

unesp  **UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA**
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
CAMPUS DE GUARATINGUETÁ

CRISTIE DIEGO PIMENTA

**MODELAGEM E OTIMIZAÇÃO POR METODOLOGIA DE SUPERFÍCIES DE
RESPOSTA: UM ESTUDO EM ARAMES DE AÇO SAE 9254 PARA MOLAS
AUTOMOBILÍSTICAS.**

Guaratinguetá
2014

CRISTIE DIEGO PIMENTA

MODELAGEM E OTIMIZAÇÃO POR METODOLOGIA DE SUPERFÍCIES DE
RESPOSTA: UM ESTUDO EM ARAMES DE AÇO SAE 9254 PARA MOLAS
AUTOMOBILÍSTICAS.

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. Valério Antônio Pamplona Salomon

Guaratinguetá
2014

P644m	Pimenta, Cristie Diego Modelagem e otimização por metodologia de superfícies de resposta: um estudo em arames de aço SAE 9254 para molas automobilísticas / Cristie Diego Pimenta - Guaratinguetá, 2014 152 f. : il. Bibliografia: f. 128-135 Tese (doutorado) – Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá, 2014. Orientador: Prof. Dr. Messias Borges Silva Coorientador: Prof. Dr. Valério Antônio Pamplona Salomon 1. Aço – Tratamento térmico 2. Planejamento experimental 3. Modelagem gráfica (Estatística) I. Título CDU 669.14(043)
-------	---

CRISTIE DIEGO PIMENTA

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

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

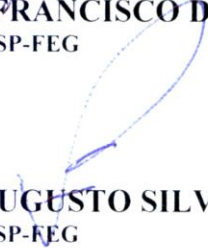
APROVADA EM SUA FORMA FINAL PELO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO


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. FERNANDO AUGUSTO SILVA MARINS
UNESP-FEG


Prof. Dr. ROSINEI BATISTA RIBEIRO
FATEA/Loena


Prof. Dr. JORGE LUIZ ROSA
UNISAL/Lorena

Novembro de 2014

DADOS CURRICULARES

CRISTIE DIEGO PIMENTA

NASCIMENTO	31.10.1979 – TREMEMBÉ / SP
FILIAÇÃO	Benedito Gilson Pimenta Nanci dos Santos Pimenta
1999/2002	Curso de Graduação em Desenho Industrial / Projeto de Produto. Faculdades Integradas – FATEA
2003/2004	Curso de Pós-Graduação em Engenharia da Qualidade, nível Especialização (Latusenso), na EEL-USP (Escola de Engenharia de Lorena).
2007/2008	Curso de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, nível de Mestrado, na Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá da UNESP.
20012/2014	Curso de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, nível de Doutorado, na Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá da UNESP.

DEDICATÓRIA

Porque Deus amou o mundo de tal maneira que deu o seu filho unigênito (Jesus), para que todo aquele que nele crê não pereça, mas tenha a vida eterna. Porque Deus enviou o seu filho ao mundo, não para que julgasse o mundo, mas para que o mundo fosse salvo por ele."

Bíblia: João 3:16 e 17.

Aos meus pais, Benedito Gilson Pimenta e Nanci dos Santos Pimenta.

AGRADECIMENTOS

Dedico este Trabalho a todos que de uma forma direta ou indireta, contribuíram para o êxito deste, em especial:

À Deus, pela vida, Saúde e oportunidade;

Aos meus pais, por estarem presentes e ajudarem em todos os momentos difíceis;

Ao Prof. Dr. Messias Borges Silva pela orientação nesta Tese de Doutorado, pelos ensinamentos valiosos e pela grande ajuda em minha carreira acadêmica;

Ao Prof. Dr. Valério Antônio Pamplona Salomon por aceitar ser o Co-orientador deste trabalho e pelos seus ensinamentos valiosos em aula;

Ao Prof. Dr. Rosinei Batista Ribeiro pelos incentivos, confiança e contribuição em meus trabalhos acadêmicos e pela participação na banca da defesa da Tese;

Ao Prof. Dr. Jorge Luiz Rosa por avaliar a Tese e participar da Banca, assim como, contribuir para melhorias;

Ao Prof. Dr. Aneirson Francisco da Silva por avaliar a Tese e participar da Banca, assim como, contribuir para melhorias;

Ao amigo Dr. Fernando Claro que com seu grande conhecimento em estatística me ajudou a compreender melhor as aplicações dessas técnicas;

Aos amigos Ricardo Taiuva e Fabrício Maciel, pelos dias de estudo que contribuíram para este trabalho;

Ao professor Dr. Fernando Marins por participar da banca de defesa e contribuir com conhecimentos muito importantes ministrados em suas aulas.

Ao professor Dr. Fernando Branco por contribuir com conhecimentos muito importantes ministrados em suas aulas.

Ao amigo Izidro Medeiros, que me forneceu o emprego que proporcionou os recursos financeiros necessários para a concretização deste.

Aos amigos que contribuíram de forma indireta para a realização deste trabalho, entre eles: Marleny, Tatiane, Oswaldo e Alexandre, entre outros...

Agradeço em especial à empresa financiadora do projeto, que proporcionou todos os recursos necessários para que o mesmo fosse concluído.

PIMENTA, C. D. **Modelagem e Otimização por Metodologia de Superfícies de Resposta: um estudo em arames de aço SAE 9254 para molas automobilísticas**. 2014. 152 f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2014.

RESUMO

O objetivo deste trabalho foi a criação de uma modelagem estatística, capaz de substituir o processo utilizado para a preparação de fornos de têmpera e revenimento, que tradicionalmente é realizada por meio de ajustes feitos a partir de resultados de propriedades mecânicas, ensaiadas em laboratório e exigidas em especificações de clientes. Buscou-se compreender a influência das variáveis de entrada (fatores) nas propriedades mecânicas limite de resistência à tração, dureza e estrição, em arames de aço SAE 9254, para os diâmetros 2,00mm e 6,50mm, utilizados na fabricação de molas de válvula e de embreagem para o seguimento automobilístico. Foram investigadas as principais variáveis de entrada do processo diâmetro, velocidade, temperatura de revenimento e a concentração do meio de têmpera polímero, para isso, utilizou-se as metodologias de Planejamento de Experimentos com Análise em Blocos, Regressão Múltipla e Quadrática, Análise de Variância (ANOVA), Análise de Componentes Principais (Estatística Multivariada), Metodologia de Superfícies de Resposta (RSM) e Controle Estatístico de Processo para a análise residual dos modelos estatísticos. Para otimização dos modelos estatísticos foram utilizados os métodos Desirability, Gradiente Reduzido Generalizado (GRG), Algoritmo Genético (AG) e a Meta-heurística Recozimento Simulado. Os resultados revelaram que todas as variáveis consideradas têm influência significativa e os modelos obtidos foram validados utilizando-se métodos estatísticos adequados. Essa modelagem e sua otimização, se implementada e aplicada corretamente, poderá ocasionar avanços científicos que proporcionariam a automatização deste processo, e consequentemente provocaria impacto significativo no aumento de produtividade e qualidade do produto.

PALAVRAS-CHAVE: Tratamento Térmico, SAE 9254, Planejamento de Experimentos, Modelagem Estatística; Meta-heurística.

