das condições de corte sugeridas pelo catálogo do fabricante de ferramenta, representadas pelas variáveis B e C, sendo que a variável A é a única a estar acima do especificado para o estudo com o dado material.

O procedimento experimental foi conduzido utilizando duas repetições para cada experimento, considerando que cada repetição já representa a média de uma amostra para $Ra(\mu m)$, cujo procedimento de medição foi estabelecido anteriormente no Capítulo 3.

Utilizando os parâmetros de corte apresentados na Tabela 7 e realizando os experimentos nas condições definidas pela Tabela 8 do arranjo de Taguchi, pode-se então construir a Tabela 12, onde se observam os resultados obtidos tanto para a rugosidade (Ra) quanto para o comprimento de corte (Lc).

Tabela 12: Resultados obtidos com os experimentos de torneamento cilíndrico

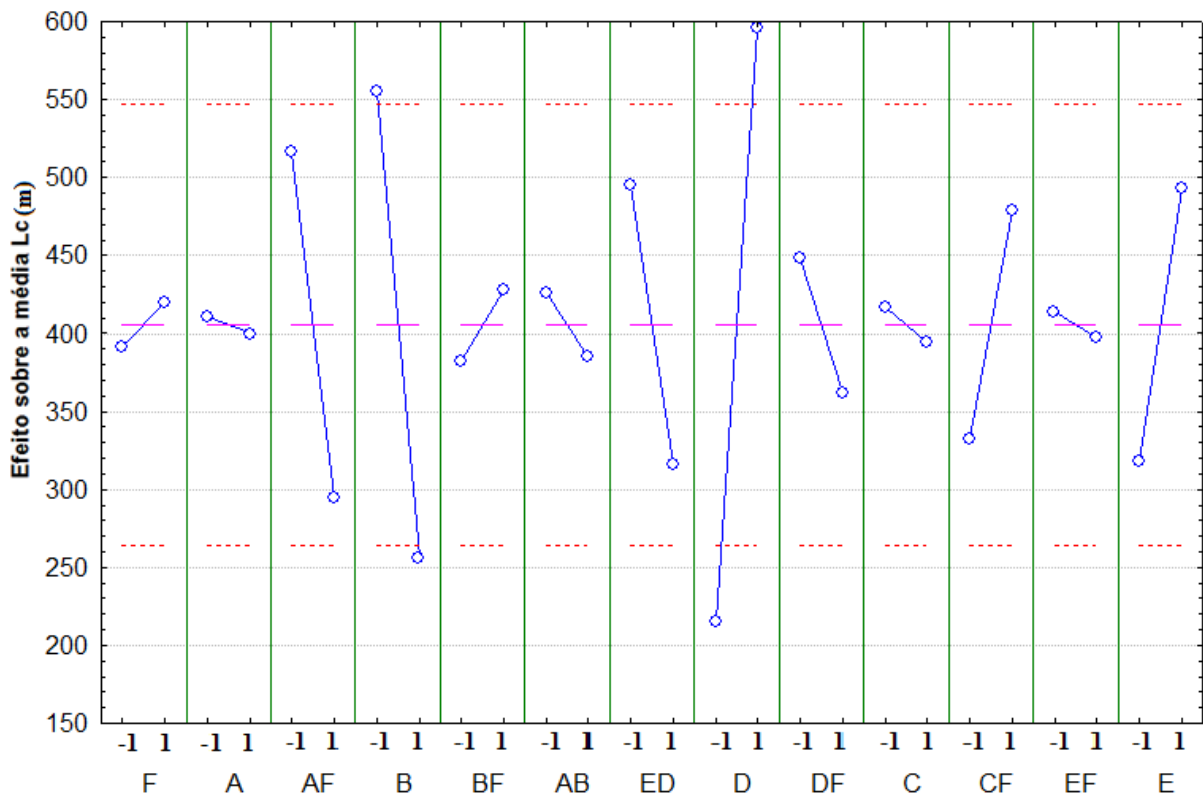
	Colunas						Ra1 (μm)	Ra2 (μm)	Lc1 (m)	Lc2 (m)
	1	2	4	8	10	15				
Experimento	F	A	B	D	C	E				
1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1,88	1,74	483,9	302,8
2	-1	-1	-1	1	1	1	1,51	1,93	975,3	1215,4
3	-1	-1	1	-1	-1	1	3,32	3,73	241,3	166,5
4	-1	-1	1	1	1	-1	2,4	3,08	392,9	283,1
5	-1	1	-1	-1	1	1	1,39	1,73	245,3	203,0
6	-1	1	-1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

4.1. Variável Resposta Comprimento de corte

4.1.1. Comportamento de Lc em relação à Média

Com os resultados da Tabela 12 e o auxílio do software estatístico Statistica 7.0 foi possível elaborar a Figura 27 que representa os efeitos de cada fator e interação em relação a variável resposta Lc, na qual quanto maior valores de Lc melhor para o processo.

Figura 27: Efeito dos fatores sobre a média Lc



Na Figura 27, são listados os efeitos que cada fator exerce sobre a variável resposta, sendo demonstrada em valores médios, onde nitidamente pode ser observada uma diferença de amplitude entre os níveis dos fatores B (avanço) e D (tipo de pastilhas), em relação aos demais fatores, sendo ainda os únicos fatores a excederem a barreira de $\pm 2\sigma$ (desvio padrão), levando a conclusão de serem os dois fatores mais influentes em relação ao Lc.

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

É possível ainda identificar na Figura 27, forte influência de interações entre alguns fatores, tais como: velocidade de corte x dureza do material, tipo de pastilha x lubrificação e profundidade de usinagem x dureza do material.

Para tanto, ao observar a Figura 27, ao se ajustar os parâmetros tipo de pastilha e lubrificação ambos para o nível alto, em média pode-se alcançar maiores valores de comprimento de corte, já para o fator avanço, é necessário utilizar ao nível baixo, ou seja,

para se alcançar maiores valores de Lc deve-se utilizar a ferramenta CP250 e lubrificação abundante, juntamente com a variável avanço em 0,12mm/revol.

Porém, para se realizar a análise de quais fatores e interações realmente exercem alguma influência no processo de torneamento, ou seja, que realmente tenha significância estatisticamente comprovada, foi utilizado a ferramenta estatística ANOVA (Análise de Variância), sendo o grau de confiança da influência de cada fator determinado por meio do teste F. A análise dos resultados obtidos está sendo apresentada na Tabela 13.

Tabela 13: Análise de Variância para o Lc em relação à média

Fatores	Seq SS	DF	Adj Ms	F	P
F	6407	1	6407	0,16063	0,693296
A	940	1	940	0,02357	0,879682
AF	393567	1	393567	9,86716	0,005646
B	718880	1	718880	18,02309	0,000487
BF	16640	1	16640	0,41717	0,526501
AB	13160	1	13160	0,32993	0,572812
ED	255451	1	255451	6,40445	0,020926
D	1160933	1	1160933	29,10586	0,000040
DF	60026	1	60026	1,50492	0,235721
C	4143	1	4143	0,10387	0,750945
CF	171728	1	171728	4,30540	0,052604
EF	2215	1	2215	0,05552	0,816380
E	246607	1	246607	6,18271	0,022942
Erro	717959	18	39887		

Por meio do teste F pode-se afirmar com 95% de confiança que os fatores: avanço, tipo de pastilha e Lubrificação exercem grande influencia sobre a variável resposta comprimento de corte. No caso de todos os fatores que apresentarem valores de *p-value* muito próximo do desejado ($p \leq 0,05$) para o dado nível de significância, são considerados como sendo fatores significantes.

A partir dos resultados da Tabela 13, foram tomados os dois fatores mais influentes no processo que foram os fatores B (avanço) e D (tipo de pastilha) o comportamento do Lc em função dos fatores avanço e pastilhas, em que se pode concluir que quanto menor o avanço utilizado no ensaio de torneamento, utilizando a pastilha CP250, maior será o comprimento de corte. Isso se deve ao fato da pastilha CP250 possuir maior resistência a abrasão e consequentemente ao calor, prolongando assim a vida da ferramenta e proporcionando um maior comprimento de corte.

De fato, a ferramenta teve grande importância no processo, uma vez que a ferramenta modelo TP2500 é uma ferramenta produzida para usinagem de aços inoxidáveis, sendo empregados também em ferros fundidos, ao passo a CP250 é uma ferramenta específica para o tipo de material utilizado nos experimentos, ou seja, feitos para a usinagem de superligas, tais como a NIMONIC 80A cuja característica é a de possuírem grande resistência ao calor.

Essa resistência ao calor afeta negativamente a vida da ferramenta, fazendo com que o calor gerado no sistema ferramenta material não seja dissipado, sendo transmitido para a ferramenta, formando uma região de elevada temperatura ao redor da aresta de corte, reduzindo assim o tempo de usinagem da ferramenta devido a perda precoce da aresta de corte.

4.1.2. Comportamento de Lc em relação à Razão S/N

Os resultados foram analisados também em relação ao S/N. Como a variável resposta desejada é um maior comprimento de corte, logo, a equação proposta por Taguchi para o cálculo da relação S/N a ser utilizada foi a de acordo com a relação "Maior é melhor" (Ross, 1996). Os resultados dos efeitos sobre a relação S/N são mostrados na Figura 28, sendo ainda a análise de variância realizada para os efeitos de S/N mostrada pela Tabela 14.

Figura 28: Efeito dos fatores sobre a razão S/N em relação a Lc

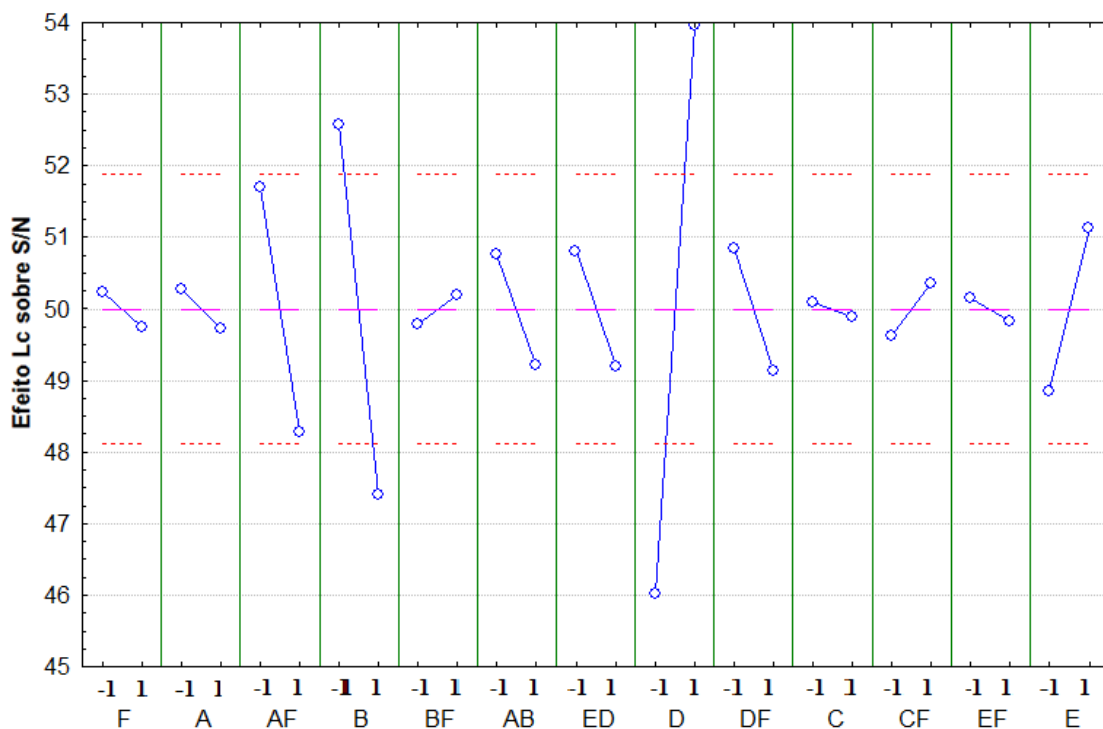


Tabela 14: Análise de Variância para o Lc em relação ao S/N

Fatores	Seq SS	DF	Adj Ms	F	P
F	1,9600	1	1,9600	0,27695	0,605129
A	2,3979	1	2,3979	0,33883	0,567725
AF	93,7251	1	93,7251	13,24386	0,001876
B	214,7485	1	214,7485	30,34513	0,000031
BF	1,3144	1	1,3144	0,18573	0,671613
AB	19,5478	1	19,5478	2,76222	0,113831
ED	20,7234	1	20,7234	2,92833	0,104215
D	504,0898	1	504,0898	71,23062	0,000000
DF	23,2330	1	23,2330	3,28295	0,086721
C	0,3639	1	0,3639	0,05143	0,823155
CF	4,2781	1	4,2781	0,60452	0,446956
EF	0,8614	1	0,8614	0,12172	0,731226
E	41,0745	1	41,0745	5,80405	0,026916
Erro	127,3836	18	7,0769		

Comparando os efeitos dos fatores em relação à média (Figura 27) com os efeitos dos fatores em relação ao S/N (Figura 28), pode se perceber que os resultados foram semelhantes, provando assim que para ambas as análises, devem-se utilizar os parâmetros tipo de pastilha e lubrificação no nível alto, já para o fator avanço, é necessário utilizar ao nível baixo para alcançar maiores valores de comprimento de corte, bem como a forte o aparecimento de forte influencia de interações entre alguns fatores tais como: velocidade de corte x dureza do material, podendo ser expandido também para o tipo de pastilha x lubrificação.

A diferença entre a comparação entre as duas análises fica em relação à interação entre a profundidade de usinagem x dureza do material, que para a análise comparativa, aparece como resultado significativo para os resultados em relação à média, não figurando como interação significativa em relação à razão S/N.

4.2. Superfície de Resposta para Lc

Utilizando-se de um fatorial completo 2^2 tomando os dois fatores mais influentes do processo, foi possível construir a Superfície de Resposta representada pela Figura 29.

Para isso foram utilizados os dados da Tabela 15.

Tabela 15: Planejamento Fatorial 2^2 com replica no ponto central para Lc

Experimento	B	D	Lc Médio
1	-1	-1	224,00
2	1	-1	159,05
3	-1	1	380,60
4	1	1	392,80
5	-1	-1	229,10
6	1	-1	152,30
7	-1	1	448,85
8	1	1	330,15
9	0	1	767,56

Após o planejamento e a realização dos experimentos no ponto central vide Tabela 15, foi possível averiguar se houve a presença de curvatura na região estudada ou foi uma região planar.

Vale a pena ressaltar que para a condição experimental nove da Tabela 15 é representado a condição no ponto central e em virtude de o fator tipo de pastilha ser uma variável categórica, foi utilizado a pastilha ao nível 2, por apresentar melhor comportamento nos gráficos dos efeitos e comprovado pela análise de variância, sendo assim optou-se por utilizar a pastilha do tipo CP250.

A fim de ilustrar a presença de curvatura, a Figura 29 foi construída a partir dos resultados da Tabela 15.

Figura 29: Superfície de Resposta para o efeito do tipo de pastilha e avanço para Lc

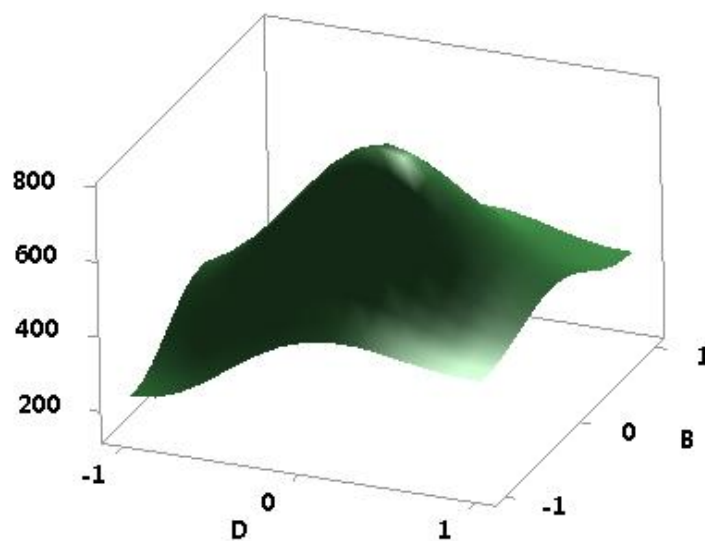
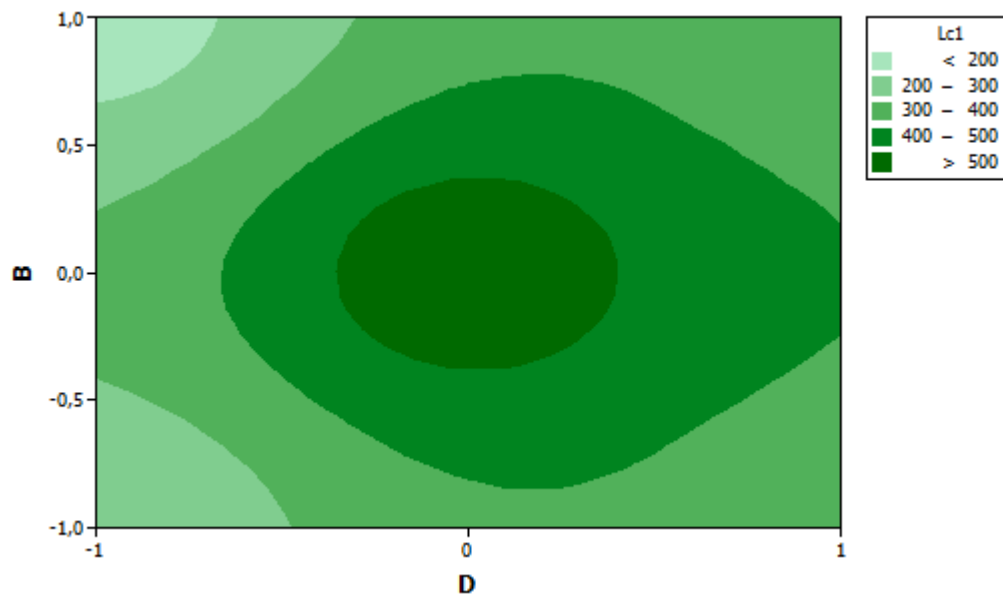


Figura 30: Gráfico de contorno para predição da Superfície de Resposta para o efeito do tipo de pastilha e avanço para Lc



Analisando as condições da Figura 29 e 30 pode ser observado que ao se trabalhar com a ferramenta ao nível 1, obtêm os piores para Lc, isso acontece tanto para a combinação com o avanço ao nível de 0,18mm quanto para nível 0,12mm, porém ao ser utilizado o avanço ao nível de 0,18mm e a pastilha TP2500, pode-se concluir que esta é a pior condição possível, uma vez que trabalhando com maiores esforços envolvidos com uma ferramenta teoricamente mais suscetível a deformações térmicas, consequentemente menor tempo de usinagem.

Portanto, a uma visão macro do processo e utilizando-se das Figuras 29 e 30, é possível observar que a melhor condição, ou seja, o máximo valor alcançado de Lc expresso em metros é a condição central, onde pode ser observado o ponto de máxima curvatura.

Com a comprovação de curvatura, pode-se concluir também que a região trabalhada é uma região que contem a área a ser otimizada, ou seja, a região onde é possível encontrar o ponto de solução mais viável para a variável resposta comprimento de corte.

Para isso, utilizando o software Statistica 8 foi possível construir o modelo de regressão múltipla para a variável resposta comprimento de corte, representado pela Equação 29.

$$Lc = 326,130 - 84,776A - 299,239 B - 90,483C + 269,577D + 8,430E - 65,201F + 59,082 AB - 31,543AF + 102,157BF + 152,352CF - 168,701 DE - 122,421DF + 71,039 EF \quad (29)$$

Para avaliar a significância dos coeficientes do modelo foi realizado um teste de significância para um nível de significância de 5%, sendo influentes aqueles com $P < 0,05$, apresentado na Tabela 16.