PIMENTA, C. D. Modeling and Optimization in Response Surface Methodology: a study in wires SAE 9254 steel for springs automobile. 2014. 152 f. Thesis (Doctorate in Mechanical Engineering) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2014.

ABSTRACT

The purpose of this work was the creation of a statistical modeling able to replace the process used to setup of the ovens of the quench hardening and tempering, that is traditionally accomplished through adjustments made based on the results of mechanical properties as tested in laboratory and required in customer specifications. We sought to understand the influence of the input variables (factors) on the mechanical properties tensile strength, yield point and hardness, in SAE 9254 draw steel wires, with diameters 2.00 mm and 6.50 mm, used in the manufacture of valve springs and clutch for automobile tracking. Were investigated the input variables of the process wire diameter, processing speed, tempering temperature and concentration of polymer. We used the methodologies Design of experiments with analysis in blocks, Multiple regression and quadratic regression, Analysis of variance (ANOVA), Principal Components Analysis (multivariate statistical), Response surface methodology and Statistical Process Control for residual analysis of statistical models. For optimization were used Desirability method, Generalized Reduced Gradient (GRG), Genetic Algorithm (AG) and Simulated Annealing. The results revealed that all variables considered have significant influence and models obtained were validated using appropriate statistical methods. This new modeling and its optimization, if properly implemented and enforced, could lead scientific advances which would provide the automation of this process, and consequently cause great impact on increasing productivity and product quality.

PALAVRAS-CHAVE: Heat Treatment, SAE 9254, Design of Experiments, Statistical Modeling; Meta-heuristic.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – Estrutura lógica da abordagem quantitativa.....	22
FIGURA 2 – Microestrutura Perlita.....	27
FIGURA 3 – Microestrutura Martensita.....	28
FIGURA 4 – Transformação Micro estrutural de Ferrita +Perlita, para Martensita.....	28
FIGURA 5 – Curvas de propriedades mecânicas versus temperatura de revenimento para o aço SAE 9254.....	29
FIGURA 6 – Tamanho de grão austenítico em função da temperatura de austenitização.....	30
FIGURA 7 – Curva “TTT” tempo e temperatura em que ocorre a transformação.....	31
FIGURA 8 – Desenho esquemático (em corte) do aparato para ensaio Jominy.....	32
FIGURA 9 – Redução de área após ruptura do corpo de prova.....	35
FIGURA 10 – Ilustração do Método de dureza Brinell (HB).....	36
FIGURA 11 – Modelo de Gráfico de Controle.....	43
FIGURA 12 – Exemplo de Gráfico de Controle (com dados fictícios).....	43
FIGURA 13 – Cruzamento e geração de novos indivíduos.....	54
FIGURA 14 – Caminho de ascensão máxima de inclinação.....	56
FIGURA 15 – Algoritmo Recozimento Simulado (<i>Simulated Annealing</i>).....	59
FIGURA 16 – Função para Mínimo Global (<i>Simulated Annealing</i>).....	60
FIGURA 17 – Fluxograma das etapas realizadas na pesquisa.....	61
FIGURA 18 – Arame de aço trefilado SAE 9254	63
FIGURA 19 – Sequência do processo de têmpera revenimento.....	64
FIGURA 20 – Influência dos fatores no limite de resistência à tração.....	84
FIGURA 21 – Influência dos fatores na estrição.....	84
FIGURA 22 – Influência dos fatores na dureza.....	85
FIGURA 23 – Média dos efeitos sobre o limite de resistência à tração.....	85
FIGURA 24 – Média dos efeitos sobre a estrição.....	86
FIGURA 25 – Média dos efeitos sobre a dureza.....	86

FIGURA 26 – Comportamento das múltiplas respostas (diâmetro 2,00mm).....	87
FIGURA 27 – Comportamento das múltiplas respostas (diâmetro 6,50mm).....	87
FIGURA 28 – Função Desirability aplicada nas múltiplas respostas (diâmetro 2,00mm).....	91
FIGURA 29 – Função Desirability aplicada nas múltiplas respostas (diâmetro 6,50mm).....	93
FIGURA 30 – Resultados do Recozimento Simulado (Scilab), diâmetro 2,00mm....	98
FIGURA 31 – Resultados do Recozimento Simulado (Scilab), diâmetro 6,50mm....	99
FIGURA 32 – Superfície de resposta do limite de resistência à tração – diâmetro 2,00mm (Mpa).....	107
FIGURA 33 – Superfície de resposta da dureza – diâmetro 2,00mm (HB).....	109
FIGURA 34 – Superfície de resposta do limite de resistência à tração – diâmetro 6,50mm (Mpa).....	111
FIGURA 35 – Superfície de resposta da dureza – diâmetro 6,50mm (HB).....	113
FIGURA 36 – Resultados de Recozimento Simulado (Scilab), diâmetro 2,00mm- Modelagem quadrática (exemplo de aplicação).....	119
FIGURA 37 – Resultados do Recozimento Simulado (Scilab), diâmetro 6,50mm- Modelagem quadrática (exemplo de aplicação).....	120
FIGURA 38 – Comparação dos erros dos métodos de otimização (diâmetro 2,00mm).....	122
FIGURA 39 – Comparação dos erros dos métodos de otimização (diâmetro 6,50mm).....	124

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – Principais critérios para análise de Carta de Controle.....	46
TABELA 2 – Composição química (SAE 9254).....	63
TABELA 3 – Matriz experimental completa 2 ³	67
TABELA 4– Variáveis físicas e reduzidas dos fatores.....	68
TABELA 5– Resultados do limite de resistência à tração em MPa (diâmetro 2,00mm).....	70
TABELA 6 – Teste de significância do planejamento fatorial (diâmetro 2,00mm)..	70
TABELA 7 – Resultados do limite de resistência à tração em MPa (diâmetro 6,50mm).....	71
TABELA 8 – Teste de significância do planejamento fatorial (diâmetro 6,50mm)..	72
TABELA 9 – Resultados do limite de resistência à tração (modelo geral).....	73
TABELA 10 – Teste de significância do planejamento fatorial (modelo geral).....	73
TABELA 11 – Auto vetores (PCs, calculados por meio do <i>software</i> Minta).....	75
TABELA 12 – Índices estatísticos das constantes (PCs calculados pelo <i>Software</i> Minta)	75
TABELA 13 – Teste de significância das Componentes Principais.....	76
TABELA 14 – Validação do modelo por ANOVA.....	76
TABELA 15 – Transformação de variáveis físicas para reduzidas (múltiplas respostas).....	78
TABELA 16 – Resultados do limite de resistência à tração (em MPa).....	79
TABELA 17 – Resultados de estrição (%).....	79
TABELA 18 – Resultados de dureza (HB).....	80
TABELA 19 – Teste de significância para o limite de resistência à tração (MPa).....	81
TABELA 20 – Teste de significância para estrição (%).....	81
TABELA 21 – Teste de significância para dureza (HB).....	82
TABELA 22 – ANOVA para validação do modelo para o limite de resistência à tração.....	83
TABELA 23 – ANOVA para validação do modelo para estrição.....	83
TABELA 24 – ANOVA para validação do modelo para dureza.....	83
TABELA 25 – Especificações para o diâmetro 2,00mm.....	90

TABELA 26 – Especificações para o diâmetro 6,50mm.....	92
TABELA 27 – Simulação usando o modelo com interação (diâmetro 2,00mm).....	94
TABELA 28 – Simulação usando o modelo com termos de interação (diâmetro 6,50mm).....	95
TABELA 29 – Ajustes para fatores, para diferentes métodos de otimização (diâmetro 2,00mm).....	100
TABELA 30 – Resultados de predições por diferentes métodos de otimização (diâmetro 2,00mm).....	101
TABELA 31 – Ajustes para fatores, para diferentes métodos de otimização (diâmetro 6,50mm).....	102
TABELA 32 – Resultados de predições por diferentes métodos de otimização (diâmetro 6,50mm).....	102
TABELA 33 – Matriz experimental para modelagem quadrática do limite de resistência à tração (MPa).....	105
TABELA 34 – Teste de significância para modelagem quadrática (limite de resistência à tração-diâmetro 2,00mm).....	106
TABELA 35 – ANOVA para validação da modelagem quadrática para o limite de resistência à tração (diâmetro 2,00mm).....	106
TABELA 36 – Matriz experimental para modelagem quadrática da dureza (diâmetro 2,00mm em HB).....	108
TABELA 37 – Teste de significância para modelagem quadrática da dureza (diâmetro 2,00mm em HB).....	108
TABELA 38 – ANOVA para a validação do modelo quadrático para a dureza (diâmetro 2,00mm).....	108
TABELA 39 – Matriz experimental do modelo quadrática do limite de resistência à tração (diâmetro 6,50mm em Mpa).....	110
TABELA 40 – Teste de significância do modelo quadrático do limite de resistência à tração-6,50mm (Mpa)	110
TABELA 41– ANOVA para validação do modelo quadrático do limite de resistência à tração (diâmetro 6,50mm).....	110

TABELA 42 – Matriz experimental para modelagem quadrática da dureza (diâmetro 6,50mm em HB).....	112
TABELA 43 – Teste de significância para modelagem quadrática da dureza (diâmetro 6,50mm em HB).....	112
TABELA 44 – ANOVA para validação do modelo quadrático da dureza (diâmetro 6,50mm).....	112
TABELA 45 – Planilha de programação para aplicação dos métodos de otimização.....	117
TABELA 46 – Comparação de resultados dos métodos de otimização (diâmetro 2,00mm)	120
TABELA 47 – Comparação dos erros dos métodos de otimização (diâmetro 2,00mm).....	121
TABELA 48 – Comparação de resultados dos métodos de otimização (diâmetro 6,50mm).....	122
TABELA 49 – Comparação dos erros dos métodos de otimização (diâmetro 6,50mm).....	123

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	18
1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....	18
1.2 PROBLEMA DA PESQUISA.....	19
1.3 JUSTIFICATIVA E IMPORTÂNCIA.....	21
1.4 OBJETIVOS.....	21
1.4.1 Objetivo geral.....	21
1.4.2 Objetivos específicos.....	21
1.5 MÉTODO DE PESQUISA.....	22
1.6 DELIMITAÇÕES DO TRABALHO.....	24
1.7 CONTRIBUIÇÕES.....	24
1.8 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO.....	24
2 REVISÃO DA LITERATURA.....	26
2 PROCESSO DE TRATAMENTO TÉRMICO E ENSAIOS MECÂNICOS.....	26
2.1.1 Processo de têmpera e revenimento.....	26
2.1.2 Método Jominy para determinação da temperabilidade.....	31
2.1.3 Influência dos elementos de liga sobre a temperabilidade.....	33
2.1.4 Ensaios de limite de resistência à tração.....	34
2.1.5 Estricção (redução de área).....	35
2.1.6 Ensaios de dureza.....	36
2.2 MÉTODOS ESTATÍSTICOS.....	37
2.2.1 Planejamento de experimentos.....	37
2.2.2 Regressão Múltipla	39
2.2.3 Análise residual.....	40
2.2.4 Multicolinearidade.....	41
2.2.5 Estabilidade e Capabilidade.....	42
2.2.6 Análise de componentes principais.....	46
2.2.7 Métodos para otimização.....	48
3 DESCRIÇÃO E MODELAGEM DO PROBLEMA.....	61
3.1 ROTEIRO EXPERIMENTAL DA PESQUISA.....	61

3.2 MATERIAIS.....	62
3.3 FLUXO BÁSICO DO PROCESSO DE TÊMPERA E REVENIMENTO.....	64
3.4 SELEÇÃO DOS FATORES.....	64
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	69
4.1 PRIMEIRA FASE DE EXPERIMENTAÇÃO (LIMITE DE RESISTÊNCIA À TRAÇÃO).....	69
4.1.1 Análise de resultados do Planejamento (1ª FASE- diâmetro 2,00mm).....	69
4.1.2 Análise de resultados do Planejamento de Experimentos (diâmetro 6,50mm).....	71
4.1.3 Modelagem matemática unificada (diâmetros de 2,00mm a 6,50mm).....	72
4.1.4 Transformação para Componentes Principais.....	74
4.2 SEGUNDA FASE DE EXPERIMENTAÇÃO (MÚLTIPLAS RESPOSTAS).....	77
4.2.1 Aplicação da Função Desirability para otimização.....	78
4.2.2 Aplicação do Método Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) para otimização	93
4.2.2.1 Aplicação para o diâmetro 2,00mm	93
4.2.2.2 Aplicação para o diâmetro 6,50mm	95
4.2.3 Aplicação do Método Algoritmo Genético (AG) para otimização.....	95
4.2.3.1 Aplicação para o diâmetro 2,00mm	95
4.2.3.2 Aplicação para o diâmetro 6,50mm	97
4.2.4 Aplicação da Meta-heurística Recozimento Simulado para otimização.....	97
4.3 ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE OS MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO.....	99
4.4 ANÁLISE DOS RESÍDUOS DO MODELO COM TERMOS DE INTERAÇÃO GERAL (PARA O DIÂMETRO DE 2,00mm A 6,50mm).....	103

4.5 APLICAÇÃO DA METODOLOGIA DE SUPERFÍCIES DE RESPOSTA.....	104
4.5.1 Aplicação da Metodologia de Superfícies de Resposta (diâmetro 2,00mm)	105
4.5.1.1 Superfícies de Resposta para limite de resistência à tração (diâmetro 2,00mm).....	105
4.5.1.2 Superfícies de Resposta para dureza (diâmetro).....	107
4.5.2 Aplicação da Metodologia de Superfícies de Resposta (diâmetro 6,50mm)	109
4.5.2.1 Superfícies de Resposta para limite de resistência à tração (diâmetro 6,50mm).....	109
4.5.2.2 Superfícies de Resposta para dureza (diâmetro 6,50mm).....	111
4.6 MODELAGEM QUADRÁTICA DO PROCESSO DE TÊMPERA E REVENIMENTO.....	113
4.7 ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS MODELOS QUADRÁTICOS.....	114
4.7.1 Análise estatística do modelo para limite de resistência à tração (diâmetro 2,00mm)	114
4.7.2 Análise estatística do modelo para dureza (diâmetro 2,00mm)	115
4.7.3 Análise estatística do modelo para limite de resistência à tração e para dureza (diâmetro 6,50mm)	115
4.8 OTIMIZAÇÃO DO MODELO QUADRÁTICO.....	117
4.8.1 Otimização por Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) – Modelo Quadrático	117
4.8.2 Otimização por Algoritmo Genético (AG) – Modelo Quadrático	118
4.8.3 Otimização por Recozimento Simulado – Modelo Quadrático	119
4.9 AVALIAÇÃO DOS MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO- MODELAGEM QUADRÁTICA.....	120

5 CONCLUSÃO.....	125
5.1 VERIFICAÇÃO DOS OBJETIVOS.....	125
5.2 RECOMENDAÇÕES PARA FUTURAS PESQUISAS.....	127
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	128
APÊNDICES.....	136
ANEXOS.....	149

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

As ligas ferrosas, especialmente os aços carbono e especiais, têm importância fundamental na construção mecânica, devido às suas propriedades de resistência, entre outras. O emprego dessas ligas é bastante diversificado e sua seleção, em geral, muito criteriosa. Para produzi-las com propriedades mecânicas que atendam aos requisitos das aplicações originalmente previstas, é necessário que os principais parâmetros do processo sejam conhecidos e ajustados apropriadamente.