Tabela 16: Análise da Significância dos coeficientes do modelo empírico para L_c

	Coef	SE Coef	T	P
Constante	326,130	25,46137	12,80882	0,000000
F	-65,201	25,46137	-2,56078	0,019651
A	-84,776	25,46137	-3,32959	0,003729
AF	-31,543	25,46137	-1,23885	0,231315
B	-229,239	25,46137	-9,00339	0,000000
BF	102,157	25,46137	4,01225	0,000817
AB	59,082	25,46137	2,32047	0,032262
ED	-168,701	25,46137	-6,62576	0,000003
D	269,577	28,05706	9,60817	0,000000
DF	-122,421	28,05706	-4,36328	0,000375
C	-90,483	28,05706	-3,22498	0,004697
CF	152,352	28,05706	5,43008	0,000037
EF	71,039	25,46137	2,79005	0,012092
E	8,430	25,46137	0,33110	0,744394

Para o comprimento de corte, para um nível de significância de 5% os fatores avanço, tipo de pastilha e as interações entre velocidade de corte e dureza do material, lubrificação e tipo de pastilha, lubrificação e dureza do material, somente lubrificação e interação entre velocidade de corte e dureza do material não se mostraram significantes, levando a um novo modelo, representado pela Equação 30.

$$L_c = 321,134 - 89,773A - 234,235B - 100,477C + 279,570D - 70,198F + 64,079 AB + 107,154 BF + 162,345 CF - 173,698 DE - 132,414 DF + 76,035 EF \quad (30)$$

Para avaliar a significância dos coeficientes do modelo foi realizado um teste de significância para um nível de significância de 5%, sendo influentes aqueles com $P < 0,05$, apresentado na Tabela 17.

Tabela 17: Análise da Significância dos coeficientes do modelo empírico para Lc excluindo os não significantes

	Coef	SE Coef	T	P
Constante	321,134	24,72537	12,98802	0,000000
F	-70,198	24,72537	-2,83909	0,010140
A	-89,773	24,72537	-3,63079	0,001665
B	-234,235	24,72537	-9,47347	0,000000
BF	107,154	24,72537	4,33376	0,000322
AB	64,079	24,72537	2,59163	0,017440
ED	-173,698	24,72537	-7,02508	0,000001
D	279,570	26,06283	10,72678	0,000000
DF	-132,414	26,06283	-5,08057	0,000057
C	-100,477	26,06283	-3,85517	0,000987
CF	162,345	26,06283	6,22900	0,000004
EF	76,035	24,72537	3,07519	0,005971

Sendo assim, foi realizada uma análise de ajuste e variância dos coeficientes de regressão, apresentado na Tabela 18.

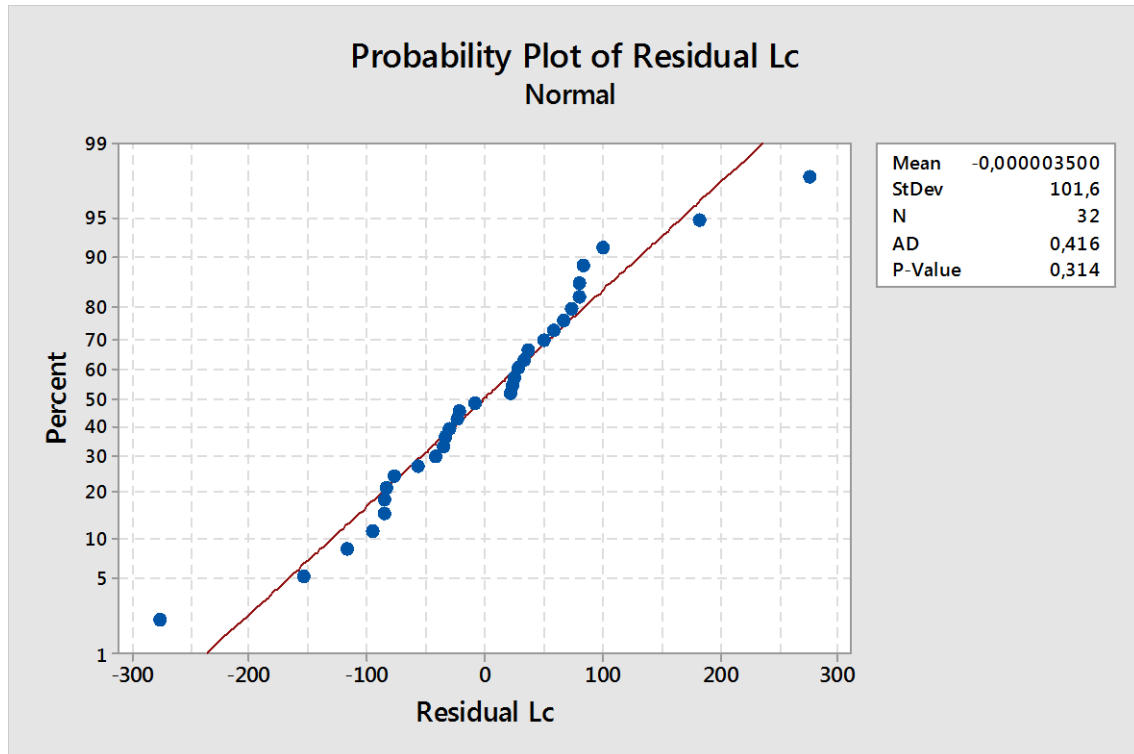
Tabela 18: Análise para o modelo de regressão de Lc

R Múltiplo	0,9527
R ² múltiplo	0,9077
R ² ajustado	0,8570
F(11,20)	17,8838
p-valor	0,0000
desvio padrão (m)	131,8686

A partir da Tabela 18 pode-se concluir que para o nível de significância de 5% o modelo de regressão mostra-se significativo, por apresentar $p < 0,05$.

Para tal, foi utilizada a análise Anderson-Darling para avaliar a normalidade dos resíduos do modelo, como pode ser visto na Figura 31.

Figura 31: Análise Residual para Comprimento de Corte



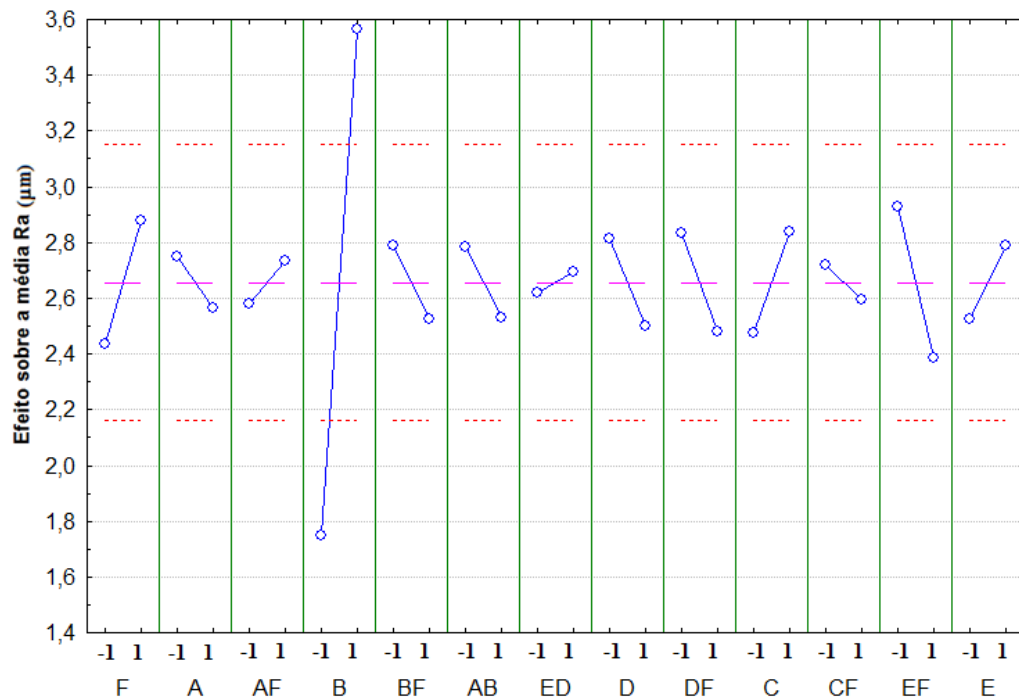
Analisando a Figura 31, o valor para *p-value* do Teste de normalidade de Anderson-Darling para comprimento de corte é 0,314, sendo superiores a 0.05, comprovando ser normal a distribuição dos dados encontrados, sendo evidenciado ainda pela boa aproximação a uma reta o conjunto de valores encontrados.

4.3. Variável Resposta Rugosidade

4.3.1. Comportamento da Rugosidade em Relação à Média

A partir dos resultados obtidos do Arranjo experimental de Taguchi L16 mostrado na Tabela 7 e o auxílio do software estatístico Statistica 7.0 foi possível realizar a representação gráfica dos efeitos dos fatores em relação à variável resposta R_a (μm), ao qual se deseja minimizar a variável, tomando-se como base a média dos valores, como pode ser observado na Figura 32.

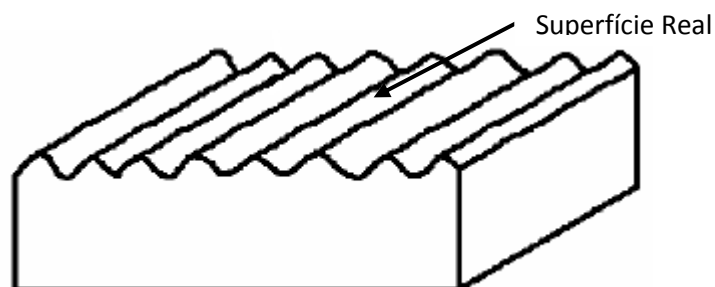
Figura 32: Efeito dos fatores sobre a média Ra

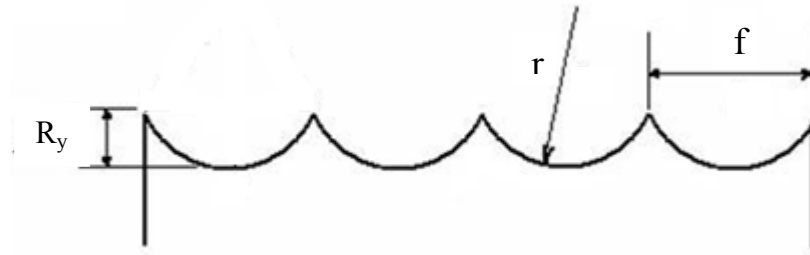


Na Figura 32, o Fator B (avanço) se destaca claramente como o parâmetro dominante do processo, sendo observado ainda um aumento drástico na rugosidade, à medida que aumenta a taxa de avanço, sendo ainda o único a se mostrar importante nesse processo por ultrapassar a barreira dos $2 \cdot \sigma$ sendo σ dado como sendo o desvio padrão.

Para Bouacha et al. (2010), esse resultado era esperado, pois é bem sabido que a rugosidade teórica superficial pode ser predita sendo estabelecida em função do avanço e do raio da ferramenta, como pode ser explicado pela Figura 33 e Equação 31.

Figura 33: Representação da rugosidade de uma peça





Fonte: Adaptado de Faria (2007)

$$R_a = \frac{f^2}{32r} \quad (31)$$

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

Ao analisar os resultados juntamente com a Equação 31, pode-se perceber que a rugosidade depende apenas do avanço e raio da ferramenta, uma vez que o raio da ferramenta não variou durante todo o processo de torneamento, o único fator realmente influente seria o avanço, como mostrado pela Figura 28.

Para que se possa comprovar a existência de significância dos resultados obtidos pela Figura 28, foi utilizada a análise de variância dos fatores e das possíveis interações presentes no processo em questão, dado pela Tabela 19.

Tabela 19: Análise de Variância para o R_a em relação à média

Fatores	Seq SS	DF	Adj Ms	F	P
F	0,68445	1	0,68445	1,14456	0,298828
A	0,08000	1	0,08000	0,13378	0,718809
AF	0,46561	1	0,46561	0,77861	0,389198
B	28,80405	1	28,80405	48,16703	0,000002
BF	0,27011	1	0,27011	0,45169	0,510069
AB	1,28801	1	1,28801	2,15386	0,159469
ED	0,05120	1	0,05120	0,08562	0,773170
D	0,21125	1	0,21125	0,35326	0,559671
DF	0,33211	1	0,33211	0,55537	0,465753
C	0,61051	1	0,61051	1,02092	0,325692
DE	0,36125	1	0,36125	0,60409	0,447116
EF	1,23245	1	1,23245	2,06094	0,168267
E	1,40281	1	1,40281	2,34583	0,143005
Erro	10,76406	18	0,59800		

Para comprovar o exposto pela análise dos efeitos, a análise de variância foi realizada para todos os fatores e interações possíveis, comprovando que o único fator realmente significativo para o devido processo foi à taxa de avanço, mostrado pelo p-valor próximo de zero, significando que existe uma forte evidencia estatística que a rugosidade superficial média é afetada pelo avanço.

Seguindo os resultados obtidos pela Tabela 19, foram tomados os dois fatores mais influentes e averiguado o comportamento dos mesmos em relação ao comportamento da variável resposta.

Nota-se que existe uma forte relação entre as duas variáveis em relação a variável resposta rugosidade. É nítido que ao ser analisado os resultados, a rugosidade sofre grande influencia principalmente ao elevar a variável avanço do nível 1 para o nível 2, isso acarreta em um grande aumento dos valores da rugosidade, porém ao analisar o comportamento em relação ao fluido lubrificante, pode-se observar um pequeno aumento da rugosidade quanto sai do nível de Mínima quantidade de Fluido (MQF) para abundante, sendo valores muito menores quando comparados com a variável avanço.

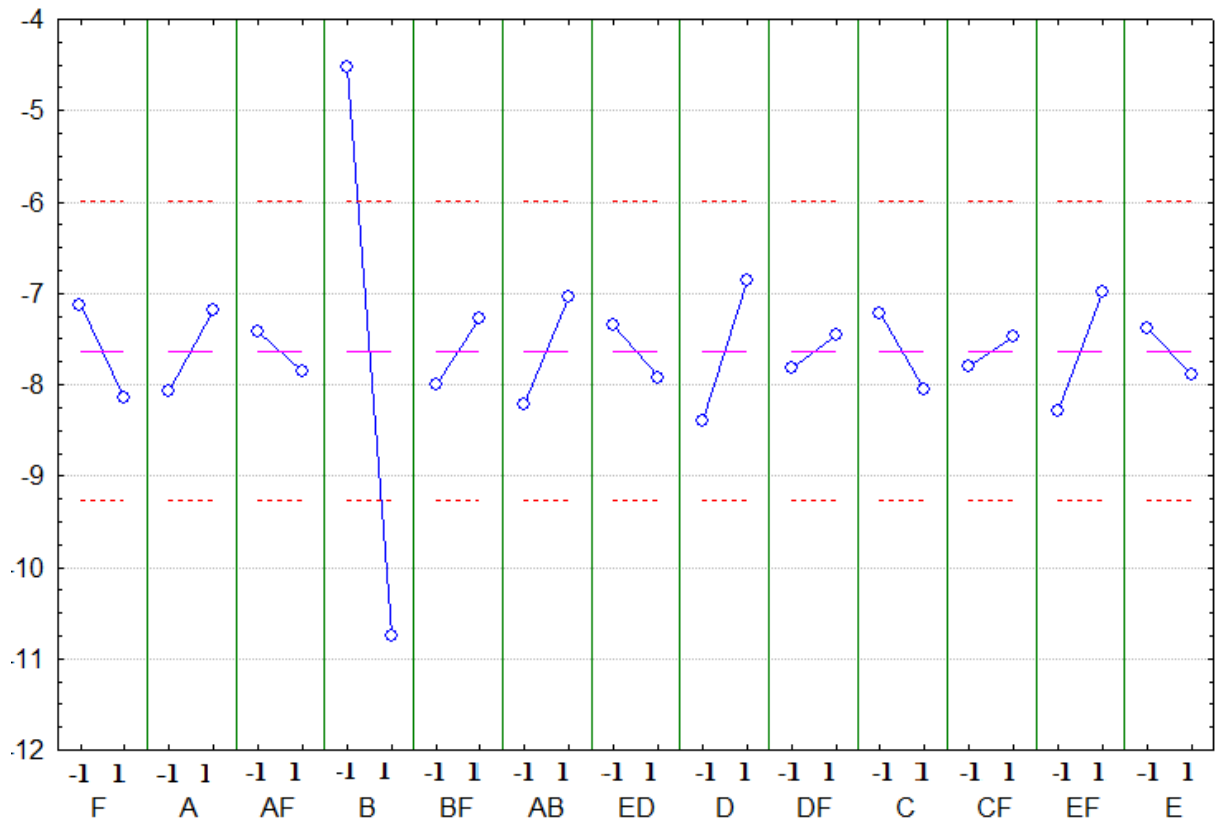
Esse comportamento não é de se surpreender, pois para Kamata e Obikawa (2007), a usinagem utilizando MQF é quase igual ou muitas vezes melhor do que a tradicional usinagem com fluido abundante, tanto em se tratando de vida da ferramenta como para o acabamento superficial. Contudo, a partir dos pontos ambientais e vista econômico, a mínima quantidade de fluido sempre será uma boa alternativa para o processo, principalmente quando comprovado que o resultado é benéfico para o processo.

Com isso, pode-se averiguar que quanto maior o avanço, maior a Rugosidade média da superfície usinada, ficando evidente que ao se trabalhar com o avanço em 0,12mm/revol. e fluido em MQF, pode-se alcançar resultados de rugosidade inferiores a $2\mu\text{m}$, enquanto que ao se trabalhar com avanço em 0,18mm/revol. e fluido abundante, pode-se obter valores de rugosidade superiores a $3\mu\text{m}$.

4.3.2. Comportamento da Rugosidade em Relação à Razão S/N

Tomando-se como base a análise dos efeitos em relação à razão S/N, tendo como a variável resposta desejada a menor Rugosidade, foi utilizada a equação proposta por Taguchi para o cálculo da relação S/N de acordo com a relação "Menor é Melhor", como pode ser visualizada na Figura 34.

Figura 34: Gráfico dos efeitos de S/N para Rugosidade



A partir da análise da Figura 34 pode-se concluir que apenas a variável avanço mostrou-se influente no processo, uma vez que o avanço é o único fator a mostrar-se com grande amplitude quando se trabalha ao nível alto e baixo, não esquecendo que a condição que minimize a variável resposta em relação a razão sinal ruído é aquela quem maximize a razão, logo o melhor nível a se trabalhar para esse fator é o nível baixo, ou seja, o avanço deve ser ajustado em 0,12mm.

Para se comprovar esses resultados, foi realizada a análise de variância representada pela Tabela 20, em que pode ser comprovado que o único fator ao nível de 95% confiança o único fator realmente significativo.

Tabela 20: Análise de Variância para o Ra em relação ao S/N

Fatores	Seq SS	DF	Adj Ms	F	P
F	2,7278	1	2,7278	0,42363	0,523353
A	4,0748	1	4,0748	0,63282	0,436689
AF	2,8618	1	2,8618	0,44444	0,513442
B	328,4788	1	328,4788	51,01264	0,000001
BF	2,3583	1	2,3583	0,36625	0,552612
AB	20,8629	1	20,8629	3,24000	0,088645
ED	0,1274	1	0,1274	0,01978	0,889718
D	9,7364	1	9,7364	1,51206	0,234657
DF	0,0531	1	0,0531	0,00825	0,928626
C	3,6461	1	3,6461	0,56623	0,461487
DE	1,9129	1	1,9129	0,29707	0,592418
EF	5,8082	1	5,8082	0,90202	0,354820
E	6,9758	1	6,9758	1,08333	0,311732
Erro	115,9050	18	6,4392		

Outra consideração importante é a não ocorrência de nenhuma interação significativa, mostrando que não existe influencia alguma de fatores em conjunto dentro do processo.

Comparando os efeitos dos fatores em relação à média (Figura 32) com os efeitos dos fatores em relação ao S/N (Figura 34), pode se notar que os resultados foram semelhantes, provando assim que tanto para Lc quanto para Ra, deve-se utilizar o parâmetro avanço em 0,12mm/revol.

4.4. Superfície de Resposta para Ra

Depois de averiguado quais fatores são os mais influentes no processo, tomaram-se os dois fatores que apresentaram melhores resultados, utilizando-se de um fatorial completo 2^2 tomando os dois fatores mais influentes do processo (Tabela 19), foi possível construir a Superfície de Resposta para a realização da análise de ocorrência de curvatura, utilizando-se do experimento com replica no pronto central (condição 9), representado pela Tabela 21.