As exigências do mercado de aços especiais, liderado pelos fabricantes de automóveis e de peças de reposição, exigem que as siderúrgicas produzam aços que atendam aos requisitos relacionados às propriedades mecânicas obtidas por meio de tratamento térmico de têmpera e revenimento.

Atualmente, devido à grande velocidade dos avanços científicos, se faz cada vez mais necessária a aplicação de métodos estatísticos para a otimização de processos industriais, pois esses repercutem na minimização de experimentos, na redução de custos para as empresas e por meio da utilização de modelos estatísticos é possível determinar as melhores condições de processamento repercutindo diretamente na qualidade e produtividade.

Segundo Lima et al. (2011) e Ilzarbe et al. (2008), o Planejamento de experimentos ou Delineamento de Experimentos (DOE) é uma metodologia considerada adequada para estudar vários fatores de processo e a complexidade de suas interações, de forma a aumentar a probabilidade de solucionar problemas por meio de análises estatísticas. Por essa razão, nos últimos anos, tem sido aplicada, em diversos segmentos econômicos, principalmente o do setor automobilístico (ILZARBE et al., 2008).

Grosselle et al. (2010), estudaram a influência de parâmetros do processo sobre as propriedades de ligas de alumínio fundidas e esta metodologia foi empregada com sucesso, usando o delineamento de experimentos e análise de variância para estabelecer a relação existente entre quatro parâmetros do processo de fundição, no qual três deles foram testados em dois níveis e um deles com três níveis, para estudos em microestrutura e propriedades mecânicas em manufatura de blocos de motores. Com a execução do planejamento experimental realizado, foi possível equacionar o relacionamento entre as variáveis e entender a contribuição de cada variável, ou de suas interações, sobre os resultados desejados.

Gunasegaram et al. (2009) buscaram identificar e estudar os parâmetros de processo que contribuíam para a formação de defeitos de rechupe em um fundido de alumínio de geometria complexa, produzido pelo processo de molde permanente. O Delineamento de experimentos foi apoiado por simulações numéricas, tendo-se estudado o comportamento de cinco fatores a dois níveis cada. A solução encontrada levou a uma redução de 13% no nível de refugo do produto.

Estudos que abordem a aplicação da mesma metodologia no processo de têmpera e revenimento de arames de aço para molas automobilísticas são, entretanto, relativamente escassos na literatura, o que justifica a presente pesquisa.

Nesse projeto, a metodologia foi usada para auxiliar, no desenvolvimento de uma modelagem estatística que viesse substituir a maneira tradicional de erro - tentativa no ajuste das variáveis de entrada do forno de tratamento térmico. No processo em questão, o ajuste inicial (*setup*) é realizado por meio do ensaio das propriedades mecânicas (limite de resistência à tração, estrição e dureza) em uma amostra-piloto que, após passar por todas as fases de um tratamento térmico de têmpera e revenimento, era encaminhada para a análise em laboratório.

Os resultados de limite de resistência à tração e dureza obtidos, nessa etapa, são usados para configurar a regulação do forno dentro da qual se faz uma segunda amostra-piloto, para confirmar que os ajustes do processo foram suficientes para que o produto viesse a atingir as especificações mecânicas, enquanto os valores obtidos de estrição são utilizados somente para verificação em relação às especificações de clientes. Essa rotina operacional implica em considerável tempo de análise e de espera, reduzindo a produtividade do processo devido ao baixo rendimento, visto que o forno permanece inoperante até que seja configurado.

1.2 PROBLEMA DA PESQUISA

As siderúrgicas têm procurado desenvolver modelos matemáticos para a obtenção de resultados de propriedades mecânicas dos aços temperados e revenidos, visando reduzir a quantidade de testes laboratoriais e diminuição do tempo de espera dos resultados, consequentemente, gerando aumento de produtividade e melhoramento no nível de atendimento às especificações dos clientes.

O problema da pesquisa é caracterizado pela ausência de modelos estatísticos, na literatura, que representem adequadamente os resultados mecânicos em arames de aço

trefilado SAE 9254, temperados em polímero líquido (meio de têmpera) e revenidos em chumbo líquido, pois as siderúrgicas têm procurado desenvolver esses modelos para reduzir a quantidade de testes laboratoriais e o tempo de *setup* dos fornos, o que significaria a redução de custos para empresa.

Entre os ensaios mais utilizados para medir a temperabilidade destacam-se os métodos Jominy e o método DI (diâmetro crítico ideal), desenvolvido pela empresa Caterpillar (fabricante de máquinas), que é baseado em regressão múltipla dos elementos químicos do aço para estimar a profundidade de têmpera e assim correlacioná-la com as propriedades mecânicas dureza e limite de resistência à tração (YAMADA, 2007). Porém, a técnica é utilizada na maioria das vezes em aços temperados com 50% de têmpera e não podem atender a necessidade do processo em questão, pois para o processo estudado é executada a têmpera em 100%, ou seja, o material é temperado da superfície ao núcleo.

Blondeau; Dollet; Vieillard-Baron (2000) demonstraram a aplicação de modelos matemáticos regressivos na predição das propriedades mecânicas em barras de aços. Apesar de o modelo ter apresentado bons resultados em barras, a pesquisa em questão trata de arames trefilados que possuem características muito diferentes de processamento.

Hodgson e Gibbs (1992) comprovaram a influência dos elementos químicos Carbono (C) e Manganês (Mn) nas propriedades mecânicas em barras de aço, assim como a modelagem matemática para esse processo, também restrito a barras de aço.

Ribeiro (2006) afirmou que as propriedades mecânicas do aço SAE 4140 foram influenciadas pelos parâmetros de revenido, em particular pela temperatura e tempo de tratamento térmico.

Segundo Camarão (1998), as propriedades mecânicas são totalmente influenciadas pela temperatura de têmpera e Stein (2004) constatou que a rápida austenitização afeta sensivelmente as propriedades mecânicas e a microestrutura dos aços com teor de carbono acima de 0,4%, na condição de temperado e revenido, assim como, estudou-se o efeito da rápida austenitização sobre as propriedades mecânicas de um aço 1045, na condição de temperado e revenido. As variáveis experimentais utilizadas foram: as temperaturas de austenitização (intervalos de tempos de encharque e de revenimento) e a temperatura de austenitização e de revenimento.

Por meio das pesquisas citadas anteriormente, foi possível se obter algumas hipóteses de quais fatores podem influenciar no processo de têmpera e revenimento. Todavia, todos os artigos e dissertações anteriormente citados, foram estudos referentes a barras de aço, sobre arames de aço trefilados, os estudos são muito escassos. Além de que, a utilização do meio de

têmpera polímero (solução proveniente de polímero + água), substituindo a tradicional têmpera em óleo, ainda é muito recente e poucos estudos científicos sobre o assunto são encontrados.

1.3 JUSTIFICATIVA E IMPORTÂNCIA

A justificativa deste trabalho se dá pela falta de aplicações de planejamentos de experimentos relacionados ao processo de têmpera e revenimento em arames de aço SAE 9254, assim como, a falta de modelos matemáticos que expressem com eficácia os resultados das propriedades mecânicas limite de Resistência à tração, Dureza e Estricção, visto que, cada processo de tratamento térmico possui suas características específicas, dependendo das variações inerentes nas diferentes empresas. Não é conhecido na literatura nenhum modelo que represente adequadamente o processo de têmpera revenimento, para esse material estudado, com aplicação na fabricação de molas automobilísticas.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 Objetivo geral

O objetivo geral foi criar uma modelagem estatística capaz de substituir o processo utilizado para preparação (*setup*) de fornos de têmpera e revenimento, que tradicionalmente é realizado por meio de ajustes a partir de resultados de ensaios destrutivos de propriedades mecânicas dos arames de aço SAE 9254. Podendo assim, se obter resultados mecânicos com maior precisão em relação às especificações.

1.4.2 Objetivos específicos

a) Investigar a influência das variáveis de entrada (fatores) nas propriedades mecânicas limite de resistência à tração, dureza e estricção, em arames de aço SAE 9254, para os diâmetros 2,00mm e 6,50mm, temperados e revenidos;

b) Comparar a eficácia dos modelos gerados pelos métodos utilizados nesta pesquisa. Além disso, otimizar os modelos por meio dos métodos *Desirability*, Gradiente Reduzido

Generalizado (GRG), algoritmo Genético (AG) e a Meta-heurística Recozimento Simulado, podendo assim, definir a modelagem e método de otimização mais adequado para o processo.

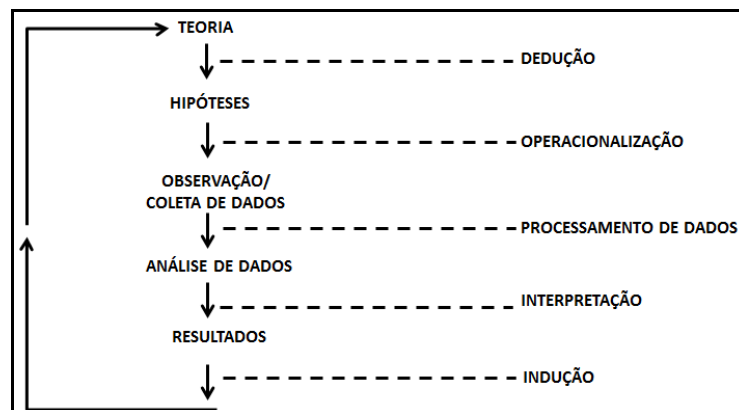
1.5 MÉTODO DE PESQUISA

Segundo Miguel et al. (2010), é verdadeira a afirmação que diz “*Quando se pode medir aquilo sobre o que está falando, e expressá-lo em números, você tem algum conhecimento, afinal; mas quando você não pode medir e expresar em números, seu conhecimento é escasso e insatisfatório, pode até ser um começo, mas pouco avanço houve em direção ao estágio da ciência*”, de Lord Kelvin. Com essa citação, o autor retrata a importancia que o ato de medir tem na prática da ciencia e relata que o ato de mensurar variáveis de pesquisa é a característica mais marcante da abordagem quantitativa.

Para ter sucesso na pesquisa científica é muito importante a objetividade e o rigor na captura das evidencias da pesquisa, de forma à mensurá-las corretamente. Dessa forma, nenhum subjetivismo estará influenciando os fatos, para a geração de conhecimento (MIGUEL et al., 2010).

Segundo Miguel et al. (2010), na utilização da abordagem quantitativa o pesquisador não interfere ou pouco interfere nas variáveis de pesquisa, pois elas são oferecidas pela natureza ou derivadas de uma teoria consolidada ou provisória. Elas são definidas antes da consolidação dos experimentos. A mensuração delas é uma consequência natural para garantir a objetividade da ciencia. Na Figura 1 será apresentada a ilustração da estrutura lógica da abordagem quantitativa adotada para esta pesquisa.

Figura 1- Estrutura lógica da abordagem quantitativa.



Fonte: (BRYMAN, 1989).

É a teoria, que com algum grau de precisão, explica e preve o problema estudado. A partir da teoria são deduzidas as hipóteses que são soluções provisórias para o problema de pesquisa. Então, as hipóteses serão testadas e será necessária a operacionalização dos conceitos contidos nas variáveis mensuráveis. Em seguida, os dados serão coletados e posteriormente analisados, com uso de estatística (MIGUEL et al., 2010).

De acordo com Bryman (1989), as principais preocupações da abordagem quantitativa são:

- Mensurabilidade;
- Causalidade;
- Generalização;
- Replicação.

Segundo Bryman (1989), a mensurabilidade é a principal preocupação da abordagem quantitativa, por exercer um lugar central na realização da pesquisa e por necessitar de uma definição correta para testar as hipóteses, esse processo é chamado de operacionalização. Enquanto a causabilidade, procura explicar como as coisas são, pois em muitas pesquisas as hipóteses expressam um relacionamento de causa e efeito, entre as variáveis dependentes e independentes, procurando provar a existência de tal relacionamento entre as variáveis. Em relação à generalização, ela trata da possibilidade de os resultados obtidos serem generalizados para além dos limites da pesquisa, o que requer uma amostra significativa para representar bem a população. Todavia, a replicação trata da possibilidade de um pesquisador repetir a pesquisa de outro e encontrar os seus resultados, permitindo que um pesquisador possa verificar a validade dos estudos de outro.

Segundo Miguel et al. (2010), os métodos de pesquisa mais apropriados, na área de engenharia de produção, para pesquisa quantitativa são:

- Pesquisa de avaliação (*Survey*);
- Modelagem/simulação;
- Experimento;
- Quase experimento.

Nesta pesquisa, será utilizado o método de pesquisa Experimental, para abordagem quantitativa. Pois, no experimento, o pesquisador delineia um experimento de forma a testar o relacionamento entre as variáveis de pesquisa operacionalizada das hipóteses. O pesquisador manipula as variáveis independentes (deverá ter o controle sobre elas) e observa o resultado das variáveis dependentes, assim o fator tempo não será um problema, mesmo que o resultado demore a aparecer (MIGUEL et al., 2010). Normalmente, as fases iniciais da pesquisa

quantitativa, até a coleta de dados, são as mais demoradas e árduas, porque todo planejamento experimental acontece nelas. Enquanto, a análise de dados normalmente realizada por meio de aplicações de métodos estatísticos é menos trabalhosa. Na qual é observada que a escolha dos métodos estatísticos deverá ser feita na fase inicial de planejamento, para que haja harmonia com os objetivos da pesquisa.

1.6 DELIMITAÇÕES DO TRABALHO

Os resultados obtidos são válidos apenas para arames de aço SAE 9254, trefilado, com diâmetros de 2,00mm e 6,50mm, temperados com polímero (meio de têmpera) e revenidos em chumbo líquido, utilizados na fabricação de molas automotivas.