Tabela 21: Tabela do Planejamento Fatorial 2^2 com replica no ponto central

Run	B	E	Ra Médio
1	-1	-1	1,470
2	1	-1	2,660
3	-1	1	1,620
4	1	1	3,885
5	-1	-1	1,515
6	1	-1	2,795
7	-1	1	1,380
8	1	1	4,235
9	0	1	4,565

Após o planejamento e realizado os experimentos mostrados pela Tabela 21, foi possível averiguar se houve a presença de curvatura no gráfico. Vale à pena lembrar que para a condição experimental nove da Tabela 21 é representado a condição no ponto central e em virtude de o fator lubrificação ser uma variável categórica, foi adotado para o dado fator a condição de nível dois, sendo assim, optou-se por utilizar a lubrificação como sendo abundante, por proporcionar um maior resfriamento entre o conjunto ferramenta/corpo de prova, conseqüentemente, espera-se que haja uma diminuição do desgaste da ferramenta, obtendo um melhor acabamento superficial, onde a superfície de resposta e contorno pode ser apresentada pelas Figuras 35 e 36.

Figura 35: Superfície de Resposta para o efeito da Lubrificação e avanço em relação a Ra

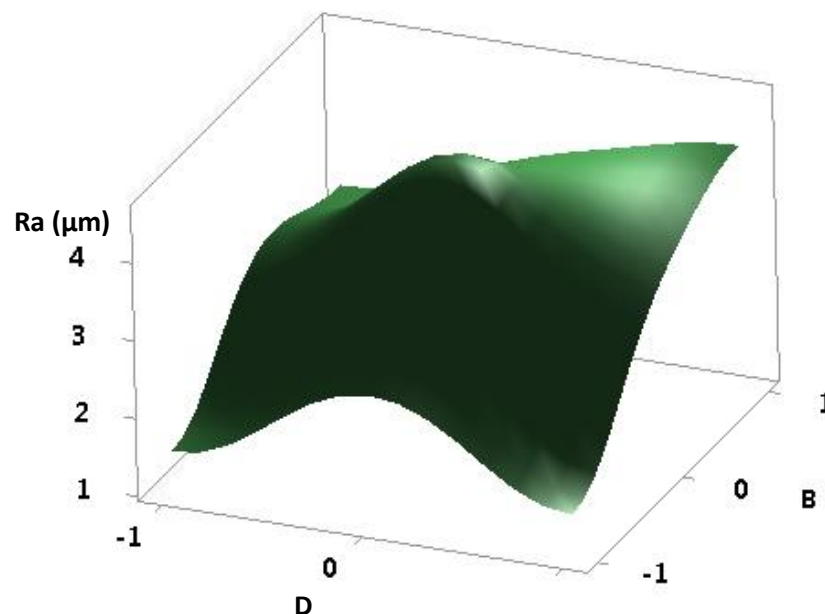
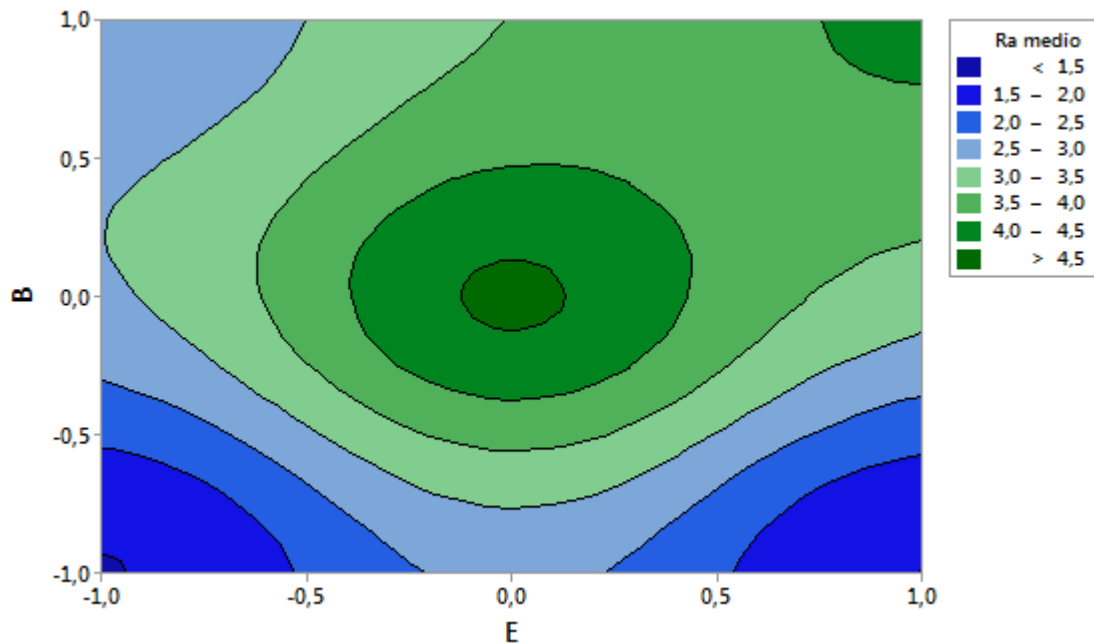


Figura 36: Contorno da Superfície de Resposta para o efeito da Lubrificação e avanço em relação a Ra



Analisando as condições da Figura 35 e 36 pode ser observado que ao se trabalhar com a lubrificação e o avanço ao nível 1, obtêm-se os melhores resultados de Ra, uma vez que se deseja minimizar os valores de rugosidade.

Pode-se observar ainda, mesmo trabalhando com a lubrificação abundante e avanço baixo, é possível se obter resultados satisfatórios, ou seja, obter valores de rugosidade média baixos, inferiores a $2\mu\text{m}$.

Isso acontece devido à falta de interação entre fatores, fazendo com que o fator avanço tenha muito mais relevância que os demais fatores, quando se comparado conjuntamente.

Para tanto, utilizando-se combinação do avanço ao nível de 0,15mm e lubrificação abundante (condição do ponto central), pode-se concluir que esta é a pior condição possível, bem como resultados parecidos podem ser encontrados para a condição onde o avanço é ajustado em 0,18mm/revol. (nível 2) e lubrificação abundante.

Portanto, como conclusão das análises feitas tem-se que a partir dos resultados das Figuras 35 e 36, é possível observar que a melhor condição, ou seja, o menor valor alcançado de Ra é a condição em que avanço é ajustado em 0,12mm/revol. e lubrificação MQF.

Da mesma forma que para a variável Lc, foi possível obter os coeficientes para Ra apresentado na Tabela 22.

Tabela 22: Análise de Variância para os coeficientes do modelo de regressão múltipla Ra.

	Coef	SE Coef	T	P
Constant	2,785208	0,111133	25,06199	0,000000
F	0,350208	0,111133	3,15126	0,005523
A	0,035833	0,111133	0,32244	0,750837
AF	-0,049583	0,111133	-0,44616	0,660800
B	1,034583	0,111133	9,30943	0,000000
BF	-0,262083	0,111133	-2,35829	0,029871
AB	-0,252708	0,111133	-2,27393	0,035446
ED	0,163958	0,111133	1,47534	0,157400
D	-0,357292	0,122462	-2,91756	0,009190
DF	0,022292	0,122462	0,18203	0,857594
C	0,380417	0,122462	3,10640	0,006093
CF	-0,264167	0,122462	-2,15713	0,044762
E	-0,400208	0,111133	-3,60117	0,002042
EF	0,261458	0,111133	2,35267	0,030216

Observando a Tabela 22, pode-se verificar que apenas o fator A (velocidade de corte) não se mostrou significativa para o modelo de regressão, bem como as iterações AF, ED e DF. Com isso o modelo de regressão para a variável resposta é dado pela Equação 32.

$$Ra = 2,785208 - 0,035833A + 1,034583B + 0,380417C - 0,1625 D - 0,400208E + 0,350208F - 0,252708AB - 0,049583AF - 0,262083BF - 0,264167CF + 0,163958DE - 0,20375 DF + 0,261458 EF \quad (32)$$

Para avaliar a significância dos coeficientes do modelo reduzido foi realizada uma análise de variância apenas para aqueles fatores e iterações significantes, ou seja, sem os fatores e iterações que não apresentaram significância, para um nível de significância de 5%, sendo influentes aqueles com $P < 0,05$, apresentado na Tabela 23.

Tabela 23: Análise de variância para modelo reduzido Ra

	Coef	SE Coef	T	P
Constant	2,763663	0,102291	27,01758	0,000000
F	0,328663	0,102291	3,21301	0,004007
B	1,013038	0,102291	9,90346	0,000000
BF	-0,240538	0,102291	-2,35150	0,028065
AB	-0,231163	0,102291	-2,25985	0,034072
D	-0,307267	0,106646	-2,88119	0,008671
C	0,330392	0,106646	3,09803	0,005249
CF	-0,214142	0,106646	-2,00797	0,057081
EF	-0,378663	0,102291	-3,70181	0,001245
E	0,239913	0,102291	2,34539	0,028433

Com isso, proposto o seguinte modelo de regressão para a variável resposta Ra (Equação 33).

$$Ra = 2,763663 + 1,013038B + 0,330392C - 0,307267D + 0,239913E + 0,328663F - 0,231163AB - 0,240538BF - 0,214142CF - 0,378663EF \quad (33)$$

Para que se possa avaliar a significância do modelo de regressão foi construída a Tabela 24.

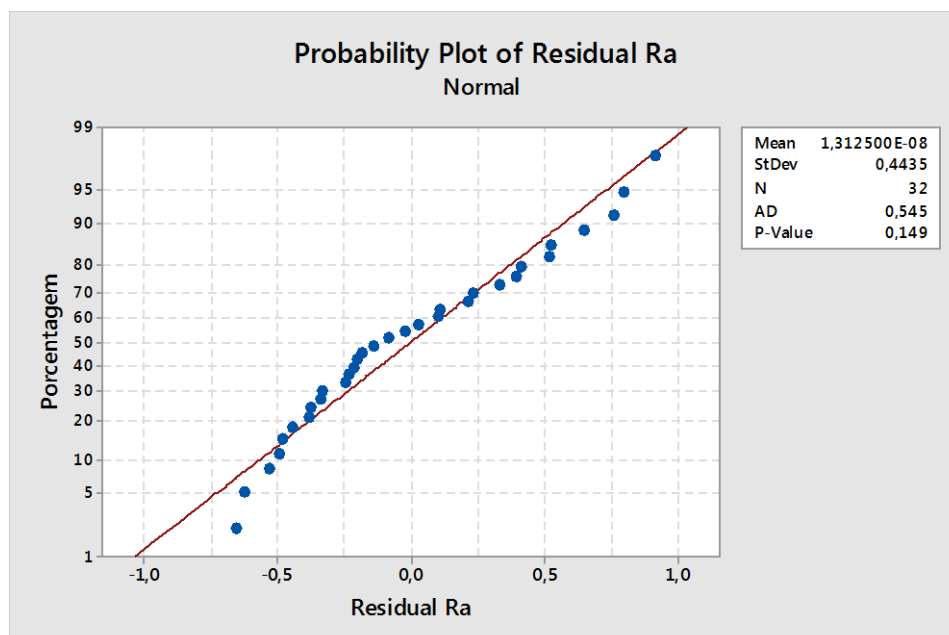
Tabela 24: Análise para o modelo de regressão de Ra

R Múltiplo	0,91885
R ² múltiplo	0,84428
R ² ajustado	0,78058
F(11,20)	13,25350
p-valor	0,00000
desvio padrão (m)	0,55946

A Tabela 24 nos mostra a análise do modelo de regressão múltipla para o processo de usinagem em questão. Pode-se observar que a partir do valor de $p < 0,05$, o modelo mostra ser significativo para tais pretensões de avaliação do processo.

Para tal, foi utilizada a análise Anderson-Darling para avaliar a normalidade dos resíduos do modelo, como pode ser visto na Figura 37.

Figura 37: Análise Residual para Rugosidade



Analisando a Figura 37, o valor para *p-value* do Teste de normalidade de Anderson-Darling para comprimento de corte é 0,149, sendo superiores a 0.05, comprovando a aceitação de normalidade da distribuição dos dados encontrados, sendo evidenciado ainda pela boa aproximação a uma reta o conjunto de valores encontrados.

4.5. Otimização Conjunta

Para a Otimização conjunta, foram utilizadas as meta-heurísticas Algoritmo Genético (utilizando *software* Excel®, versão 2010), Recozimento Simulado (utilizando o *software* Scilab Enterprises) e a Metaheurística Híbrida do Optquest (*software* CrystalBall, *Software* complementar ao *software* Excel®, versão 2010). Cada método de procura citado será analisado com diferentes métodos de aglutinação, esses métodos são: Função Sinal/Ruído, Função *Desirability*, Função CP (*Compromise Programming*) e Função Distancia Percentual Média (DPM), além do módulo de otimização conjunta do software Minitab, sendo que o mesmo utiliza da função *Desirability* como método de otimização conjunta.

4.5.1 *Desirability* pelo Minitab

Com os resultados obtidos pelo Arranjo L16 de Taguchi com réplica no ponto central e o auxílio do software Minitab 16, foi possível utilizar da função *Desirability* para a análise conjunta dos resultados tanto para a variável resposta comprimento de corte, como para a rugosidade, sendo a mesma um dos principais métodos de otimização conjunta.

Primeiro passo foi analisar na literatura valores alvo para as duas variáveis respostas, onde se pode realizar uma estimativa de valores alvos ideais para a otimização, como pode ser visto na Tabela 25.

Tabela 25: Dados utilizados para a análise conjunto segundo proposto pelo método *Desirability*

	Meta	L_i	T_i	L_s
Média Lc (m)	Maximizar	300	1400	1400
Média Ra (μm)	Minimizar	-	1	1,5

Sendo L_i é o limite inferior aceitável para L_c e R_a , T_i o valor alvo (*Target*) e L_s o limite superior de aceitação.

Utilizando os referidos dados da Tabela 25, foi possível assim definir os limites propostos pelo método e assim obter os valores de d_i individual para cada variável resposta, bem como os valores preditos das variáveis respostas, como pode ser observado na Tabela 26.

Tabela 26: Resultados dos *Desirability* individuais, bem como valores preditos das variáveis respostas

Variável Resposta	Valor Predito	Desirability d_i
Comprimento de Corte (m)	956,7823	0,59707
Rugosidade (μm)	0,77	1,0000

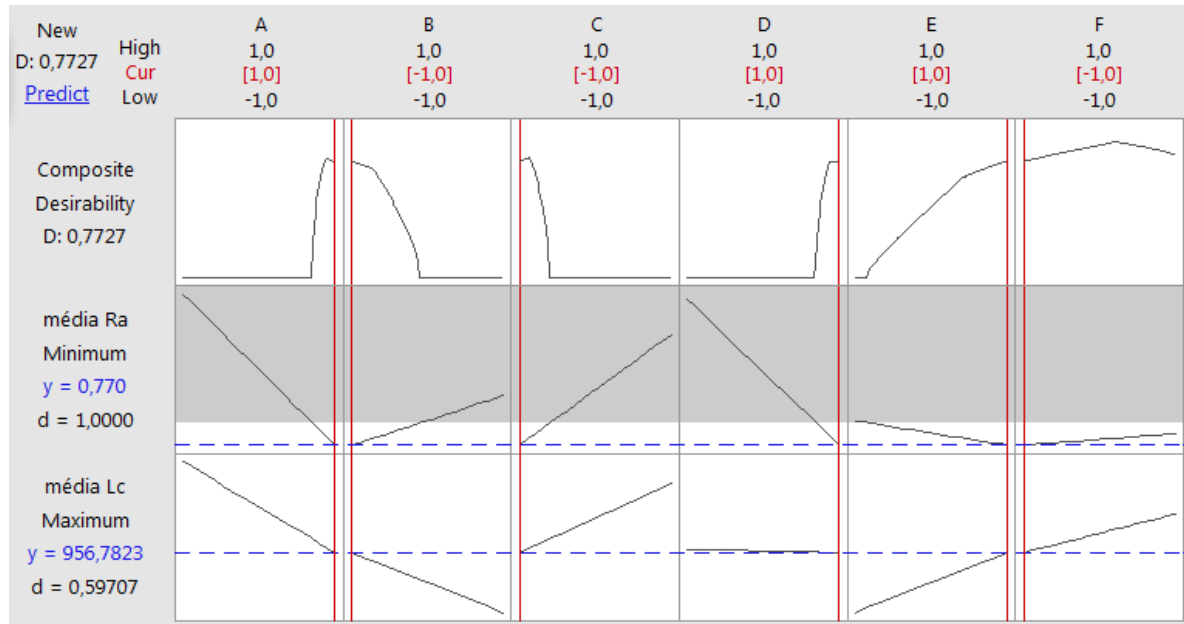
Para Derringer and Suich (1980), o método se baseia na transformação de cada resposta y_i a uma função *Desirability* individual, com valores entre [0,1] sendo possível realizar as seguintes conclusões:

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

Seguindo a classificação proposta por Derringer and Suich, no caso da variável resposta L_c , cujo valor *Desirability* é $d_i=0,59707$ pode-se classificar como sendo um valor aceitável tendo em vista que o valor predito seja 956,78 metros. Já para a variável resposta R_a , o valor *Desirability* é o valor unitário máximo, sendo classificado como valor desejável, tendo como valor predito de rugosidade $0,77\mu\text{m}$.

Com os resultados individuais e utilizando-se da Equação 19, é possível verificar a função *Desirability* conjunta D , que pode ser vista pela Figura 38.

Figura 38: Gráfico para a análise conjunta segundo proposto pelo método *Desirability*



Na Figura 38 é possível verificar da função *Desirability* conjunta, que se encontra no canto superior esquerdo, ou seja, $D = 0,7727$. Esse valor da função é classificado com sendo excelente em relação aos valores preditos. Pode-se observar ainda na parte superior da Figura 32, os valores em vermelho são os valores preditos pelo método, sendo os valores acima deles os máximos possíveis e os abaixo os mínimos, ou seja, os níveis -1 e 1 do arranjo experimental.

Na Primeira coluna da Figura 38, podemos visualizar os valores dos *Desirabilities* individuais representados pela letra d, tanto para Lc quanto para Ra. Ainda na mesma coluna, os valores de “y” em azul representam os valores de Lc e Ra preditos. A linha *Composite Desirability*, Média Lc e Média Ra, representam respectivamente o comportamento das variáveis respostas com a variação de cada fator. Vale destacar o fator B (avanço), que com a passagem do nível -1 para +1, pode-se verificar uma diminuição de Lc e um aumento de Ra, mostrando assim que o melhor desempenho quando trabalhada no nível baixo.

É possível ainda extrair da Figura 38 os melhores níveis dos fatores para que se alcance o melhor resultado combinado entre as respostas, ou seja, os valores que otimizem o processo. Para o processo em questão o método propõe a utilização da variável velocidade de corte em 90m/min, o avanço deve ser ajustado em (nível -1), ou seja, 0,12mm/revol., já a profundidade de usinagem deve se encontrar em 0,8mm, a pastilha utilizada deve ser a CP250, em fluido Abundante e material solubilizado.

Vale ressaltar que apesar da variável velocidade de corte apresentar um comportamento quase que constante quando houver uma variação de 75m/min para 90m/min, ou seja, não encontrar significância para esse fator, é um fator que pode aumentar a produtividade de um sistema produtivo, e não encontrar significância pode representar a utilização de velocidades mais altas.

A partir daí, foi possível construir a Tabela 27 a fim de comparar os resultados preditos com os resultados reais, a partir do experimento de confirmação.

Tabela 27: Comparação dos valores Reais com o Predito

	Lc	Ra
Real	749,32	1,49
Predito	956,7823	0,77

O processo ao longo do trabalho mostrou-se não ser robusto, ou seja, o nível de ruído encontrado foi em média na ordem de 15% de variação para o processo, sendo executado com as mesmas condições.

Para tanto, pode-se perceber que a variação para a variável resposta rugosidade é consideravelmente maior que se for comparado com o valor da variável resposta Lc.

4.5.2 Utilização do Recozimento Simulado

Utilizando as mesmas restrições mostradas na Tabela 25 foi desenvolvida a meta-Heurística recozimento simulado. Tal programação foi desenvolvida no software Scilab onde pode-se incorporar os modelos estatísticos e assim possibilitando a procura de uma solução viável satisfaça as condições desejadas do processo. Tal método foi incorporado no Apêndice A. Para todas as situações, a fim de avaliar o desempenho dos fatores estudados, foi utilizado a distancia média das variáveis respostas em relação aos seus respectivos valores alvo, sendo ela denominada distancia média percentual (DPM).

Na Figura 39 foi apresentada de forma resumida, output das simulações contendo melhor arranjo entre as variáveis. Foram realizadas 11456 simulações sendo a ultima linha apresentada o melhor arranjo dentre as variáveis, y1 e y2 as variáveis resposta comprimento de corte e rugosidade respectivamente, *d* é a função *Desirability* e DPM distancia percentual média.

Figura 39: Resultado Recozimento Simulado para função *Desirability*

```

Entre com o maior valor de X =1
Entre com o menor valor de X =-1
Entre com o valor de temperatura =1d10
Entre com o valor da taxa de resfriamento =.99
Entre com o número de repetições =300
Entre com o número de soluções =200

      A      B      C      D      E      F
1.      0.      0.      0.      0.      0.      0.
3.      0.0696451      0.0266026      - 0.0055067      0.0295963      - 0.0054528      - 0.0991648
5.      0.0954544      - 0.0073211      0.0011422      0.0121197      0.0534425      - 0.0358529
7.      0.0171578      0.0775558      - 0.0090728      - 0.0262437      - 0.0165031      0.0008380
11451.  - 0.7119234      - 0.8750371      - 0.8832548      - 1.      - 1.      - 1.
11453.  - 0.7119234      - 0.8750371      - 0.8832548      - 1.      - 1.      - 1.
11455.  - 0.7119234      - 0.8750371      - 0.8832548      - 1.      - 1.      - 1.

y1 = 1244.7056
y2 = 0.9901060
DPM = 0.060412

```

Para todas as situações, foram utilizadas a distancia percentual média a fim de avaliar a qualidade dos resultados obtidos na procura. Para o caso *Desirability* utilizando recozimento simulado, foi possível encontrar um comprimento de corte $L_c = 1244,70$ metros e rugosidade $R_a = 0,9901 \mu\text{m}$. Essa solução viável proposta gerou uma distância percentual média em 6,04%, significando que na média das duas funções aglutinadas possuem uma distancia de aproximadamente 6% em relação ao valor alvo. Sendo assim o arranjo proposto para tal simulação foi ajustar o fator A em -0,71 (77m/min), fator B em -0,87 (0,12mm/revol.), fator C em -0,88 (1 mm), fator D nível -1(TP 2500), fator E nível -1 (MQF) e fator F nível -1 (solubilizado), representado pela iteração de numero 11455.

O mesmo procedimento foi realizado para a simulação utilizando a DPM (Figura 40), sendo mostrado o algoritmo no Apêndice B.

Figura 40: Resultado Recozimento Simulado para função DPM

```

Entre com o maior valor de X =1
Entre com o menor valor de X =-1
Entre com o valor de temperatura =1d10
Entre com o valor da taxa de resfriamento =.99
Entre com o número de repetições =300
Entre com o número de soluções =200

```

	A	B	C	D	E	F
1.	0.	0.	0.	0.	0.	0.
3.	- 0.0127715	0.0503502	- 0.0108886	0.0028861	- 0.0024561	0.0389854
5.	0.0736579	- 0.0019831	- 0.1010070	0.0191766	- 0.0024561	0.0503104
7.	0.1149797	- 0.0881446	- 0.1233243	0.1014062	- 0.0192188	0.1096520
11451.	0.3960826	- 0.0173538	- 0.9344090	1.	- 1.	- 1.
11453.	0.3960826	- 0.0173538	- 0.9344090	1.	- 1.	- 1.
11455.	0.3960826	- 0.0173538	- 0.9344090	1.	- 1.	- 1.

```

y1 = 1268.5587
y2 = 0.9801248
DPM = 0.056883

```

Analisando a Figura 40, pode-se observar uma solução proposta como sendo a mais viável para tais restrições seria o ajuste mostrado na linha 11455, prevendo um valor de Lc em 1268,56 metros e 0,9801µm, com uma distancia média em relação aos valores alvos na ordem de 5,69%.

Para a procura da solução mais viável para as funções CP e S/N, existe uma pequena mudança no sistema. Tanto para as funções *Desirability* quanto DPM apresentam em suas funções características normalizados, fugindo assim do problema da incomensurabilidade, que são problemas gerados pela aglutinação de variáveis cujas unidades são diferentes. Como as funções CP e S/N não possuem essas características, a realização de uma normalização dos coeficientes das Equações 22 e 29 são necessárias.

Essa normalização consiste na normalização Euclidiana, dada pela Equação 15, resultando assim nas Equações 34 e 35.

$$\frac{Ra}{3,055} = 0,9046 + 0,3316 B + 0,1081C - 0,1006 D + 0,0785 E + 0,1076 F - 0,0757 AB - 0,0787 BF - 0,0701 CF - 0,1239 EF \quad (34)$$

$$\frac{Lc}{595,54} = 0,5392 - 0,1507 A - 0,3933 B - 0,1687 C + 0,4694 - 0,1179 F + \\ 0,1076 AB + 0,0549 + 0,1799 BF + 0,2762 CF - 0,2917 DE - \\ 0,2223 DF - 0,1277 EF \quad (35)$$

Normalizada as equações e inseridas no algoritmo do programa de recozimento simulado, foi possível realizar as simulações para as funções CP (APÊNDICE C) e S/N (APÊNDICE D) apresentadas nas Figuras 41 e 42 respectivamente.

Em ambas as situações, os valores de y_1 e y_2 são os valores normalizados, ou seja, dados pelas Equações 36 e 37:

$$y_1 = \frac{Lc}{595,54} \quad (36)$$

$$y_2 = \frac{Ra}{3,055} \quad (37)$$

Sendo que para a função SN pode ser representado pela Equação 38:

$$S/N = -10 \log \left(\frac{y_1^2 + y_2^2}{n} \right) \quad (38)$$

Sendo $n = 2$ por serem 2 variáveis respostas.

Figura 41: Resultado Recozimento Simulado para função CP

```

Entre com o maior valor de X =1
Entre com o menor valor de X =-1
Entre com o valor de temperatura =1d10
Entre com o valor da taxa de resfriamento =.99
Entre com o número de repetições =300
Entre com o número de soluções =200

```

	A	B	C	D	E	F
1.	0.	0.	0.	0.	0.	0.
3.	0.0696451	0.0266026	- 0.0055067	0.0295963	- 0.0054528	- 0.0991648
5.	0.0954544	- 0.0073211	0.0011422	0.0121197	0.0534425	- 0.0358529
7.	0.0171578	0.0775558	- 0.0090728	- 0.0262437	- 0.0165031	0.0008380
11451.	- 0.8348941	- 0.3365477	- 0.1209523	1.	- 1.	- 1.
11453.	- 0.8348941	- 0.3365477	- 0.1209523	1.	- 1.	- 1.
11455.	- 0.8348941	- 0.3365477	- 0.1209523	1.	- 1.	- 1.

```

y1 = 2.170576
y2 = 0.313043
DPM = 0.060144

```

Para comprimento de corte, seu valor normalizado alcançado foi de $y1=2,171$, para tanto, utilizando a Equação 36 pode-se obter o seguinte valor predito para $L_c = 1292,659$ m. Já para rugosidade, utilizando a Equação 37 obtém o seguinte valor $y2 = 0,313043$, que representa $Ra=0,991797\mu\text{m}$, obtendo em torno de 6,01% de DPM.

Figura 42: Resultado Recozimento Simulado para função SN

```

Entre com o maior valor de X =1
Entre com o menor valor de X =-1
Entre com o valor de temperatura =1d10
Entre com o valor da taxa de resfriamento =.99
Entre com o número de repetições =300
Entre com o número de soluções =200

      A      B      C      D      E      F
1.      0.      0.      0.      0.      0.      0.
3.      0.0696451      0.0266026      - 0.0055067      0.0295963      - 0.0054528      - 0.0991648
5.      0.0954544      - 0.0073211      0.0011422      0.0121197      0.0534425      - 0.0358529
7.      0.0171578      0.0775558      - 0.0090728      - 0.0262437      - 0.0165031      0.0008380
11451.      0.6326826      - 0.0976067      - 0.7876090      1.      - 1.      - 1.
11453.      0.6326826      - 0.0976067      - 0.7876090      1.      - 1.      - 1.
11455.      0.6326826      - 0.0976067      - 0.7876090      1.      - 1.      - 1.

y1 = 1268.5587
y2 = 0.9801248
DPM = 0.056883

```

Da mesma forma, seu valor já sem a normalização alcançado foi de $L_c = 1268,56$ m, de tal modo que utilizando a Equação 36 pode-se obter o seguinte valor predito para. Já para rugosidade, utilizando a Equação 37 obtém o seguinte valor $R_a = 0,98012\mu\text{m}$, obtendo em torno de 5,69% de DPM.

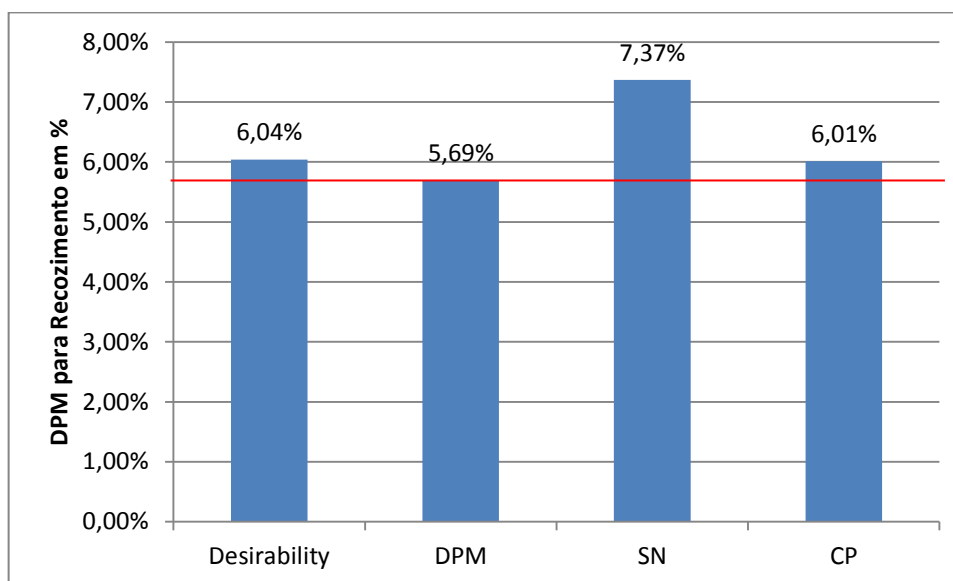
Os resultados obtidos por todos os métodos de aglutinação podem ser comparados e visualizados na Tabela 28.

Tabela 28: Resultados obtidos para Recozimento Simulado

	Recozimento Simulado			
	Desirability	DPM	SN	CP
A	-0,72596	0,3961	0,6327	-0,8348
B	-0,9827	-0,01735	-0,0976	-0,3365
C	-0,8692	-0,9344	-0,7876	-0,1209
D	1	1	1	1
E	-1	-1	-1	-1
F	-1	-1	-1	-1
Lc (m)	1244,71	1268,56	1232,61	1292,66
Ra (μm)	0,9901	0,9801	0,9722	0,956
DPM	0,060410714	0,0569	0,0737	0,0601

Observando os resultados obtidos na Tabela 28, pode-se notar uma distancia percentual média em torno de 7,37% para a Razão Sinal/Ruído enquanto que a própria DPM sendo utilizada como método de aglutinação mostrou um desempenho em 5,69% mostrando ser o melhor valor dentre os 4 métodos utilizados. Para melhor interpretação foi elaborado o Gráfico 1 onde é possível ilustrar bem os resultados obtidos.

Gráfico 1: Comparação dos métodos de Aglutinação para o recozimento simulado



Pode-se constatar que utilizar a função DPM como método de aglutinação pode encontrar um erro percentual próximo a 5%, enquanto que utilizando a razão sinal ruído verificou-se um pior comportamento e desempenho chegando assim em um desvio médio chegando próximo a 7%%. Já a Função *Desirability* chegou a uma distancia percentual média de 6,04% enquanto a função CP foi encontrado um DPM de 6,01%.

4.5.3 Utilização do Algoritmo Genético

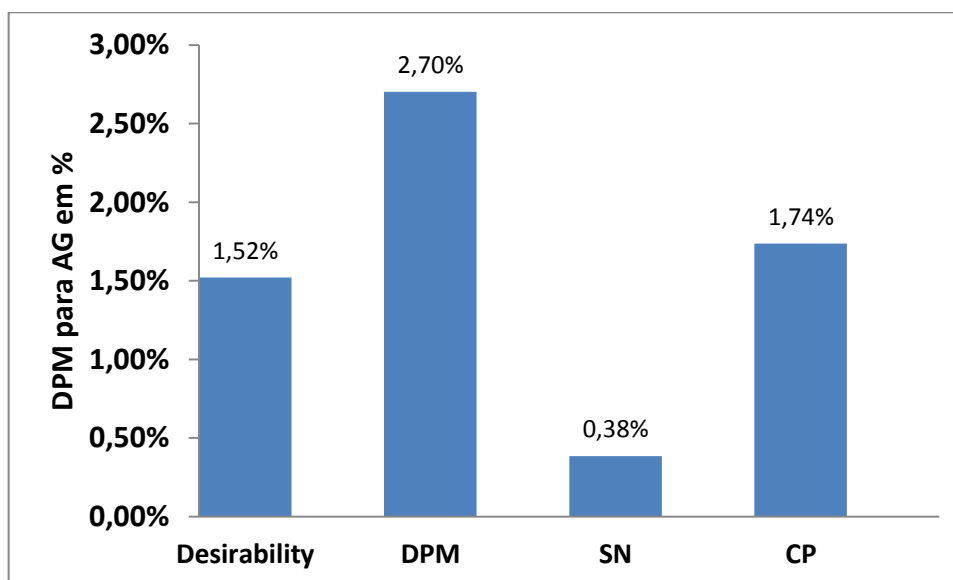
Utilizando as definições e as características de cada método de aglutinação, pode-se construir a Tabela 29 com os respectivos resultados.

Tabela 29: Resultados obtidos pela otimização com 4 diferentes métodos de aglutinação para AG.

	Algoritmo Genético			
	Desirability	DPM	SN	CP
A	-0,73	0,40	0,63	-0,83
B	-0,98	-0,02	-0,10	-0,34
C	-0,87	-0,9344	-0,79	-0,12
D	1,00	1,00	1,00	1,00
E	-1,00	-1,00	-1,00	-1,00
F	-1,00	-1,00	-1,00	-1,00
Lc (m)	1244,71	1268,56	1232,61	1292,66
Ra (µm)	0,9901	0,9801	0,972	0,9564
DPM	6,04%	5,69%	7,37%	6,01%

O Gráfico 2 mostra a distancia percentual média, ou seja, o erro percentual médio dos valores encontrados em relação ao valor alvo obtidos na Tabela 29.

Gráfico 2: Erro percentual médio em relação ao valor alvo



A partir da análise do Gráfico 2, pode-se perceber que a função DPM mostrou-se inferior aos outros métodos de aglutinação quando utilizado o Algoritmo Genético.

4.5.4 Utilização da Meta-heurística Híbrida pelo OptQuest

Da mesma forma que para o AG, foi realizado o mesmo procedimento no que se diz respeito à utilização das funções de aglutinação. O software utilizado para tal foi o Excel®, versão 2010 por meio da utilização do complemento Crystal Ball.

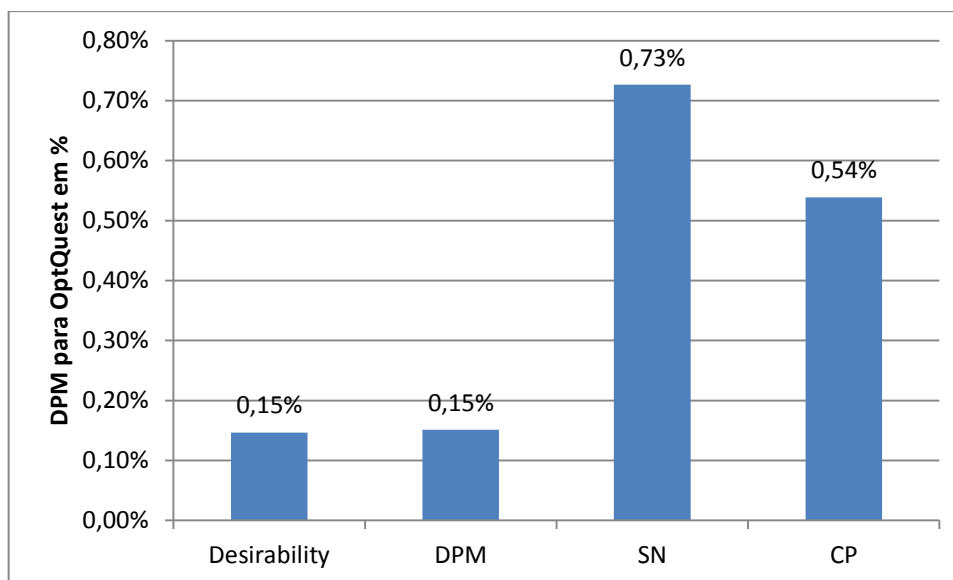
Utilizando as mesmas restrições foi possível construir a Tabela 30 com os respectivos resultados para possíveis valores para as variáveis de decisão, bem como seus valores preditos para Lc e Ra.

Tabela 30: Resultados obtidos pela otimização com 4 diferentes métodos de aglutinação para OptQuest.

	OptQuest			
	Desirability	DPM	SN	CP
A	-1,00	-1,00	-1,00	-1,00
B	0,02	0,02	0,01	0,02
C	-1,00	-1,00	-1,00	-1,00
D	1,00	1,00	1,00	1,00
E	-1,00	-1,00	-1,00	-1,00
F	-1,00	-1,00	-1,00	-1,00
Lc (m)	1396,00	1396,03	1399,94	1398,66
Ra (µm)	1,00	1,00	0,98	0,99
DPM	0,15%	0,15%	0,73%	0,54%

O Gráfico 3 mostra a distancia percentual média, ou seja, o erro percentual médio dos valores encontrados em relação ao valor alvo obtidos na Tabela 30.

Gráfico 3: Erro percentual médio em relação ao valor alvo para OptQuest.



A partir da análise do Gráfico 3, pode-se perceber que a função SN mostrou-se com desempenho inferior aos outros métodos de aglutinação, porém o desvio pode ser considerado muito baixo para todos os métodos, uma vez que todos os valores de DPMs foram inferiores a 1%, em termos de processo e ajustes não existe variação prática para os parâmetros. No caso da Função Desirability e DPM os valores encontrados são praticamente iguais.

4.5.5 Utilização do Gradiente Reduzido Generalizado

Já para o GRG, foi realizado o mesmo procedimento no que se diz respeito à utilização das funções de aglutinação. O software utilizado para tal foi o Excel®, versão 2010 por meio da utilização do complemento Solver.

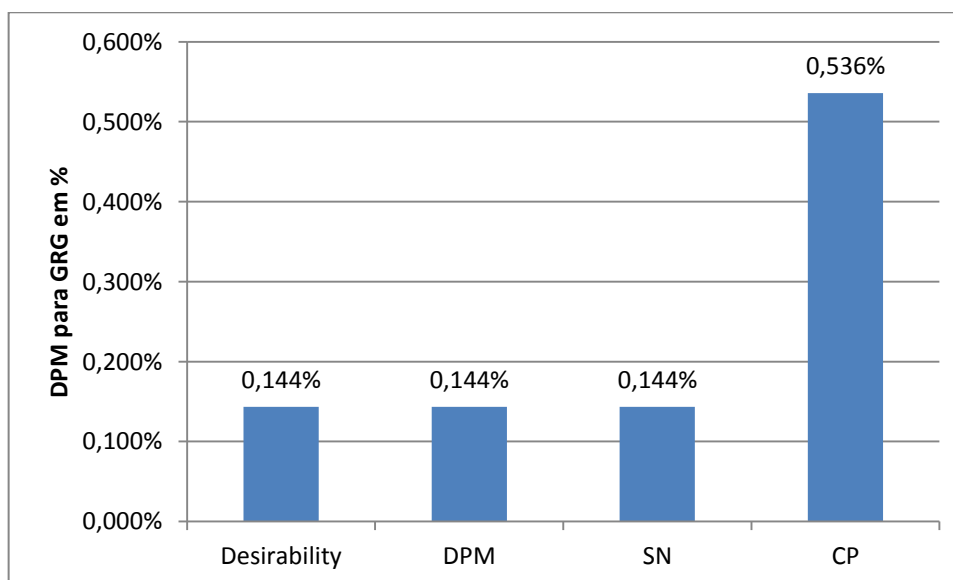
Utilizando as mesmas restrições foi possível construir a Tabela 31 com os respectivos resultados para possíveis valores para as variáveis de decisão, bem como seus valores preditos para Lc e Ra.