1.7 CONTRIBUIÇÕES

Para os arames de aço SAE 9254, temperados utilizando polímero (solução polímero + água) como meio de têmpera e revenidos em chumbo líquido, não foi encontrado na literatura e nem se tem conhecimento da existência de modelos matemáticos que possam prever e otimizar os resultados das propriedades mecânicas neste produto. A utilização de tais modelos, com intuito de ajustar o processo em questão (*Setup*), proporcionaria avanços científicos significativos nesta área, pois modificaria a forma tradicional utilizada para o processamento do tratamento térmico de têmpera e revenimento em arames, ocasionando automatização dos fornos e, conseqüentemente, aumento de produtividade.

Optou-se neste trabalho, pelo estudo teórico e prático, pois permitiu conhecer com mais precisão a modelagem matemática aplicada neste processo.

1.8 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

A Tese foi estruturada em 5 Capítulos. Neste primeiro capítulo foi apresentada a justificativa para a escolha do tema, o problema da pesquisa, os objetivos, o método de pesquisa, as delimitações do trabalho, seu caráter inédito e a organização do texto.

O Capítulo 2 é dedicado a Revisão da literatura, na qual se contempla uma introdução sobre os tipos de ensaios utilizados para os arames de aço na construção mecânica, as características do processo de têmpera e revenimento, os métodos estatísticos e para

otimização, tais como: Planejamento de Experimentos, Regressão múltipla e Regressão Quadrática, Controle Estatístico do Processo, Capabilidade do Processo, Análise de Componentes Principais, Metodologia de Superfícies de Resposta, *Desirability*, Gradiente Reduzido Generalizado (GRG), Algoritmo Genético (AG) e a Meta-heurística Recozimento Simulado.

O capítulo 3 apresenta os materiais e métodos utilizados, mostrando de forma detalhada as etapas do processo estudado, materiais utilizados, seleção dos fatores e o planejamento de experimentos a ser executado em um forno industrial de têmpera e revenimento.

No Capítulo 4 são mostrados os Resultados e Discussões gerados a partir dos dados obtidos por meio do Planejamento fatorial, Metodologia de Superfícies de Resposta, assim como, apresenta as possíveis modelagens, análises estatísticas dos modelos e a otimização dos modelos escolhidos para predição dos resultados mecânicos.

No Capítulo 5 é apresentada a conclusão sobre o estudo, potenciais benefícios gerados pelos resultados obtidos e futuros trabalhos que podem ser realizados a partir das descobertas geradas. Na sequência estão o Referencial Bibliográfico, Apêndices e Anexos.

2 REVISÃO DA LITERATURA

2.1 PROCESSO DE TRATAMENTO TÉRMICO E ENSAIOS MECÂNICOS

2.1.1 Processo de têmpera e revenimento

Segundo Callister (2012), a têmpera está relacionada ao resfriamento brusco do aço após aquecimento à temperatura de austenitização e tem como objetivo a obtenção de uma microestrutura que proporcione propriedades mecânicas, tais como dureza e limite de resistência elevadas para aplicações específicas que requerem essa condição. Durante o estágio de resfriamento na têmpera a queda de temperatura promove transformações estruturais que acarretam o surgimento de tensões internas e por isso se faz necessária a realização do revenimento, quando ocorre a transformação da martensita em martensita revenida.

A têmpera pode ser:

- Por chama, o aquecimento provém de chama direcionada à peça, por meio de maçarico ou outro instrumento, podendo assim ser parcialmente temperada;
- Têmpera por indução, o aquecimento é obtido por indução elétrica, seguida de um resfriamento brusco, normalmente em água;
- Têmpera superficial, aquecimento somente da superfície por meio de indução ou chama até a austenitização, seguida de um resfriamento rápido;
- Têmpera total, aquecimento total da peça até temperatura de austenitização seguida de resfriamento, em meio pré-determinado.

O revenido envolve uma série de transformações micro estruturais que tendem ao equilíbrio termodinâmico. É, portanto, um processo termicamente ativado e, assim, função direta do tempo e da temperatura de processo (PINTO, 2003).

Como a martensita é extremamente dura e frágil, então, peças nestas condições correm o risco de trincar. Portanto, é realizado o revenimento para se atingir valores adequados de resistência mecânica, tenacidade e alívio de tensões (GABARDO, 2008).

O processo de revenimento é realizado complementarmente à têmpera sendo especialmente importante na fabricação de aços para molas. Ele consiste em aquecer o material temperado entre 250°C a 650°C por um determinado tempo, para aumentar a ductilidade e elasticidade (CALLISTER, 2012).

O efeito desses tratamentos nas propriedades mecânicas dos aços será definido pelas propriedades dos constituintes que neles se formam. A ferrita é um constituinte mole, dúctil e de baixa resistência mecânica. As perlitas são mais duras, mais resistentes, porém, menos dúcteis. As perlitas finas são ainda mais resistentes, tenazes e possuem apreciável ductilidade. As bainitas são constituintes duros, altamente resistentes, resilientes e tenazes. As martensitas, em geral, são os mais duros, porém, frágeis (CHIAVERINI, 2012).

A perlita (Figura 2) é uma combinação de ferrita e cementita e se forma predominantemente, nas regiões das células com defeitos cristalinos, tais como contornos de grãos, carbonetos insolúveis ou inclusões não-metálicas como os sulfetos (HERMENEGILDO, 2006).

Figura 2- Microestrutura Perlita (atacada, 1000x).



Segundo Hermenegildo (2006), a Martensita forma-se no resfriamento no campo da Austenita do diagrama Fe-C. A martensita é mais frequentemente encontrada em aços alto-carbono e ferro-carbono ligado. Os cristais de martensita são formados em placas lenticulares delgadas a placas vizinhas e ripas de martensitas são observadas em aços baixo e médio carbono. A martensita é extremamente dura, frágil, adquirindo dureza pela indução de elevadas tensões na estrutura cristalina. A martensita pode ser revenida por tratamento térmico para reduzir tensões e dureza.

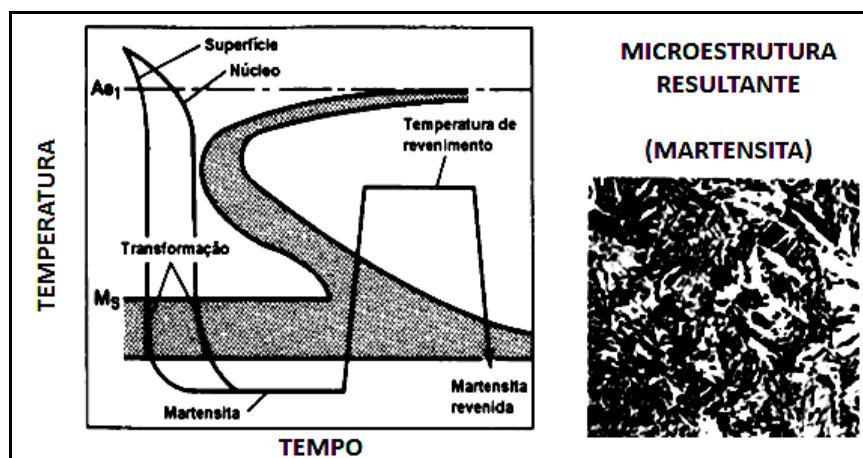
A martensita (Figura 3) é uma solução sólida supersaturada de carbono em ferro tetragonal de corpo centrado (TCC). Ou seja, uma forma distorcida do ferro cúbico de corpo centrado (CCC).