Tabela 31: Resultados obtidos pela otimização com 4 diferentes métodos de aglutinação para GRG

	GRG			
	Desirability	DPM	SN	CP
A	-1,00	-1,00	-1,00	-1,00
B	0,02	0,02	0,02	0,02
C	-1,00	-1,00	-1,00	-1,00
D	1,00	1,00	1,00	1,00
E	-1,00	-1,00	-1,00	-1,00
F	-1,00	-1,00	-1,00	-1,00
Lc (m)	1395,98	1395,98	1395,98	1398,64
Ra (µm)	1,000	1,000	1,000	0,990
DPM	0,00143	0,00143	0,00143	0,0053

O Gráfico 4 mostra a distancia percentual média, ou seja, o erro percentual médio dos valores encontrados em relação ao valor alvo obtidos na Tabela 31.

Gráfico 4: Erro percentual médio em relação ao valor alvo para GRG.

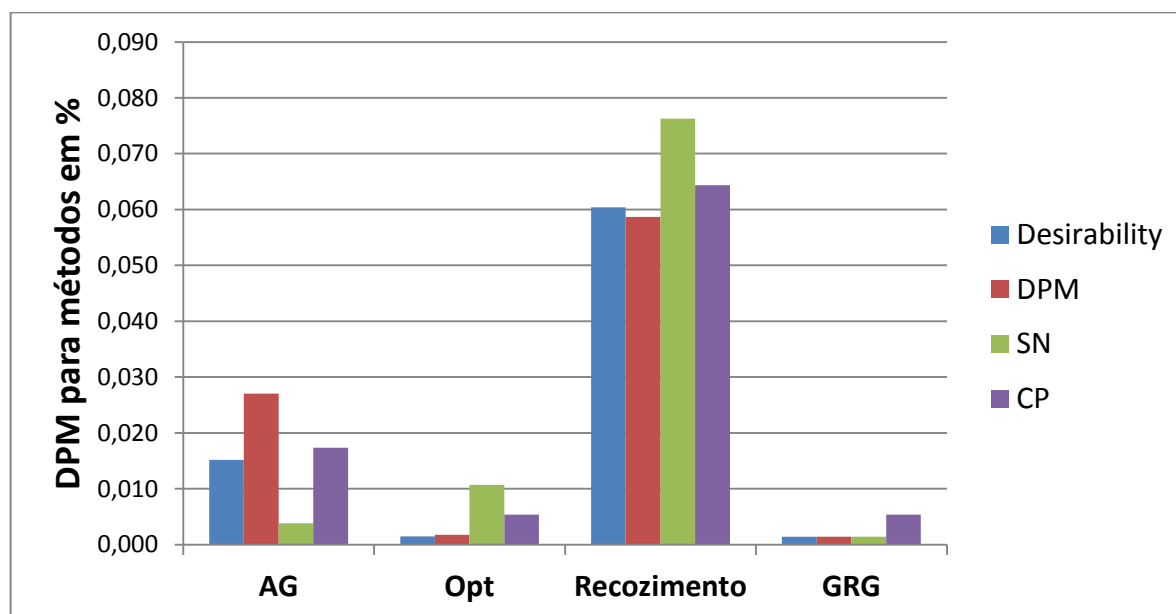


Analisando o Gráfico 4, pode-se perceber que a função CP mostrou-se com desempenho inferior aos outros métodos de aglutinação, porém, assim como o método anterior o desvio pode ser considerado muito baixo para todos os métodos de aglutinação, uma vez que todos os valores de DPMs foram inferiores a 1%, em termos práticos de processo, não existe variação prática para os parâmetros. No caso da Função Desirability e DPM os valores encontrados são praticamente iguais.

4.6 Análise conjunta das Meta-heurísticas com métodos de Aglutinação

Analizando conjuntamente, foi possível elaborar o Gráfico 5 a fim de visualizar a diferença entre as técnicas utilizadas.

Gráfico 5: Representação Gráfica dos resultados obtidos para as técnicas utilizadas no processo de otimização.



A partir da análise do Gráfico 5, pode concluir que para os 3 métodos de procura o menos eficaz é o Recozimento Simulado, uma vez que a meta-heurística apresentou uma dificuldade maior comparada as outras em reduzir a distancia dos resultados preditos em relação aos valores alvos. Porem, todos os resultados obtidos mostraram um desempenho superior ao método *Desirability* utilizado pelo *Software* Minitab, um dos mais tradicionais softwares de otimização conjunta utilizados pelas indústrias.

Com isso, para as mesmas condições e a título de melhor interpretar a variação entre os métodos de aglutinação e as meta-heurísticas, além de poder verificar a significância desses métodos, foi tomado 2 valores que mais se repetiram dentre 10 tomadas de resultados, representando como réplicas, podendo ser verificado na Tabela 32.

Tabela 32: Resultados para alvo de Lc = 1400m

		A	B	C	D	E	F	Lc	Ra	DPM
AG	Desirability	-0,99	-0,12	-0,62	1,00	-1,00	-1,00	1.351,3	1,000	0,017
		-0,99	-0,08	-0,73	1,00	-1,00	-1,00	1.364,2	1,000	0,013
	DPM	-0,59	-0,09	-0,69	1,00	-1,00	-1,00	1.324,5	1,000	0,027
		-0,56	-0,08	-0,73	1,00	-1,00	-1,00	1.325,4	0,999	0,027
	SN	-0,99	0,00	-0,94	1,00	-1,00	-1,00	1.387,8	1,002	0,003
		-0,98	-0,01	-0,90	1,00	-1,00	-1,00	1.381,8	1,004	0,004
	CP	-0,95	-0,01	-0,98	1,00	-1,00	-1,00	1.398,2	0,965	0,018
		-0,97	-0,01	-0,97	1,00	-1,00	-1,00	1.398,7	0,968	0,017
Opt	Desirability	-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1395,98	1,000	0,001
		-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1396,00	1,000	0,001
	DPM	-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1396,03	1,000	0,002
		-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1396,41	0,998	0,002
	SN	-0,77	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1378,47	0,987	0,014
		-1,00	0,01	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1399,94	0,986	0,007
	CP	-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1398,66	0,990	0,005
		-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1398,64	0,990	0,005
Recozimento	Desirability	-0,73	-0,98	-0,87	1,00	-1,00	-1,00	1244,71	0,990	0,060
		-0,90	-0,45	-0,34	1,00	-1,00	-1,00	1244,71	0,990	0,060
	DPM	0,55	-0,04	-0,87	1,00	-1,00	-1,00	1244,71	0,990	0,060
		0,40	-0,02	-0,93	1,00	-1,00	-1,00	1268,56	0,980	0,057
	SN	0,77	-0,19	-0,59	1,00	-1,00	-1,00	1196,66	0,988	0,079
		0,63	-0,10	-0,79	1,00	-1,00	-1,00	1232,61	0,972	0,074
	CP	-0,83	-0,34	-0,12	1,00	-1,00	-1,00	1292,66	0,956	0,060
		-0,01	-0,15	-0,71	1,00	-1,00	-1,00	1289,41	0,942	0,069
GRG	Desirability	-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1395,98	1,000	0,001
		-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1395,98	1,000	0,001
	DPM	-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1395,98	1,000	0,001
		-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1395,98	1,000	0,001
	SN	-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1395,98	1,000	0,001
		-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1395,98	1,000	0,001
	CP	-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1398,64	0,990	0,005
		-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1398,64	0,990	0,005

Os resultados obtidos pela Tabela 32 foram obtidos em duas réplicas e posteriormente inseridos a um arranjo de Taguchi L16, sendo dado pelas variáveis respostas

DPM1 e DPM2, para avaliação das possíveis significâncias dos métodos de aglutinação em relação às Meta-Heurísticas, que pode ser visualizado na Tabela 33.

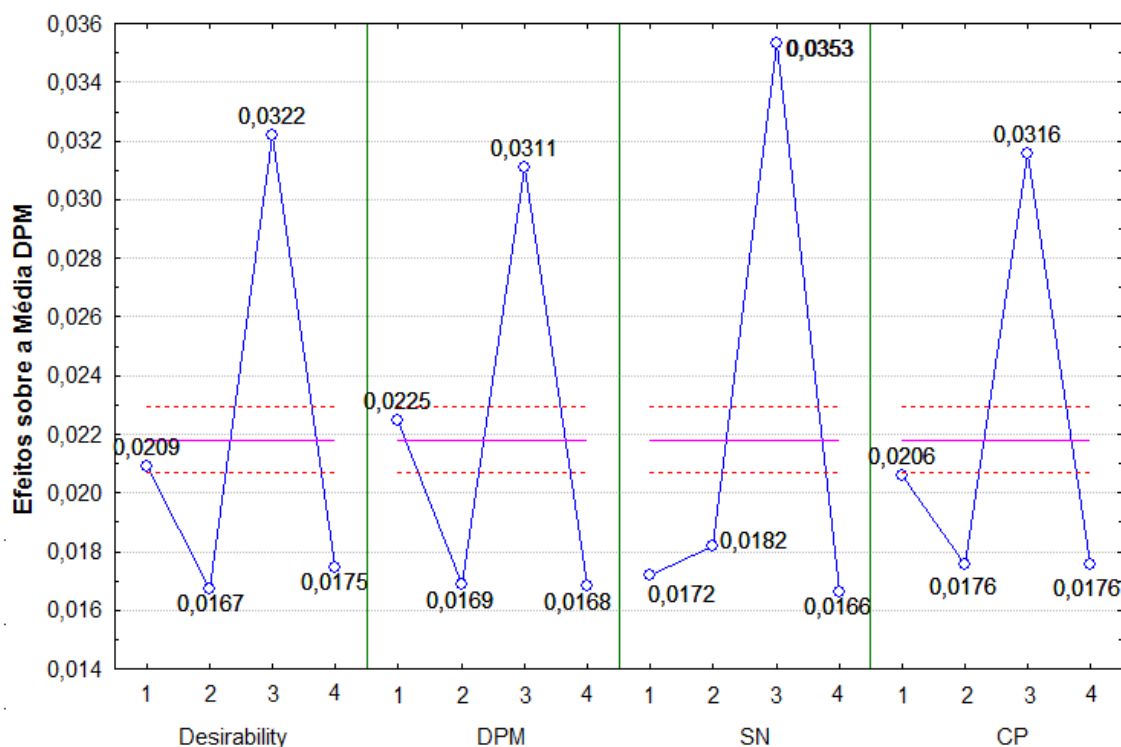
Tabela 33: L9 de Taguchi para métodos de aglutinação como fatores e meta-heurística como níveis

	Desirability	DPM	SN	CP	DPM1	DPM2
Rodadas						
1	1	1	1	1	0,016	0,015
2	1	2	2	2	0,010	0,007
3	1	3	3	3	0,054	0,053
4	1	4	4	4	0,006	0,005
5	2	1	2	3	0,023	0,023
6	2	2	1	4	0,003	0,003
7	2	3	4	1	0,020	0,019
8	2	4	3	2	0,022	0,020
9	3	1	3	4	0,043	0,042
10	3	2	4	3	0,031	0,033
11	3	3	1	2	0,032	0,032
12	3	4	2	1	0,024	0,021
13	4	1	4	2	0,009	0,009
14	4	2	3	1	0,025	0,023
15	4	3	2	4	0,020	0,018
16	4	4	1	3	0,017	0,019

Os resultados obtidos de DPM 1e DPM2 vistos na Tabela 33 foram obtidos através dos resultados da Tabela 32, onde cada nível é representado pelas diferentes meta-heurísticas, na qual nível 1 é representado pelo Algoritmo Genético, e nível 2 meta heurística híbrida (OptQuest), nível 3 representa o recozimento simulado e nível 4 representa GRG. Cada condição experimental representa um valor médio entre os valores obtidos pelos diferentes métodos de aglutinação em relação às meta-heurísticas dados em réplicas pelo DPM1 e DPM2.

Com o auxílio do software Statistica 8, foi possível construir o gráfico dos efeitos representados pelo Gráfico 6.

Gráfico 6: Gráfico dos efeitos dos métodos de aglutinação em relação às meta-heurísticas.



Analisando o Gráfico 6, pode-se concluir que para um nível de significância de 5% todos os diferentes métodos de aglutinação mostram ter significância quando utilizados em diferentes meta-heurísticas. Pode-se verificar que para quaisquer métodos de aglutinação utilizados, os piores desempenhos são encontrados quando se utiliza o recozimento simulado, valores esses que ultrapassam a linha de 5% de significância.

Com essa informação, podemos verificar que o ideal é possuir os menores valores de distancia percentual média em relação aos valores alvo. Caso utilize a função DPM como método de aglutinação, os piores valores encontrados, ou seja, as maiores distâncias percentuais médias em relação aos valores alvos, foram obtidos utilizando Recozimento Simulado (nível 1), em contra partida, melhores valores encontrados para DPM foram utilizando a meta heurística híbrida do OptQuest. Já verificando o algoritmo genético quando se utilizam a função DPM, foi encontrado um valor médio próximo do OptQuest, não podendo ser descartado sua significância.

Analisando a função *Desirability*, os resultados obtidos foram semelhantes ao de DPM, assim como a função CP, porem pode-se verificar a existência da maior amplitude entre os valores obtidos dentre as diferentes meta-heurísticas utilizadas.

A fim de confirmar todas as informações, foi realizada uma análise de variância para os métodos de aglutinação analisados, que pode ser observado na Tabela 34.

Tabela 34: Análise de variância para os diferentes métodos de aglutinação

	SS	gl	MS	F	p-valor
DPM	0,001229	3	0,000410	323,8680	0,000000
Desirability	0,001089	3	0,000363	286,9706	0,000000
CP	0,001951	3	0,000650	514,0787	0,000000
SN	0,001063	3	0,000354	279,9911	0,000000
Erro	0,000024	19	0,000001		

Confirmando a informação, todos os métodos de aglutinação apresentaram uma variação significativa com o uso de diferentes Meta-Heurísticas, onde pode ser constatado pelos valores de p-valor, sendo todos os valores superiores a 99% de confiança nos resultados.

Com os resultados obtidos e visualizados na Tabela 34 e o Gráfico 6, pode-se verificar o bom desempenho da meta-heurística do OptQuest, mostrando resultados superiores para quase todos os outros métodos de aglutinação, isso se deve ao fato de ser um método híbrido, utilizando da melhores características de procura de diferentes meta heurísticas tais como Algoritmo Genético, Busca Tabu e *Scatter Search*. Somente para a Função SN como método de aglutinação apresentou rendimento melhor utilizando Algoritmo Genético, porém a diferença entre AG e OptQuest tanto para CP quanto para SN não se mostrou tão relevante, podendo dizer que os resultados são semelhantes uma vez que AG encontrou uma DPM quando utilizado CP é de $0,0172 \pm 0,0131$ e para OptQuest é $0,0182 \pm 0,0131$.

A partir dessas informações pode-se concluir que os melhores resultados de desempenho quando se utiliza diferentes métodos de aglutinação podem ser visualizados na Tabela 35.

Tabela 35: Meta-Heurísticas com seus respectivos métodos de aglutinação e os melhores ajustes dos fatores.

	Aglutinação	A	B	C	D	E	F	Lc	Ra	DPM
opt	Desirability	-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1395,98	1,000	0,001
opt	DPM	-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1396,03	1,000	0,002
AG	SN	-0,99	0,00	-0,94	1,00	-1,00	-1,00	1387,84	1,002	0,003
opt	CP	-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1398,66	0,990	0,005
Minitab	Desirability	1,00	-1,00	-1,00	1,00	1,00	-1,00	956,78	0,77	0,346
GRG	Qualquer método	-1,00	0,02	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1395,98	1,000	0,001

Com isso, pode-se dizer que utilizando diferentes Meta-Heurísticas, existem diferenças significantes nos resultados obtidos para os diferentes tipos de métodos de aglutinação, o a partir da Tabela 35, pode-se verificar as melhores condições observadas e

seus resultados como proposta de melhor condição viável. Ficando assim evidente a superioridade do OptQuest no que se diz respeito a método de busca, mostrando superioridade na maioria dos métodos de aglutinação. O que não se pode dizer do software Minitab, que encontrou resultados inferiores aos das Meta-Heurísticas, mostrando um DPM de 0,216, muito distante das outras técnicas.

Vale ressaltar vale ressaltar ainda que a função CP, é uma técnica caracterizada pela possibilidade da utilização de pesos α , para isso foi escolhido a melhor técnica de busca para a dada função de aglutinação. Como os valores obtidos já estão muito próximos dos valores alvos foi utilizado um novo valor alvo para Lc, sendo igual a 1500m como pode ser visto na Tabela 36:

Tabela 36: Meta-Heurísticas do OptQuest com o método de aglutinação CP com diferentes pesos.

αLc	αRa	A	B	C	D	E	F	Lc	Ra	DPM
0,5	0,5	-1,00	-0,15	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1464,891	0,750	0,138
0,6	0,4	-1,00	-0,17	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1473,607	0,720	0,150
0,7	0,3	-1,00	-0,19	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1481,357	0,687	0,162
0,8	0,2	-1,00	-0,20	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1488,249	0,662	0,173
0,9	0,1	-1,00	-0,22	-1,00	1,00	-1,00	-1,00	1494,431	0,639	0,182

Pela Tabela 36 pode-se verificar que a variável B (avanço) é a única variável que se altera com níveis de pesos diferentes. Pode-se ainda verificar que com a diminuição do avanço existe um aumento da variável resposta Lc e diminuição da variável resposta Ra.

Por fim, pode-se concluir que para o processo com múltiplas respostas aqui estudado, todas as técnicas aqui abordadas se mostraram interessantes, evidenciando que todas as funções de aglutinação aqui estudadas podem ser utilizadas para tal fim, evidenciando assim a possibilidade real de se utilizar a função *Compromise Programming* e Sinal/Ruído como métodos de aglutinação.

5. CONCLUSÃO

5.1 Verificação dos Objetivos

Neste presente trabalho, foi discutido a aplicação de métodos de otimização Multiobjetivo quantitativa, na qual foram abordados diferentes métodos de aglutinação e seus conceitos básicos, tais como: Otimização Multiobjetivo, Programação por Compromisso, Função Sinal Ruído, Planejamento de Experimentos, função Desirability, Recozimento Simulado, Algoritmo Genético, Gradiente Reduzido Generalizado.

A utilização de um arranjo ortogonal por Taguchi auxiliou na escolha dos fatores e parâmetros dos testes de aplicação, definiu a sequência de experimentos realizados e as propriedades medidas, onde após a realização dos experimentos foi possível identificar a influência dos fatores tanto para a rugosidade Ra quanto para comprimento de corte Lc.

Utilizando o método de Taguchi ainda foi possível realizar uma modelagem matemática para ambas variáveis respostas, uma vez que será base para a utilização das Meta-Heurísticas como alternativa como método de otimização multiobjectivo, ao qual é o propósito do estudo, visto que os métodos de aglutinação, funções estas a serem otimizadas, não são funções convexas, condição ideal que poderia garantir a otimalidade das respostas utilizando o algoritmo GRG.

Analisando a variável resposta Lc, o processo deve ser ajustado ao nível em que se pode encontrar uma maior média de Lc. A partir dos resultados obtidos com a ANOVA, os fatores que apresentam significância no processo em relação ao Lc são: avanço, tipo de pastilha e fluido refrigerante.

Já para a Rugosidade, o avanço se destacou como o único parâmetro influente, tanto pela análise dos efeitos dos fatores, como para a análise de variância, sendo ainda observado que a rugosidade superficial aumenta à medida que aumente a taxa de avanço.

Para a otimização conjunta pelo método *desirability* utilizando Minitab, o método propôs a utilização da variável velocidade de corte em 90m/min (nível 1), o avanço em 0,12mm/revol. (nível -1), já a profundidade de usinagem deve se encontrar em 0,8mm (nível -1), a pastilha utilizada deve ser a CP250 (nível 1), em fluido abundante (nível 1) e material solubilizado (nível -1).

Analisando as meta-heurísticas, pode-se concluir que para um nível de significância de 5%, para quaisquer métodos de aglutinação utilizados, foi encontrado um desempenho

inferior quando se utiliza o recozimento simulado, porém valores semelhantes quando se utiliza o Algoritmo Genético e OptQuest, bem melhores que o Recozimento Simulado.

Analisando os métodos de aglutinação, os melhores valores encontrados para DPM foram utilizando a meta heurística híbrida do optquest. Já verificando o algoritmo genético quando se utiliza a função DPM, foi encontrado um valor médio próximo do optquest, não podendo ser descartado sua significância.

Já para a função *Desirability*, os resultados obtidos foram semelhantes ao de DPM, assim como a função CP, porém pode-se verificar a existência da maior amplitude entre os valores obtidos dentre as diferentes meta-heurísticas utilizadas, mostrando uma maior variabilidade.