Figura 3- Microestrutura Martensita (Aço Carbono de médio Teor, atacada 1000x).



Segundo Chiaverini (2012), os principais fatores que influenciam no tratamento térmico dos aços são: Temperatura, tempo, velocidade de resfriamento e atmosfera (ver Figura 4). Esses fatores podem influenciar diretamente na decarbonetação dos aços (perda de carbono), que afeta diretamente nas propriedades mecânicas. A temperatura máxima de aquecimento dependerá do tipo de material e objetivo final do tratamento térmico, em termos de microestrutura e propriedades mecânicas. Em relação ao tempo, quanto maior o tempo de exposição, agindo à temperatura, mais completa será a dissolução dos carbonetos de ferro e outras fases presentes (nos elementos de liga) no ferro Gama (austenita), contudo, será maior o tamanho de grão. Todavia, a velocidade de resfriamento e atmosfera serão muito importantes devido a influenciarem fortemente as propriedades mecânicas desejadas.

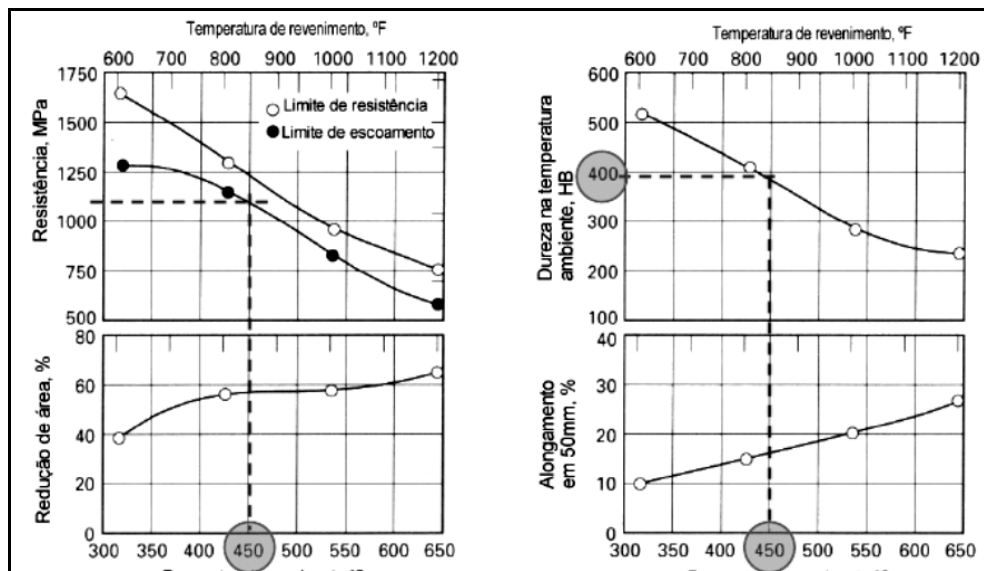
Figura 4- Transformação micro estrutural de Ferrita+perlita, para Martensita.



Fonte: (SILVA, 2010).

Segundo SILVA (2010), a microestrutura também é muito afetada pelo revenimento e pela composição química do aço, principalmente pelo teor de Carbono (C), além dos elementos de ligas e impurezas. Cada aço apresenta a sua própria correlação entre temperatura de revenimento e as propriedades mecânicas. As curvas de propriedades mecânicas versus temperatura de revenimento são normalmente empregadas para a seleção da temperatura de revenimento de um aço e as curvas para o aço SAE 9254 são apresentadas na Figura 5.

Figura 5- Curvas de propriedades mecânicas versus temperatura de revenimento para o aço SAE 9254.

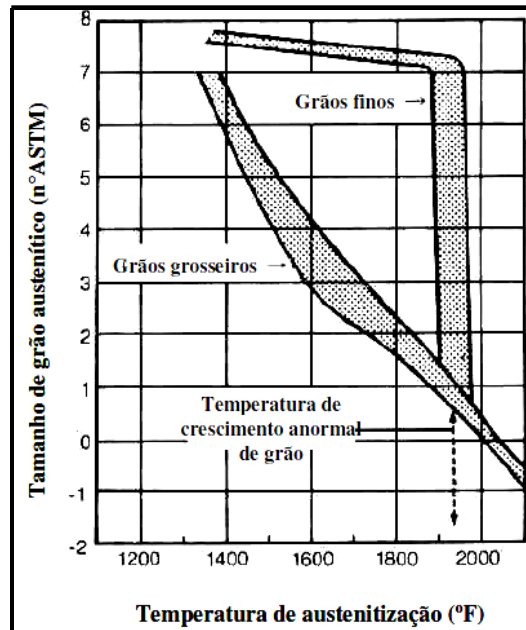


Fonte: (SILVA, 2010).

O fenômeno de austenitização tem sido estudado (Figura 6) por alguns pesquisadores, que procuram desenvolver modelos para explicar a cinética de austenitização no aquecimento isotérmico e não isotérmico. A maneira pela qual a austenita se forma em um dado aço depende fortemente da microestrutura (perlítica, martensítica, ferrítica, ferrita + perlita), presente antes do tratamento térmico de reaustenitização. Em temperaturas mais elevadas, os precipitados são dissolvidos, o que provoca um rápido crescimento de grão, produzindo tamanho de grão anormal nos aços. O tamanho de grão austenítico final (Figura 6) depende da taxa de aquecimento e da temperatura de austenitização, por meio de uma competição entre a taxa de nucleação e a taxa de crescimento de grão (HERMENEGILDO, 2006).

O Tamanho de Grão também influencia na transformação micro estrutural, pois o aço que possui uma granulação grosseira apresenta propriedades inferiores ao do mesmo aço com granulação fina (HERMENEGILDO, 2006).

Figura 6- Tamanho de Grão Austenítico em função da temperatura de Austenitização.



Fonte: (HERMENEGILDO, 2006).

Segundo Hermenegildo (2006), o processo de formação da austenita nos aços pode ser acompanhado por transformação isotérmica de uma dada microestrutura inicial em austenita em função do tempo, para uma série de temperaturas na região intercrítica (ferrita + austenita). A partir deste procedimento são construídos os diagramas tempo-temperatura-transformação (TTT) para a formação da austenita.

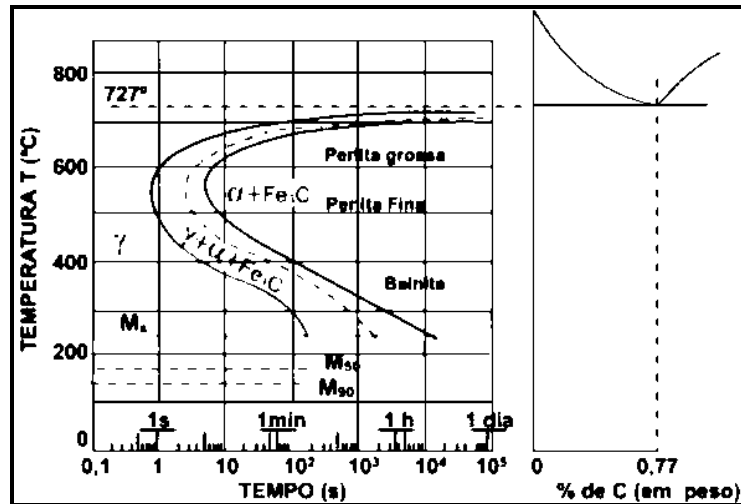
Segundo Gabardo (2008), devido às curvas TTT (Tempo e Temperatura em que ocorre a transformação) serem diferentes para os diversos tipos de aço, a taxa mínima de resfriamento necessário (velocidade crítica) para evitar transformações bainíticas e perlíticas varia em faixa bastante larga. Os fatores que afetam a temperabilidade são: elementos de liga dissolvidos na austenita (menos o cobalto), granulação grosseira da austenita, homogeneidade da austenita, com ausência de inclusões ou precipitados, para dificultar a nucleação de compostos difusionais.