Para a função SN, apesar de não apresentar os melhores resultados, pode-se verificar uma menor amplitude dentre todos os métodos de aglutinação, mostrando ser mais robusta dentre todas as analisadas.

Analisando a função CP, que dentre todos os métodos de aglutinação utilizando as meta-heurísticas foi a que mostrou os piores valores de DPM, porém analisando os valores obtidos para Lc e Ra, pode-se constatar os maiores valores de Lc, e menores Ra (ideal) o que no caso fez com que aumentasse os valores de DPM.

Ainda com a função CP, uma grande vantagem da utilização dessa equação é a possibilidade de gerar pesos diferentes para diferentes métodos de aglutinação, uma vez que um processo pode ter variáveis respostas com diferentes importâncias.

Pode-se ainda verificar que a variável B (avanço) é a única variável que se altera com níveis de pesos diferentes. Pode-se ainda verificar que com a diminuição do avanço existe um aumento da variável resposta Lc e diminuição da variável resposta Ra

Por fim, fica evidenciado que todas as funções de aglutinação aqui estudadas podem ser utilizadas para tal fim, podendo concluir que os métodos utilizados foram bem sucedidos, pois o objetivo proposto no trabalho foi bem conduzido pelos passos de cada método, sendo possível a determinação dos melhores arranjos dos fatores em um processo com múltiplas respostas.

5.1. Sugestões para Trabalhos Futuros

Em continuidade a presente pesquisa, sugere-se trabalhos que possam abordar diferentes:

- Análise microestrutural do NIMONIC 80 A em função do processo de usinagem a partir do projeto de experimentos;
- Análise Morfológica dos cavacos via Microscopia Eletrônica de Varredura (MEV) e Óptico.
- Utilização das ferramentas DOE e meta heurísticas em outros processos de usinagem utilizando a liga NIMONIC 80A, como por exemplo, furação ou fresamento.
- Estudo sobre o tempo de ataque químico no NIMONIC 80A para preparo de amostras em metalografia.
- Utilizar outras meta heurísticas para otimização com múltiplas respostas tais como: Colônia de Formigas, Colônia de Abelhas, GRASP, etc.
- Propor novas alternativas eficientes para aglutinação de variáveis respostas em processos multiobjetivo.
- Utilizar métodos de priorização, como por exemplo, *goal programming*.
- Utilizar outras funções empíricas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGUS, ARAWATI; HASSAN, ZA'FARAN. **Enhancing Production Performance and Customer Performance Through Total Quality Management (TQM): Strategies For Competitive Advantage**. 2011. *Procedia Social and Behavioral Sciences*, v.24, pg.1650–1662, 2011.

ALBIERO, DANIEL; MACIEL, ANTONIO JOSÉ DA SILVA; MILAN, MARCOS; MONTEIRO, LEONARDO DE ALMEIDA E MION, RENILDO LUIZ. **Avaliação da distribuição de sementes por uma semeadora de anel interno rotativo utilizando média móvel exponencial**. 2012. *Revista Ciência Agronômica*, v. 43, n. 1, p. 86-95.

ALEXANDRIDIS, ALEX, CHONDRODIMA, EVA. **A medical diagnostic tool based on radial basis function classifiers and evolutionary simulated annealing**. 2014. *Journal of Biomedical Informatics*, v.49, pg.61–72, 2014.

ALMEIDA, R de. **Operação de sistemas urbanos de abastecimento de água com base em modelos de otimização não-lineares**. 2001. Dissertação de mestrado, Universidade de Campinas - UNICAMP, 2001.

ANTONY, J., ANAND, R.B., KUNAR, M., TIWARI, M.K. **Multiple response optimization using Taguchi methodology and neuro-fuzzy based model**. 2006. *Journal of Manufacturing Technology Management*, Vol. 17 Iss: 7, pp.908 – 925, 2006.

ANTONY, J. **Taguchi or classical design of experiments: a perspective from a practitioner**. 2006. *Sensor Review*. Vol. 26 , n. 3, 227–230, 2006.

ARANDA, M. H.; JUNG, C. F.; TEN CATEN, C. S. **Aplicação do Projeto de Experimentos para Otimização de uma Inovação Tecnológica**. 2008. *Revista Gestão Industrial*, v. 04, n. 02: p. 116-132, 2008.

ARRAZOLA, P.J.; ÖZEL, T.; UMBRELLO, D.; DAVIES, M.; JAWAHIR, I.S. **Recent advances in modelling of metal machining processes**. 2013. *CIRP Annals –Manufacturing Technology*, v.62, pg.695–718, 2013..

ASKARZADEH, ALIREZA. **A discrete chaotic harmony search-based simulated annealing algorithm for optimum design of PV/wind hybrid system**. 2013. Solar Energy, v. 97, pg.93-101, 2013.

ASLAN, N. **Application of response surface methodology and central composite rotatable design for modeling and optimization of a multi-gravity separator for chromite concentration**. 2008. Powder Technology, v.185, pg. 80–86, 2008.

BAS, D.; BOYACI, I. H. **Modeling and optimization I: usability of response surface methodology**. 2007. J. Food Eng. 78, 836–845, 2007.

BASHIRI, M.; SALMASNIA, A. Decision Making for Interactive Optimization of correlated desirability functions. Industrial Engineering and Engineering Management. IEEM 2009. **IEEE International Conference on Hong Kong**. p 2075 – 2079, 2009.

BERNARDOS, P. G., VOSNIAKOS, G. C. **Prediction of surface roughness in CNC face milling using neural networks and Taguchi's design of experiments**. 2002. Robotics and Computer Integrated Manufacturing 18, 343–354, 2002.

BERTO, ROSA MARIA VILLARES DE SOUZA; NAKANO, DAVI. Revisitando a produção científica nos anais do Encontro Nacional de Engenharia de Produção. **Prod.**, São Paulo , v. 24, n. 1, p. 225-232, Mar. 2014 .

BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C.; **Modelling and simulation - operations management research methodologies using quantitative modeling**. 2002. International Journal of Operations & Production Management. V. 22, n.3, 241-264, 2002.

BESSERIS, G. J. **Multi-response unreplicated-saturated Taguchi designs and super-ranking in food formulation improvement**. 2009. International Journal of Quality, Statistics, and Reliability, 26 (4), 341-368 p, 2009.

BOUACHA, K.; YALLESE, M. A.; MABROUKI, T.; RIGAL, J. F. **Statistical analysis of surface roughness and cutting forces using response surface methodology in hard**

turning of AISI 52100 bearing steel with CBN tool. 2010. Int. Journal of Refractory Metals & Hard Materials 28, 349–361p, 2010.

BOWEN, HARRY P.; BAKER, H. KENT; POWELL, GARY E. **Globalization and diversification strategy: A managerial perspective.** 2014. Scandinavian Journal of Management in press. SCAMAN-898; No. of Pages 15, 2014.

CACHÓN, ALEISTER; VÁZQUEZ, ROBERTO A.. **Tuning the parameters of an Integrate and fire neuron via a genetic algorithm for solving pattern recognition problems.** 2015. Neuro computing. V.148, pg.187–197, 2015.

CAMARGO, L. F. R.; MOREIRA, V.; VACCARO, G. L. R. **Aplicação das técnicas de planejamento e análise de experimentos no desenvolvimento de novos produtos em uma empresa de saneantes.** 2009. Estudos Tecnológicos - Vol. 5, nº 3, 404-420, 2009.

CERVO, AMADO L. et al. Metodologia científica. 6 ed. São Paulo: **Pearson Prentice Hall**, 2007.

CH'NG C.K. QUAH, H.; LOW, H. C. **A New Approach for Multiple-Response Optimization.** 2005. Quality Engineering, 17, pp. 621-626, 2005.

COWPE, J. S.; ASTIN, J. S.; PILKINGTON, R. D.; HILL, A. E. **Application of Response Surface Methodology to laser- induced breakdown spectroscopy: Influences of hardware configuration.** 2007. Spectrochimica Acta Part B v.62, pg.1335–1342, 2007.

D'ADDONA, DORIANA M., TETI, ROBERTO. **Genetic algorithm-based optimization of cutting parameters in turning processes.** 2013. Procedia CIRP, v.7, pg. 323 – 328, 2013.

DOS SANTOS, D. T.; ARAUJO, M. O. P. H.; MALVEZZI, C. K.; OLIVEIRA, M. A. F.; SILVA, M. B.; SILVA, S. S. **Utilização da Metodologia de Planejamento de Experimentos para a Melhoria da Qualidade de Vida.** 2007. Revista Analytica, Nº28, 2007.

DEHGHANI, K.; NEKAHI, A.; MIRZAIE, M. A. **Optimizing the bake hardening behavior of Al7075 using response surface methodology**. 2010. *Materials and Design* 31 1768–1775, 2010.

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

DE MORAES, CELSO FRANCISCO; FERREIRA, JOÃO ROBERTO; BALESTRASSI, PEDRO PAULO. **Análise crítica da aplicação de métodos estatísticos em processos definidos por dados que não apresentam distribuição normal**. (2006)XII SIMPEP – Simpósio de Engenharia de Produção.

DORIGO, M. **Optimization, Learning and Natural Algorithms** (in Italian). PhD thesis, Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano, Italy, 1992.

DU, XINPENG; CHENG, LIZHI; CHEN, DAIQIANG. **A simulated annealing algorithm for sparse recovery by l0 minimization**. 2014. *Neuro computing*, v.131, pg.98–104, 2014.

DURAIRAJA M., GOWRI, S. **Parametric Optimization for Improved Tool Life and Surface Finish in Micro Turning using Genetic Algorithm**. 2013. *Procedia Engineering*, v.64, pg.878 – 887, 2013.

DURANA, CENGİZ; ÇETINDEREB, AYSEL; ŞAHAN, ÖZCAN. **An analysis on the relationship between total quality management practices and knowledge management: The case of Eskişehir**. 2014. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, v.109, pg.65 – 77, 2014.

DUTRA, C. C. **Extensões no Método de Comparação Indireta aos Pares para Otimização de Produtos com Variáveis Sensoriais**. Dissertação Mestrado em Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, p. 87, 2007.

EL MOUATASIM, ABDELKRIM; ELLAIA, RACHID; DE CURSI, EDUARDO SOUZA.. **Stochastic perturbation of reduced gradient & GRG methods for nonconvex**

programming problems. 2014. Applied Mathematics and Computation, vol. 226, 198–211, 2014.

FAGHIHI, VAHID; REINSCHMIDT, KENNETH F.; KANG, JULIAN H. **Construction scheduling using Genetic Algorithm based on Building Information Model.** 2014. Expert Systems with Applications, v.41, pg.7565–7578. 2014.

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

FAROOQ, MUHAMMAD ARSALAN; NÓVOA, HENRIQUETA; ARAÚJO, ANTÓNIO; TAVARES, SERGIO M. O. **An innovative approach for planning and execution of pre-experimental runs for Design of Experiments.** Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de la Empresa (2015), <http://dx.doi.org/10.1016/j.iedee.2014.12.003>.

FOGLIATTO, FLÁVIO SANSON. **Otimização de experimentos com variáveis de resposta descritas por perfis.** 2008. Pesqui. Oper., Rio de Janeiro, v. 28, n. 3, Dec. 2008.

FORGHANI, S.M., GHAZALI, M.J., MUCHTAR, A., DAUD, A.R., YUSOFF, N.H.N., AZHARI, C.H.. **Effects of plasma spray parameters on TiO₂-coated mild steel using design of experiment (DOE) approach.** 2013. Ceramics International, Volume 39, Issue 3, Pages 3121-3127, April 2013.

FUNG, C. P.; KANG, P. C. **Multi-response optimization in friction properties of PBT composites using Taguchi method and principle component analysis.** 2005. Journal of Materials Processing Technology 170,602–610, 2005.

GAITONDE, V. N.; KARNIK, S. R.; FIGUEIRA, L.; DAVIM, J. P. **Machinability investigations in hard turning of AISI D2 cold work tool steel with conventional and wiper ceramic inserts.** 2009. Int. Journal of Refractory Metals & Hard Materials 27, 754–763, 2009.

GERHARDT, TATIANA ENGEL; SILVEIRA, DENISE TOLFO. Métodos de pesquisa. 1. ed. Porto Alegre: **Editora da UFRGS**, 2009.

GLOVER, FRED; KOCHENBERGER, GARY A. **Handbook of Metaheuristics. International series in operations research & management science**. 2003. Springer Science & Business Media, 556, 2003.

GOLDBARG, MARCO CÉSAR; GOLDBARG, ELIZABETH FERREIRA GOUVÊA; MEDEIROS NETO, FRANCISCO DANTAS DE. **Algoritmos evolucionários na determinação da configuração de custo mínimo de sistemas de co-geração de energia com base no gás natural**. 2005. Pesqui. Oper., Rio de Janeiro , v. 25, n. 2, Aug. 2005.

HACHICHA, W.; MASMOUDI, F.; HADDAR, M. Taguchi Method Application for the Part Routing Selection in Generalizes Group Technology: A Case Study. **4th International Conference on Advances in Mechanical Engineering and Mechanics**, 16-18 December, 2008, Sousse, Tunisia.

HAJJAJI, N., RENAUDIN, V., HOUAS, A., PONS, M. N. **Factorial design of experiment (DOE) for parametric exergetic investigation of a steam methane reforming process for hydrogen production**. 2010. Chemical Engineering and Processing, v. 49, pg. 500–507, 2010.

HARIDASS, KARUNAKARAN; VALENZUELA, JORGE; YUCEKAYA, AHMET D. ; MCDONALD, TIM. **Scheduling a log transport system using simulated annealing**. 2014. Information Sciences, v.264, pg.302–316, 2014.

HARRINGTON, E. “The Desirability Function”. *Industrial Quality Control* 21, pp. 494–498 (1965).

HOLLAND, J. Adaptation in natural and artificial systems. **Ann Arbor: Univ. of Michigan Press**, 1975.

HOMAYOUNIA, SEYED MAHDI; TANG, SAI HONG; MOTLAGH, OMID. **A genetic algorithm for optimization of integrated scheduling of cranes, vehicles, and storage platforms at automated container terminals**. 2014. Journal of Computational and Applied Mathematics v.270, pg.545–556, 2014.

JANG, CHOLHO; YE, ZHIZHEN; JIANG, QINGJUN. **Taguchi method-optimized sputter deposition of hydrogenated gallium-doped zinc oxide films in argon/hydrogen ambient**. 2015. Materials Science in Semiconductor Processing. v.30, pg.152–156, 2015.

JARDIM, SERGIO BRIÃO. **Aplicabilidade de algumas técnicas de análise multiobjetiva ao processo decisória no âmbito de comitês de gerenciamento da bacia hidrográfica**. Dissertação de Mestrado Programa de Pós Graduação em Engenharia de Recursos Hidricos e Saneamento Ambiental da Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, Agosto de 1999.

JAVORSKY, JOSEPH, FRANCHETTI, MATTHEW, ZHANG, HONGYAN. **Determining the optimal parameters of bonding polyvinylchloride to stainless steel in automotive applications with the use of full factorial design of experiment** CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, Volume 7, Issue 2, Pages 151-158, 2014.

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

JOHN, S. K.; JAMES, W. K. **Desing of Experiments an Overview and Application Example**. Medical Device & Diagnostic Industry, 1996.

KAMATA, Y.; OBIKAWA, T. **High speed MQL finish-turning of Inconel 718 with different coated tools**. 2007. Journal of Materials Processing Technology 192–193, 281–286, 2007.

KARATAPANIS, A. E.; FIAMEGOS, Y. C.; SAKKAS, V. A.; STALIKAS, C. D. **Effect of chromatographic parameters and detector settings on the response of HILIC–evaporative light-scattering detection system using experimental design approach and multicriteria optimization methodology**. 2011. Talanta, v.83, pg.1126–1133, 2011.

KANELLOPOULOS, A.; GERDESSENA, J.C.; CLAASSENA, G.D.H. **Compromise programming: Non-interactive calibration of utility-based metrics.** 2015. European Journal of Operational Research, v.244, pg.519–524, 2015.

KAVEH, A.; MAHDAVI, V.R. **Colliding bodies optimization: A novel meta-heuristic method.** 2014. Computers and Structures. V.139, pg.18–27, 2014.

KAVEH, A.; KHAYATAZAD, M. **A new meta-heuristic method: Ray Optimization.** (2012) Computers and Structures, v.112-113, pg.283–294, 2012.

KLEIJNEN, J.P.C.; SANCHES, S.M.; LUCAS, T.W.; CIOPPA, T.M. **State-of-the-Art Review: A User's Guide to the Brave New World of Designing Simulation Experiments.** 2005. Journal on Computing, v.17, n.3, p.263–289, 2005.

KIRKPATRICK, S., GELATT, C.D., VECCHI, M.P. **Optimization by simulated annealing.** 1983. Science, vol.220, n4598, pg.671 – 680, 1983.

KISHORE, R.A., TIWARI, R., DVIVEDI, A.; SINGH, I. **Taguchi analysis of the residual tensile strength after drilling in glass fiber reinforced epoxy composites.** 2009. Materials and Design Vol. 30, Issue 6, pp. 2186-2190, 2009.

LAURO, C.H., BRANDAO, L.C., BALDO, D., REIS, R.A., DAVIM, J.P. **Monitoring and processing signal applied in machining processes – A review.** 2014. Measurement, vol.58, pg.73–86, 2014.

LAWRENCE, KENNETH D. ; KUDYBAM STEPHAN ; KLIMBERG, RONALD K. Data Mining Methods and Applications (Discrete Mathematics and Its Applications) Hardcover - 336 pages– **Auerbach Publications**, December 22, 2007.

LEE, H. W.; KWON, W. T. **Determination of the minute range for RSM to select the optimum cutting conditions during turning on CNC lathe.** Journal of Mechanical Science and Technology 24 (8),1637~1645, 2010.

LIANG, YUN-CHIA; JUAREZ, JOSUE RODOLFO CUEVAS. **A normalization method for solving the combined economic and emission dispatch problem with meta-heuristic algorithms**. 2014. *Electrical Power and Energy Systems*, v.54, pg.163–186, 2014.

LIMA, C. N. de. **Ajuste de uma Superfície de Resposta no Delineamento em Blocos Incompletos: Análise de Verossimilhança Restrita e Bayesiana em uma Simulação de Abubação em Citros**. Dissertação Mestrado em Agronomia, Universidade Federal de Lavras, p. 71, 2006.

LIN, RUNG-CHUAN , MUSTAFA Y. SIR, KALYAN S. PASUPATHY. **Multi-objective simulation optimization using data envelopment analysis and genetic algorithm: Specific application to determining optimal resource levels in surgical services**. 2013. *Omega* v.41, pg. 881–892, 2013.

LOBATO, F.S., SOUSAB, M.N., SILVA, M.A., MACHADO, A.R. **Multi-objective optimization and bio-inspired methods applied to machinability of stainless steel** *Applied Soft Computing* 2014, vol.22, pg.261–271, 2014.

LÓPES DE LACALLE, L.N.; LLORENT, J.I.; SANCHEZ, J.A. Improving the cutting Parameters the machining of Nickel and Titanium alloys. 1998. **Annals of the CIRP**, v. 47. 1998.

MANOLIADIS, ODYSSEUS G. **Development of ecological indicators—a methodological framework using compromise programming**. 2002, *Ecological Indicators*, v.2, pg.169–176, 2002.

MARQUES, D. C., Estudo da influência do teor de níquel na usinabilidade de ligas Fe-Cr-Ni, Campinas: Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 2007. 95 p. Dissertação (Mestrado) 2007.

MAIA, P. R. **Método do Vetor Gradiente Multivariado**. 2013. 91 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2013.

MARTÍN, M.A.; CUADRADO, M.L.; ROMERO, C. **Computing efficient financial strategies: An extended compromise programming approach**. Applied Mathematics and Computation 217 (2011) 7831-7837.

MATTOS, V. L. D. de. **Identificação de Efeitos de Dispersão em Experimentos com poucas replicações**. Tese de Doutorado, Florianópolis, 2004.

MENDES, R. R. A. **Uma contribuição para a otimização de portfólios de séries heteroscedásticas usando Projeto de Experimento de Misturas: uma abordagem do Desirability aplicada a Modelos GARCH**. 2012. 108p. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica)– Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2012.

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

MOGHADDAMA, ATEFEH, YALAOUIA, FAROUK, AMODEO, LIONEL. **Efficient meta-heuristics based on various dominance criteria for a single-machine bi-criteria scheduling problem with rejection**. 2015, Journal of Manufacturing Systems, vol. 34, pg.12–22, 2015.

MOHAN, S. V.; SIRISHA, K.; RAO, R. S.; SARMA, P.N. **Bioslurry phase remediation of chlorpyrifos contaminated soil: Process evaluation and optimization by Taguchi design of experimental (DOE) methodology**. 2007. Ecotoxicology and Environmental Safety 68, 252–262, 2007.

MONTGOMERY, D. C. **Design and analysis of experiments**. 7 ed. USA: **John Wiley&Sons**, 2008.

MONTGOMERY, D. C.; CASTILHO, E. Del McCarville, DANIEL, R. **Modified Desirability Functions for Multiple Response Optimization**. 1996. Journal of Quality Technology, Vol. 28, No. 3, 337-345, 1996.

MONTGOMERY, D. C. Design and Analysis of Experiments. 5a Edição. New York: **John Wiley and Sons**, 2001. 684p

MORILHAS, LEANDRO JOSÉ; NASCIMENTO, PAULO TROMBONI DE SOUZA E FEDICHINA, MÁRCIO ANTÔNIO HIROSE. Análise para a Melhoria da Gestão de Operações Na Área Hospitalar: Um Estudo a partir da Utilização da Filosofia Lean Healthcare. **Anais SIMPOI**, 2013. http://www.simpoi.fgvsp.br/arquivo/2013/artigos/E2013_T00427_PCN97683.pdf. Acessado em 23/11/2014

MURTHY, K. SUNDARA; RAJENDRAN, I. **Optimization of end milling parameters under minimum quantity lubrication using principal component analysis and grey relational analysis**. 2012. J. Braz. Soc. Mech. Sci. & Eng v. 34, n. 3, p. 253-261.

ORTIZ, F. Jr.; SIMPSON, J. R.; PIGNATELLO, J. J. Jr. **A Genetic Algorithm Approach to Multiple-Response Optimization**. 2004. Journal of Quality Technology ,Vol. 36, No. 4. pp. 432-450, 2004.

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

PAIVA, E. J. de; PAIVA, A. P. de; FERREIRA, J. R.; BALESTRASSI, P. P. Otimização de Múltiplas Respostas Baseada no Erro Quadrático médio Multivariado. **XXVIII ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**. Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2008.

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

PANDEY, RUPESH KUMAR; PANDA, S.S. **Multi-performance optimization of bone drilling using Taguchi method based on membership function**. 2015. Measurement, v.59, pg. 9-13, 2015.

PÁRAMOA, MILLÁN; CARRILLO, O. BEGAMBRE; ROMERO, E. MILLÁN. **Propuesta y validación de un algoritmo Simulated annealing modificado para la solución de problemas de optimización.** 2014. Rev. int. métodos numér. cálc. diseño ing. V.30(4) pg.264–270, 2014 .

PHOLDEE, NANTIWAT; BUREERAT, SUJIN. **Comparative performance of meta-heuristic algorithms for mass minimisation of trusses with dynamic constraints.** 2014. Advances in Engineering Software, v.75, pg.1-13, 2014.

POROCH-SERITAN, M.; GUTT, S.; GUTT, G.; CRETESCU, I.; COJOCARU, C.; SEVERIN, T. **Design of experiments for statistical modeling and multi-response optimization of nickel electroplating process.** 2011. Chemical Engineering Research and Design, v.89, pg.136–147, 2011.

PRODANOV, CLEBER CRISTIANO; DE FREITAS, ERNANI CESAR. Metodologia do trabalho científico: Métodos e Técnicas da Pesquisa e do Trabalho Acadêmico. 2. ed. – **Novo Hamburgo: Feevale**, 2013.

RAISSI, S.; FARSANI, R. E. F. **Statistical Process Optimization Through Multi-Response Surface Methodology.** 2009. World Academy of Science, Engineering and Technology 51, 267-271, 2009.

RANA, RAVINDRA SINGH; PUROHIT, RAJESH; SHARMA, ANIL KUMAR; RANA, SARASWATI. **Optimization of Wear Performance of Aa 5083/10 Wt. % Sic_p Composites Using Taguchi Method.** 2014. Procedia Materials Science, v.6, 503 – 511, 2014.

RIBEIRO, M. V. **Otimização das Condições de Corte Assistida por Computador Durante o Desenvolvimento do Processo**, Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) - Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas – UNICAMP, Campinas 138f., 1999.

RIBEIRO, M. V., MOREIRA, M. R. V.; FERREIRA, J. R.. **Optimization of titanium alloy (6Al-4V) machining**. 2003. Journal of Materials Processing Technology, v 143/144C, p. 453-458, 2003.

ROOZBAHANI, REZA; SCHREIDER, SERGEI; ABBASI, BABAK. **Optimal water allocation through a multi-objective compromise between environmental, social, and economic preferences**. (2015). Environmental Modelling & Software 64 18e30.

SADEGHIFAM, AIDIN NOBAHAR; ZAHRAEE, SEYED MOJIB; MEYNAGH, MAHDI MOHARRAMI; KIANI, IMAN. **Combined use of design of experiment and dynamic building simulation in assessment of energy efficiency in tropical residential buildings**. 2015. Energy and Buildings, vol. 86 525–533.

SALEHIPOUR, AMIR; MODARRES, MOHAMMAD; NAENI, LEILA MOSLEMI. **An eficiente hybrid meta-heuristic for aircraft landing problem**. 2013. Computers & Operations Research, v.40, pg. 207–213, 2013.

SANCIBRIAN, R. **Improved GRG method for the optimal synthesis of linkages in function generation problems**. 2011. Mechanism and Machine Theory, vol.46, 1350–1375, 2011.

SARIKAYA, MURAT; GÜLLÜ, ABDULKADIR. **Multi-response optimization of minimum quantity lubrication parameters using Taguchi-based grey relational analysis in turning of difficult-to-cut alloy Haynes**. 2015. Journal of Cleaner Production, v.91, pg.347-357, 2015.

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

SHAILESH, P., SUNDARRAJAN, S., KOMARAIAH, M. **Optimization of Process Parameters of Al-Si Alloy by Centrifugal Casting Technique Using Taguchi Design of Experiments**. 2014. Procedia Materials Science, Volume 6, Pages 812-820, 2014.

SILVA, ANEIRSON FRANCISCO DA; MARINS, FERNANDO AUGUSTO SILVA; CARVALHO, BRUNA SALLUM DE; NEIVA, VITOR JONATAS. **Aplicação Da Técnica Da Programação Por Compromisso (Compromise Programming) em Problemas de Projeto e Análise de Experimentos com Múltiplas Respostas**. 2013. **XLVSBPO Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional**. Setembro de 2013.

SILVA, ANEIRSON FRANCISCO DA; MARINS, FERNANDO AUGUSTO SILVA. **Revisão da literatura sobre modelos de Programação por Metas determinística e sob incerteza**. Prod. [online]. 2015, vol.25, n.1, pp. 92-112, 2015.

SNEDECOR, G. W.; COCHRAN, W. G. **Statistical methods**. Ames: Iowa State University Press, 1989. 589 p.

SRINIVAS, C., REDDY, B. RAMGOPAL; RAMJI, K.; NAVEEN, R.. **Sensitivity Analysis to Determine the Parameters of Genetic Algorithm for Machine Layout**. 2014. *Procedia Materials Science*, v.6, pg. 866 – 876, 2014.

TAGUCHI, G. **Introduction to Quality Engineering**. Tokyo **Asian Productivity Organization**, 1986.

TAMIZ, M., JONES, D. **A review of Goal Programming and its applications**. 1995. *Annals of Operations Research* 5, 839-53, 1995.

TANER, T., ANTONY, J. **Applying Taguchi methods to health care**. 2006. *Leadership in Health Services*, v. 19, pp. 26–35, 2006.

TANSEL, I.N.; GULMEZ, S.; DEMETGUL, M.; AYKUT, S. **Taguchi Method–GONNS integration: Complete procedure covering from experimental design to complex optimization**. 2011. *Expert Systems with Applications* 38, 4780–4789, 2011.

TORRES-TREVIÑO, LUIS M., ESCAMILLA-SALAZAR, INDIRA G., GONZÁLEZ-ORTÍZ, BERNARDO, PRAGA-ALEJO, ROLANDO. **An expert system for setting**

parameters in machining processes. 2013. Expert Systems with Applications, v.40, pg.6877-6884, 2013.

TSENG, C.C.; CHANG, NI-BIN. **Assessing relocations strategies of urban air quality monitoring stations by GA-based compromise programming.** 2001. Environment International, v.26, pg.523-541, 2001.

TZENG, C. J.; LIN, Y. H.; UANG, Y. K.; JEONG, M. C. **Optimization of turning operations with multiple performance characteristics using the Taguchi method and Grey relational analysis.** 2009. Journal of Materials Processing Technology, 209, p. 2753–2759, 2009.

VASUDEVAN, HARI; DESHPANDE, NARESH C.; RAJGURU, RAMESH R. **Desirability Fuzzy Multiple criteria Optimization of Process Parameters in CNC Turning of GFRP/ Vinyl ester Composites.** 2014. Procedia Materials Science, v. 5, pg.2458-2467, 2014.

VENKATA RAO, R., KALYANKAR, V.D. **Parameter optimization of modern machining processes using teaching–learning-based optimization algorithm.** 2013. Engineering Applications of Artificial Intelligence, v.26, pg.524–531, 2013.

VITANOV, V.I.; JAVAID, N.; STEPHENSON, D.J. **Application of response surface methodology for the optimisation of micro friction surfacing process.** 2010. Surface & Coatings Technology, v.204, pg.3501–3508, 2010.

WANG, S.; HUANG, G.H. **A multi-level Taguchi-factorial two-stage stochastic programming approach for characterization of parameter uncertainties and their interactions: An application to water resources management.** 2015. European Journal of Operational Research, v. 240, pg. 572-581, 2015.

WANG, X.; DA, Z. J.; BALAJI, A. K.; JAWAHIR, I. S. **Performance-Based Predictive Models and Optimization Methods for Turning Operations and Applications: Part 3—Optimum Cutting Conditions and Selection of Cutting Tools.** 2007. Journal of Manufacturing Processes. Vol. 9, n1, p. 61-74, 2007.

WIKAISUKSAKUL, SIRIPEN. **A multi-objective genetic algorithm with fuzzy c-means for automatic data clustering**. 2014. Applied Soft Computing, v.24, pg. 679–691, 2014.

WU, CHIA-CHIN; CHANG, NI-BIN. **Corporate optimal production planning with varying environmental costs: A grey compromise programming approach**. 2004. European Journal of Operational Research, vol. 155, pg. 68–95, 2004.

WU, C. F. **Optimization of correlated multiple quality characteristic using desirability function**. 2005. Quality Engineering. Vol. 17, p. 119-126, 2005.

WU, MING-SHENG. **Genetic algorithm based on discrete wavelet transformation for fractal image compression**. 2014. J. Vis. Commun. Image R. 25, 1835–1841, 2014.

XAVIOR, M. A.; ADITHAN, M. **Determining the influence of cutting fluids on tool wear and surface roughness during turning of AISI 304 austenitic stainless steel**. 2009. Journal of Materials Processing Technology 209, p. 900–909, 2009.

XIANSHENG, N.; ZHENGGAN, Z.; XINGWEI, W.; LUMING, L. **The use of Taguchi method to optimize the laser welding of sealing neuro-stimulator**. 2011. Optics and Lasers in Engineering 49, p. 297–304, 2011.

YIH-FONG, T. **Parameter design optimisation of computerised numerical control turning tool steels for high dimensional precision and accuracy**. 2006. Materials and Design Volume 27, Issue 8, p. 665–675, 2006.

YIN, ZENGBIN; HUANG, CHUANZHEN ; YUAN, JUNTANG; ZOU, BIN; LIU, HANLIAN; ZHU, HONGTAO. **Cutting Performance and life prediction of an Al₂O₃/TiC micro–nano-composite ceramic tool when machining austenitic stainless steel**. 2015. Ceramics International, v.41, 7059–7065.

YOON, HAE-SUNG; LEE, JANG-YEOB; KIMA, MIN-SOO; KIMA, EUN-SEOB; AHN, SUNG-HOON. **Empirical study of the power efficiency of various machining processes**. 2014. Procedia, CIRP 14, 558 – 563, 2014.

ZELENY, M.,. A concept of compromise solutions and the method of the displaced ideal.
1974. Computers and Operations Research 1, 479–496, 1974.

APÊNDICE (A) - PROGRAMAÇÃO SCILAB PARA RECOZIMENTO SIMULADO (*DESIRABILITY*) – $L_c = 1400m$

```
// Programa de methauristica RS
x_max=input("Entre com o maior valor de X =");
x_min=input("Entre com o menor valor de X =");
t=input("Entre com o valor de temperatura =");
r=input("Entre com o valor da taxa de resfriamento =");
k=input("Entre com o número de repetições =");
num_solucoes=input("Entre com o número de soluções =");
//solução inicial
x1=0;
x2=0;
x3=0;
x4=0;
x5=0;
x6=0;

// solução atual
x_atual1=x1;
x_atual2=x2;
x_atual3=x3;
x_atual4=x4;
x_atual5=x5;
x_atual6=x6;

//desirability
da=0;
d=0;
//contador
i=0;
while t>1d-15;
i=i+1;
disp([i, d, da, x_atual1, x_atual2, x_atual3,x_atual4, x_atual5, x_atual6]);
lines(0);

x_maximo1=x_atual1+0.1;
if x_maximo1>x_max then
    x_maximo1=x_max
end

x_maximo2=x_atual2+0.1;
if x_maximo2>x_max then
    x_maximo2=x_max
end

x_maximo3=x_atual3+0.1;
if x_maximo3>x_max then
    x_maximo3=x_max
end

x_maximo4=x_atual4+0.1;
if x_maximo4>x_max then
    x_maximo4=x_max
end

x_maximo5=x_atual5+0.1;
if x_maximo5>x_max then
    x_maximo5=x_max
end

    x_maximo6=x_atual6+0.1;
if x_maximo6>x_max then
    x_maximo6=x_max
end
```

```

x_minimo1=x_atual1-0.1;
if x_minimo1<x_min then
    x_minimo1=x_min
end

x_minimo2=x_atual2-0.1;
if x_minimo2<x_min then
    x_minimo2=x_min
end

x_minimo3=x_atual3-0.1;
if x_minimo3<x_min then
    x_minimo3=x_min
end

x_minimo4=x_atual4-0.1;
if x_minimo4<x_min then
    x_minimo4=x_min
end

x_minimo5=x_atual5-0.1;
if x_minimo5<x_min then
    x_minimo5=x_min
end

x_minimo6=x_atual6-0.1;
if x_minimo6<x_min then
    x_minimo6=x_min
end

solucoes1=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo1-x_minimo1)+x_minimo1;
solucoes2=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo2-x_minimo2)+x_minimo2;
solucoes3=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo3-x_minimo3)+x_minimo3;
solucoes4=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo4-x_minimo4)+x_minimo4;
solucoes5=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo5-x_minimo5)+x_minimo5;
solucoes6=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo6-x_minimo6)+x_minimo6;

solucoes1=[x1;solucoes1];
solucoes2=[x2;solucoes2];
solucoes3=[x3;solucoes3];
solucoes4=[x4;solucoes4];
solucoes5=[x5;solucoes5];
solucoes6=[x6;solucoes6];

for m=1:k

    //escolhe vizinho aleatoriamente

    vizinho1=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho2=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho3=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho4=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho5=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho6=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);

    Lc=(321.134-89.773*x_atual1-234.235*x_atual2-100.477*x_atual3+279.570*x_atual4-
    70.198*x_atual6+64.079*x_atual1*x_atual2+107.154*x_atual2*x_atual6+162.345*x_atual3*x_atual6-
    132.414*x_atual4*x_atual6-173.698*x_atual5*x_atual4+76.035*x_atual5*x_atual6);

    Ra=(2.7636+1.013*x_atual2+0.330392*x_atual3-0.307267*x_atual4+0.2399*x_atual5+0.328663*x_atual6-
    0.231163*x_atual1*x_atual2-0.240538*x_atual2*x_atual6-0.214142*x_atual3*x_atual6-0.378663*x_atual5*x_atual6);

    if (x_atual4>0) then
        x_atual4=1;
    else
        x_atual4=-1
    end
end

```

```

if (x_atual5>0) then
    x_atual5=1;
else
    x_atual5=-1
end
if (x_atual6>0) then
    x_atual6=1;
else
    x_atual6=-1
end

    if Lc<300|Ra>2 then

        da1=0;
        da2=0;

    else

        da1=((Lc-300)/(1400-300));
        da2=((2-Ra)/1);

    end

if da1<0|da1>1|da2<0|da2>1 then

da1=0;
da2=0;

else
da=(da1*da2)^0.5;

end

x1=solucoes1(vizinho1);
x2=solucoes2(vizinho2);
x3=solucoes3(vizinho3);
x4=solucoes4(vizinho4);
x5=solucoes5(vizinho5);
x6=solucoes6(vizinho6);

Lc_final=(321.134-89.773*x1-234.235*x2-100.477*x3+279.570*x4-
70.198*x6+64.079*x1*x2+107.154*x2*x6+162.345*x3*x6-132.414*x4*x6-173.698*x5*x4+76.035*x5*x6);

Ra_final=(2.7636+1.013*x2+0.330392*x3-0.307267*x4+0.2399*x5+0.328663*x6-0.231163*x1*x2-0.240538*x2*x6-
0.214142*x3*x6-0.378663*x5*x6);

if Lc_final<300|Ra_final>2 then

    d1=0;
    d2=0;

else

    d1=((Lc_final-300)/(1400-300));
    d2=((2-Ra_final)/1);
end

if d1<0|d1>1|d2<0|d2>1 then

    d1=0;
    d2=0;

else
d=(d1*d2)^0.5;

```

```

end

delta1=1-d;
delta2=1-da;
delta=delta1-delta2;

// teste de aceitação da solução escolhida

if delta<=0 then

x_atual1=x1;
x_atual2=x2;
x_atual3=x3;
x_atual4=x4;
x_atual5=x5;
x_atual6=x6;

else
    probabilidade=exp(-delta/t);
    teste=rand(1);
    if probabilidade>teste then
x_atual1=x1;
x_atual2=x2;
x_atual3=x3;
x_atual4=x4;
x_atual5=x5;
x_atual6=x6;

    end
end
end
// redução da temperatura

t=r*t;
i=i+1;
end

y1=(321.134-89.773*x_atual1-234.235*x_atual2-100.477*x_atual3+279.570*x_atual4-
70.198*x_atual6+64.079*x_atual1*x_atual2+107.154*x_atual2*x_atual6+162.345*x_atual3*x_atual6-
132.414*x_atual4*x_atual6-173.698*x_atual5*x_atual4+76.035*x_atual5*x_atual6);

y2=(2.7636+1.013*x_atual2+0.330392*x_atual3-0.307267*x_atual4+0.2399*x_atual5+0.328663*x_atual6-
0.231163*x_atual1*x_atual2-0.240538*x_atual2*x_atual6-0.214142*x_atual3*x_atual6-0.378663*x_atual5*x_atual6);

d1final=abs((y1-300)/(1400-300));
d2final=abs((2-y2)/(1-0));

dfinal=sqrt(d1final*d2final);

DPM=abs((((y1-1400)/1400)+((y2-1)/1))/2);

lines(0);

disp(y1,"y1 = ");
disp(y2, "y2 =");
disp(DPM, "DPM =");
disp(dfinal, "dfinal =");
disp(d, "d=");
disp(t,"t = ");
disp(i,"i = ");

```

APÊNDICE (B) - PROGRAMAÇÃO SCILAB PARA RECOZIMENTO SIMULADO (DPM) – $L_c = 1400m$

```
// Programa de metaheurística RS
x_max=input("Entre com o maior valor de X =");
x_min=input("Entre com o menor valor de X =");
t=input("Entre com o valor de temperatura =");
r=input("Entre com o valor da taxa de resfriamento =");
k=input("Entre com o número de repetições =");
num_solucoes=input("Entre com o número de soluções =");

//solução inicial
x1=0;
x2=0;
x3=0;
x4=0;
x5=0;
x6=0;

// solução atual
x_atual1=x1;
x_atual2=x2;
x_atual3=x3;
x_atual4=x4;
x_atual5=x5;
x_atual6=x6;

dat=0;
da_final=0;

//contador
i=0;
while t>1d-15;
i=i+1;
disp([i, dat, x_atual1, x_atual2, x_atual3, x_atual4, x_atual5, x_atual6]);
lines(0);

x_maximo1=x_atual1+0.1;
if x_maximo1>x_max then
    x_maximo1=x_max
end

x_maximo2=x_atual2+0.1;
if x_maximo2>x_max then
    x_maximo2=x_max
end

x_maximo3=x_atual3+0.1;
if x_maximo3>x_max then
    x_maximo3=x_max
end

x_maximo4=x_atual4+0.1;
if x_maximo4>x_max then
    x_maximo4=x_max
end

x_maximo5=x_atual5+0.1;
if x_maximo5>x_max then
    x_maximo5=x_max
end

    x_maximo6=x_atual6+0.1;
if x_maximo6>x_max then
    x_maximo6=x_max
end
```

```

x_minimo1=x_atual1-0.1;
if x_minimo1<x_min then
    x_minimo1=x_min
end

x_minimo2=x_atual2-0.1;
if x_minimo2<x_min then
    x_minimo2=x_min
end

x_minimo3=x_atual3-0.1;
if x_minimo3<x_min then
    x_minimo3=x_min
end

x_minimo4=x_atual4-0.1;
if x_minimo4<x_min then
    x_minimo4=x_min
end

x_minimo5=x_atual5-0.1;
if x_minimo5<x_min then
    x_minimo5=x_min
end

x_minimo6=x_atual6-0.1;
if x_minimo6<x_min then
    x_minimo6=x_min
end

solucoes1=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo1-x_minimo1)+x_minimo1;
solucoes2=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo2-x_minimo2)+x_minimo2;
solucoes3=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo3-x_minimo3)+x_minimo3;
solucoes4=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo4-x_minimo4)+x_minimo4;
solucoes5=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo5-x_minimo5)+x_minimo5;
solucoes6=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo6-x_minimo6)+x_minimo6;

solucoes1=[x1;solucoes1];
solucoes2=[x2;solucoes2];
solucoes3=[x3;solucoes3];
solucoes4=[x4;solucoes4];
solucoes5=[x5;solucoes5];
solucoes6=[x6;solucoes6];

for m=1:k

    //escolhe vizinho aleatoriamente

    vizinho1=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho2=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho3=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho4=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho5=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho6=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);

    Lc=(321.134-89.773*x_atual1-234.235*x_atual2-100.477*x_atual3+279.570*x_atual4-
    70.198*x_atual6+64.079*x_atual1*x_atual2+107.154*x_atual2*x_atual6+162.345*x_atual3*x_atual6-
    132.414*x_atual4*x_atual6-173.698*x_atual5*x_atual4+76.035*x_atual5*x_atual6);

    Ra=(2.7636+1.013*x_atual2+0.330392*x_atual3-0.307267*x_atual4+0.2399*x_atual5+0.328663*x_atual6-
    0.231163*x_atual1*x_atual2-0.240538*x_atual2*x_atual6-0.214142*x_atual3*x_atual6-0.378663*x_atual5*x_atual6);

    if (x_atual4>0) then
        x_atual4=1;
    else
        x_atual4=-1
    end
end

```

```

end
if (x_atual5>0) then
    x_atual5=1;
else
    x_atual5=-1
end
if (x_atual6>0) then
    x_atual6=1;
else
    x_atual6=-1
end

    if Lc<300|Ra>1|Ra<0 then

        da1=10000;
        da2=10000;

    else

        da1=abs((1400-Lc)/1400);
        da2=abs((1-Ra)/1);

    end

dat=((da1+da2)/2);

x1=solucoes1(vizinho1);
x2=solucoes2(vizinho2);
x3=solucoes3(vizinho3);
x4=solucoes4(vizinho4);
x5=solucoes5(vizinho5);
x6=solucoes6(vizinho6);

Lc_final=(321.134-89.773*x1-234.235*x2-100.477*x3+279.570*x4-
70.198*x6+64.079*x1*x2+107.154*x2*x6+162.345*x3*x6-132.414*x4*x6-173.698*x5*x4+76.035*x5*x6);

Ra_final=(2.7636+1.013*x2+0.330392*x3-0.307267*x4+0.2399*x5+0.328663*x6-0.231163*x1*x2-0.240538*x2*x6-
0.214142*x3*x6-0.378663*x5*x6);

d1=abs((1400-Lc_final)/1400);
d2=abs((1-Ra_final)/1);

da_final=((d1+d2)/2);

end

delta=da_final-dat;

// teste de aceitação da solução escolhida

if delta<=0|Lc_final<=300|Ra_final<=0 then

x_atual1=x1;
x_atual2=x2;
x_atual3=x3;
x_atual4=x4;
x_atual5=x5;
x_atual6=x6;

else
    probabilidade=exp(-delta/t);
    teste=rand(1);
    if probabilidade>teste then
x_atual1=x1;
x_atual2=x2;

```

```

x_atual3=x3;
x_atual4=x4;
x_atual5=x5;
x_atual6=x6;

    end
end
// redução da temperatura

t=r*t;
i=i+1;
end
if (x_atual4>=0) then
    x_atual4=1;
else
    x_atual4=-1
end
if (x_atual5>=0) then
    x_atual5=1;
else
    x_atual5=-1
end
if (x_atual6>=0) then
    x_atual6=1;
else
    x_atual6=-1
end

y1=(321.134-89.773*x_atual1-234.235*x_atual2-100.477*x_atual3+279.570*x_atual4-
70.198*x_atual6+64.079*x_atual1*x_atual2+107.154*x_atual2*x_atual6+162.345*x_atual3*x_atual6-
132.414*x_atual4*x_atual6-173.698*x_atual5*x_atual4+76.035*x_atual5*x_atual6);

y2=(2.7636+1.013*x_atual2+0.330392*x_atual3-0.307267*x_atual4+0.2399*x_atual5+0.328663*x_atual6-
0.231163*x_atual1*x_atual2-0.240538*x_atual2*x_atual6-0.214142*x_atual3*x_atual6-0.378663*x_atual5*x_atual6);

d1final=abs((1400-y1)/1400);
d2final=abs((1-y2)/1);

DPM=((d1final+d2final)/2);

lines(0);

disp(y1,"y1 =");
disp(y2,"y2 =");
disp(DPM,"DPM =");
disp(d1final,"d1final =");
disp(d2final,"d2final =");
disp(t,"t =");
disp(i,"i =");

```

APÊNDICE (C) - PROGRAMAÇÃO SCILAB PARA RECOZIMENTO SIMULADO (CP) – Lc = 1400m

```
// Programa de methauristica RS
x_max=input("Entre com o maior valor de X =");
x_min=input("Entre com o menor valor de X =");
t=input("Entre com o valor de temperatura =");
r=input("Entre com o valor da taxa de resfriamento =");
k=input("Entre com o número de repetições =");
num_solucoes=input("Entre com o número de soluções =");

//solução inicial
x1=0;
x2=0;
x3=0;
x4=0;
x5=0;
x6=0;

// solução atual
x_atual1=x1;
x_atual2=x2;
x_atual3=x3;
x_atual4=x4;
x_atual5=x5;
x_atual6=x6;

dat=0;
da_final=0;

//contador
i=0;
while t>1d-15;
i=i+1;
disp([i, dat, x_atual1, x_atual2, x_atual3, x_atual4, x_atual5, x_atual6]);
lines(0);

x_maximo1=x_atual1+0.1;
if x_maximo1>x_max then
    x_maximo1=x_max
end

x_maximo2=x_atual2+0.1;
if x_maximo2>x_max then
    x_maximo2=x_max
end

x_maximo3=x_atual3+0.1;
if x_maximo3>x_max then
    x_maximo3=x_max
end

x_maximo4=x_atual4+0.1;
if x_maximo4>x_max then
    x_maximo4=x_max
end

x_maximo5=x_atual5+0.1;
if x_maximo5>x_max then
    x_maximo5=x_max
end

    x_maximo6=x_atual6+0.1;
if x_maximo6>x_max then
    x_maximo6=x_max
end
```

```

x_minimo1=x_atual1-0.1;
if x_minimo1<x_min then
    x_minimo1=x_min
end

x_minimo2=x_atual2-0.1;
if x_minimo2<x_min then
    x_minimo2=x_min
end

x_minimo3=x_atual3-0.1;
if x_minimo3<x_min then
    x_minimo3=x_min
end

x_minimo4=x_atual4-0.1;
if x_minimo4<x_min then
    x_minimo4=x_min
end

x_minimo5=x_atual5-0.1;
if x_minimo5<x_min then
    x_minimo5=x_min
end

x_minimo6=x_atual6-0.1;
if x_minimo6<x_min then
    x_minimo6=x_min
end

solucoes1=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo1-x_minimo1)+x_minimo1;
solucoes2=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo2-x_minimo2)+x_minimo2;
solucoes3=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo3-x_minimo3)+x_minimo3;
solucoes4=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo4-x_minimo4)+x_minimo4;
solucoes5=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo5-x_minimo5)+x_minimo5;
solucoes6=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo6-x_minimo6)+x_minimo6;

solucoes1=[x1;solucoes1];
solucoes2=[x2;solucoes2];
solucoes3=[x3;solucoes3];
solucoes4=[x4;solucoes4];
solucoes5=[x5;solucoes5];
solucoes6=[x6;solucoes6];

for m=1:k

    //escolhe vizinho aleatoriamente

    vizinho1=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho2=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho3=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho4=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho5=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho6=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);

    Lc=(0.53923-0.1507*x_atual1-0.39332*x_atual2-0.16872*x_atual3+0.46944*x_atual4-
    0.11787*x_atual6+0.107598*x_atual1*x_atual2+0.179928*x_atual2*x_atual6+0.272603*x_atual3*x_atual6-
    0.22234*x_atual4*x_atual6-0.291665*x_atual5*x_atual4+0.127675*x_atual5*x_atual6);

    Ra=(0.9046+0.331587*x_atual2+0.10814*x_atual3-0.1006*x_atual4+0.07853*x_atual5+0.107577*x_atual6-
    0.075664*x_atual1*x_atual2-0.07873*x_atual2*x_atual6-0.0701*x_atual3*x_atual6-0.12394*x_atual5*x_atual6);

    if (x_atual4>0) then
        x_atual4=1;
    else
        x_atual4=-1
    end
end

```

```

end
if (x_atual5>0) then
    x_atual5=1;
else
    x_atual5=-1
end
if (x_atual6>0) then
    x_atual6=1;
else
    x_atual6=-1
end

    if Lc<0.5037 |Ra<=0 then

        da1=10000;
        da2=10000;

    else

        da1=(0.5*(Lc-2.1829)^2);
        da2=(0.5*(Ra-0.3273)^2);

    end

    dat=(sqrt(da1+da2));

    x1=solucoes1(vizinho1);
    x2=solucoes2(vizinho2);
    x3=solucoes3(vizinho3);
    x4=solucoes4(vizinho4);
    x5=solucoes5(vizinho5);
    x6=solucoes6(vizinho6);

    Lc_final=(0.53923-0.1507*x1-0.39332*x2-0.16872*x3+0.46944*x4-
    0.11787*x6+0.107598*x1*x2+0.179928*x2*x6+0.272603*x3*x6-0.22234*x4*x6-0.291665*x5*x4+0.127675*x5*x6);

    Ra_final=(0.9046+0.331587*x2+0.10814*x3-0.1006*x4+0.07853*x5+0.107577*x6-0.075664*x1*x2-0.07873*x2*x6-
    0.0701*x3*x6-0.12394*x5*x6);

    d1=(0.5*(Lc_final-2.1829)^2);
    d2=(0.5*(Ra_final-0.3273)^2);

    da_final=(sqrt(d1+d2));

end

delta=(da_final-dat);

// teste de aceitação da solução escolhida

if delta<=0|Lc_final<=0.5037|Ra_final<=0 then

    x_atual1=x1;
    x_atual2=x2;
    x_atual3=x3;
    x_atual4=x4;
    x_atual5=x5;
    x_atual6=x6;

else
    probabilidade=exp(-delta/t);
    teste=rand(1);
    if probabilidade>teste then
        x_atual1=x1;
        x_atual2=x2;
        x_atual3=x3;
        x_atual4=x4;

```

```

x_atual5=x5;
x_atual6=x6;

    end
end

// redução da temperatura

t=r*t;
i=i+1;
end

y1=(0.53923-0.1507*x_atual1-0.39332*x_atual2-0.16872*x_atual3+0.46944*x_atual4-
0.11787*x_atual6+0.107598*x_atual1*x_atual2+0.179928*x_atual2*x_atual6+0.272603*x_atual3*x_atual6-
0.22234*x_atual4*x_atual6-0.291665*x_atual5*x_atual4+0.127675*x_atual5*x_atual6);

y2=(0.9046+0.331587*x_atual2+0.10814*x_atual3-0.1006*x_atual4+0.07853*x_atual5+0.107577*x_atual6-
0.075664*x_atual1*x_atual2-0.07873*x_atual2*x_atual6-0.0701*x_atual3*x_atual6-0.12394*x_atual5*x_atual6);

d1final=(0.5*(y1-2.1829)^2);
d2final=(0.5*(y2-0.3273)^2);

CP=(sqrt(d1final+d2final));

DPM=abs((((y1-2.1829)/2.1829)+((y2-0.3273)/0.3273))/2)

lines(0);

disp(y1,"y1 = ");
disp(y2, "y2 =");
disp(CP, "CP =");
disp(t,"t = ");
disp(i,"i = ");
disp(DPM, "DPM = ")

```

APÊNDICE (D) - PROGRAMAÇÃO SCILAB PARA RECOZIMENTO SIMULADO (SN) – $L_c = 1400m$

```
// Programa de methauristica RS
x_max=input("Entre com o maior valor de X =");
x_min=input("Entre com o menor valor de X =");
t=input("Entre com o valor de temperatura =");
r=input("Entre com o valor da taxa de resfriamento =");
k=input("Entre com o número de repetições =");
num_solucoes=input("Entre com o número de soluções =");

//solução inicial
x1=0;
x2=0;
x3=0;
x4=0;
x5=0;
x6=0;

// solução atual
x_atual1=x1;
x_atual2=x2;
x_atual3=x3;
x_atual4=x4;
x_atual5=x5;
x_atual6=x6;

dat=0;
da_final=0;
SN=0;

//contador
i=0;
while t>1d-15;
i=i+1;
disp([i, dat, x_atual1, x_atual2, x_atual3, x_atual4, x_atual5, x_atual6]);
lines(0);

x_maximo1=x_atual1+0.1;
if x_maximo1>x_max then
    x_maximo1=x_max
end

x_maximo2=x_atual2+0.1;
if x_maximo2>x_max then
    x_maximo2=x_max
end

x_maximo3=x_atual3+0.1;
if x_maximo3>x_max then
    x_maximo3=x_max
end

x_maximo4=x_atual4+0.1;
if x_maximo4>x_max then
    x_maximo4=x_max
end

x_maximo5=x_atual5+0.1;
if x_maximo5>x_max then
    x_maximo5=x_max
end

    x_maximo6=x_atual6+0.1;
if x_maximo6>x_max then
    x_maximo6=x_max
```

```

end

x_minimo1=x_atual1-0.1;
if x_minimo1<x_min then
    x_minimo1=x_min
end

x_minimo2=x_atual2-0.1;
if x_minimo2<x_min then
    x_minimo2=x_min
end

x_minimo3=x_atual3-0.1;
if x_minimo3<x_min then
    x_minimo3=x_min
end

x_minimo4=x_atual4-0.1;
if x_minimo4<x_min then
    x_minimo4=x_min
end

x_minimo5=x_atual5-0.1;
if x_minimo5<x_min then
    x_minimo5=x_min
end

x_minimo6=x_atual6-0.1;
if x_minimo6<x_min then
    x_minimo6=x_min
end

solucoes1=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo1-x_minimo1)+x_minimo1;
solucoes2=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo2-x_minimo2)+x_minimo2;
solucoes3=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo3-x_minimo3)+x_minimo3;
solucoes4=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo4-x_minimo4)+x_minimo4;
solucoes5=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo5-x_minimo5)+x_minimo5;
solucoes6=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo6-x_minimo6)+x_minimo6;

solucoes1=[x1;solucoes1];
solucoes2=[x2;solucoes2];
solucoes3=[x3;solucoes3];
solucoes4=[x4;solucoes4];
solucoes5=[x5;solucoes5];
solucoes6=[x6;solucoes6];

for m=1:k

    //escolhe vizinho aleatoriamente

    vizinho1=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho2=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho3=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho4=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho5=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);
    vizinho6=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);

    Lc=(0.53923-0.1507*x_atual1-0.39332*x_atual2-0.16872*x_atual3+0.46944*x_atual4-
    0.11787*x_atual6+0.107598*x_atual1*x_atual2+0.179928*x_atual2*x_atual6+0.272603*x_atual3*x_atual6-
    0.22234*x_atual4*x_atual6-0.291665*x_atual5*x_atual4+0.127675*x_atual5*x_atual6);

    Ra=(0.9046+0.331587*x_atual2+0.10814*x_atual3-0.1006*x_atual4+0.07853*x_atual5+0.107577*x_atual6-
    0.075664*x_atual1*x_atual2-0.07873*x_atual2*x_atual6-0.0701*x_atual3*x_atual6-0.12394*x_atual5*x_atual6);

    if (x_atual4>0) then
        x_atual4=1;
    else

```

```

    x_atual4=-1
end
if (x_atual5>0) then
    x_atual5=1;
else
    x_atual5=-1
end
if (x_atual6>0) then
    x_atual6=1;
else
    x_atual6=-1
end

    if Lc<0.5037|Lc>2.3508|Ra>0.3273|Ra<0 then

        da1=0.0000001;
        da2=0.0000001;

    else

        da1=(0.5*(Lc)^2);
        da2=(0.5*(Ra)^2);

    end

    dat=(-10*log(da1+da2));

    x1=solucoes1(vizinho1);
    x2=solucoes2(vizinho2);
    x3=solucoes3(vizinho3);
    x4=solucoes4(vizinho4);
    x5=solucoes5(vizinho5);
    x6=solucoes6(vizinho6);

    Lc_final=(0.53923-0.1507*x1-0.39332*x2-0.16872*x3+0.46944*x4-
0.11787*x6+0.107598*x1*x2+0.179928*x2*x6+0.272603*x3*x6-0.22234*x4*x6-0.291665*x5*x4+0.127675*x5*x6);

    Ra_final=(0.9046+0.331587*x2+0.10814*x3-0.1006*x4+0.07853*x5+0.107577*x6-0.075664*x1*x2-0.07873*x2*x6-
0.0701*x3*x6-0.12394*x5*x6);

    if Lc_final<0.5037|Ra_final>0.3273|Ra_final<=0 then

        d1=0.0000001;
        d2=0.0000001;

    else

        d1=(0.5*(Lc_final)^2);
        d2=(0.5*(Ra_final)^2);

    end

    da_final=(-10*log(d1+d2));

    end

    delta=(da_final-dat);

    // teste de aceitação da solução escolhida

    if delta<=0 |Lc_final<=0.5037|Ra_final<=0 then

        x_atual1=x1;
        x_atual2=x2;
        x_atual3=x3;
        x_atual4=x4;
        x_atual5=x5;
        x_atual6=x6;

```

```

else
    probabilidade=exp(-delta/t);
    teste=rand(1);
    if probabilidade>teste then
x_atual1=x1;
x_atual2=x2;
x_atual3=x3;
x_atual4=x4;
x_atual5=x5;
x_atual6=x6;

        end
    end
end
// redução da temperatura

t=r*t;
i=i+1;
end

y1=(0.53923-0.1507*x_atual1-0.39332*x_atual2-0.16872*x_atual3+0.46944*x_atual4-
0.11787*x_atual6+0.107598*x_atual1*x_atual2+0.179928*x_atual2*x_atual6+0.272603*x_atual3*x_atual6-
0.22234*x_atual4*x_atual6-0.291665*x_atual5*x_atual4+0.127675*x_atual5*x_atual6);

y2=(0.9046+0.331587*x_atual2+0.10814*x_atual3-0.1006*x_atual4+0.07853*x_atual5+0.107577*x_atual6-
0.075664*x_atual1*x_atual2-0.07873*x_atual2*x_atual6-0.0701*x_atual3*x_atual6-0.12394*x_atual5*x_atual6);

d1final=(0.5*(y1)^2);
d2final=(0.5*(y2)^2);

SN=(-10*log(d1final+d2final));

DPM=abs((((y1-2.3508)/2.3508)+((y2-0.3273)/0.3273))/2);

lines(0);

disp(y1,"y1 = ");
disp(y2, "y2 =");
disp(SN, "SN =");
disp(t,"t = ");
disp(i,"i = ");
disp(DPM, "DPM = ")

```