As curvas do Diagrama de fases Fe-C não mostram as fases que estão presentes com diferentes taxas de resfriamento. Porém, as curvas do diagrama “TTT” mostram qual o efeito das diferentes taxas de resfriamento que podem formar fases desde a fase austenita.

As curvas de resfriamento do diagrama “TTT” (Figura 7) mostram os estágios da transformação martensítica nas linhas horizontais e podem correlacionar temperatura, tempo, espessura e respectiva dureza da fase resultante, pois estabelecem a temperatura e tempo em

que ocorre uma determinada transformação e somente valem para temperatura constante (SILVA, 2010).

Figura 7- Curva “TTT” Tempo e Temperatura em que ocorre a transformação.



Fonte: (SILVA, 2010).

A curva “TTT” (Figura 7) é influenciada por vários fatores, entre eles o teor de carbono, pois quanto maior o teor de carbono mais a curva “TTT” estará deslocada para a direita. Todavia, quanto maior o teor e a quantidade de elementos de liga, mais numerosas e complexas serão as reações no resfriamento, pois todos os elementos de liga deslocam a curva para a direita, retardando as transformações e facilitando a formação de martensita e em alguns tipos de aço pode-se obter martensita mesmo com resfriamento lento (SILVA, 2010).

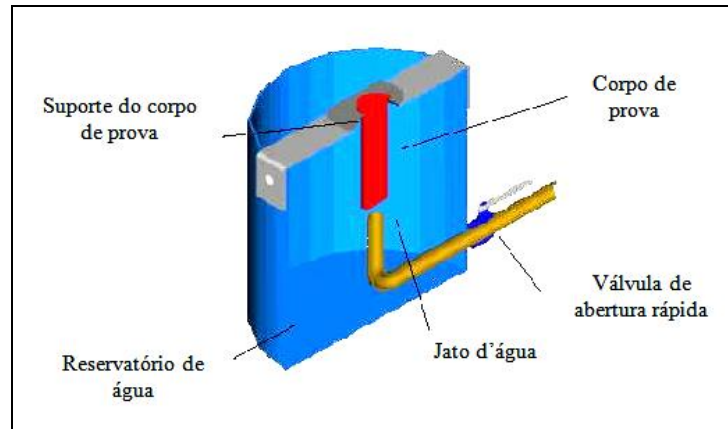
2.1.2 Método Jominy para determinação da temperabilidade

Conforme Yamada (2007), esse método foi desenvolvido por Walter Jominy e seus colaboradores, e é o ensaio mais usado na indústria, pois a partir de um único corpo de prova é possível determinar a diminuição do teor de martensita no aço, levando-se em consideração a ação de diferentes taxas de resfriamento ao longo do seu comprimento.

O ensaio consiste na austenitização, seguido de um resfriamento rápido, de um corpo de prova de dimensões normalizadas (25,5mm de diâmetro por 101mm de comprimento). Na Figura 8 pode-se observar um esquema do aparato utilizado neste ensaio. Este consiste em um reservatório para água, com adequada adaptação hidráulica para provocar o resfriamento de

uma das extremidades do corpo de prova. A válvula hidráulica deve ser de abertura rápida, o que permite fluxo e pressão adequados (CALLISTER, 2012).

Figura 8 - Desenho esquemático (em corte) do aparato para o ensaio Jominy.



Fonte: (CALLISTER, 2012).

Depois da peça resfriada até a temperatura ambiente, são feitos planos longitudinais paralelos na mesma de 0,5mm a 0,9mm de profundidade, por meio de operação de retífica, e então são realizadas medições de dureza Rockwell para distâncias de até 50 mm ao longo do plano retificado, a partir da extremidade resfriada pelo jato de água; para os primeiros 12,8mm, as leituras de dureza são feitas no intervalo de 1/16" (1,6mm) e para os restantes 38,4mm todas a 1/8" (3,2mm).

O ensaio Jominy, em verdade, procura simular as condições de resfriamento das seções mais internas de uma peça de grande seção transversal (PINTO, 2003).

Uma curva de temperabilidade Jominy relaciona a dureza Rockwell C na ordenada com o comprimento do corpo de prova na abscissa. Os resultados dessas medições geram uma curva que decresce da posição de 100% de transformação martensítica até obtenção de microestrutura perlítica ou ferrito-perlítica. A velocidade de resfriamento decresce da extremidade da barra temperada e, conseqüentemente a dureza também cai. Com a diminuição da velocidade de resfriamento, mais tempo é permitido para a difusão e a formação de outras fases cristalinas (bainita, perlita e/ou ferrita), além da martensita (PINTO, 2003).

2.1.3 Influência dos elementos de liga sobre a temperabilidade

O aço sem a adição de elementos de liga tem aplicações limitadas em determinadas situações de uso em engenharia. Para adequar o desempenho de uso destas ligas, as usinas adicionam elementos químicos diversos que permitem ganhos consideráveis em várias propriedades necessárias ao perfeito desempenho de componentes quando em serviço (tenacidade, ductilidade, endurecibilidade e outras). Assim, torna-se necessário para compreender a temperabilidade (endurecibilidade), relacionar os principais elementos químicos utilizados para conferir propriedades específicas aos aços liga (CALLISTER, 2012). As principais influências dos elementos químicos na temperabilidade são:

- Carbono: principal elemento endurecedor dos aços que produz dureza e resistência mecânica necessária para diversos tipos de aplicações de componentes mecânicos. Quando precipitado, forma carbonetos. Pode estar solubilizado no ferro alfa (até 0,02%C), e no ferro gama (até 2,11%C), e quando solubilizado no ferro alfa em altos teores (saturando a estrutura cristalina CCC), produz a fase cristalina metaestável denominada martensita.

- Cromo: este elemento químico produz no aço efeitos como o aumento da resistência a corrosão e a oxidação, o aumento da endurecibilidade, melhoria da resistência a altas temperaturas e, pela forte tendência a formar carbonetos, produz maior resistência ao desgaste quando aplicado em combinação com alto teor de carbono. Tem efeito significativo sobre o aumento de temperabilidade.

- Níquel: tem influência marcante sobre a tenacidade (sobretudo a baixas temperaturas), torna austeníticas ligas Fe-Cr que apresentam alto teor de cromo (forte efeito gamagêneo) e atua favoravelmente sobre a resistência à corrosão. Exerce efeito similar ao do cromo sobre a temperabilidade.

- Molibdênio: sob a forma de carbonetos eleva a dureza e a resistência mecânica a quente bem como interfere positivamente sobre a resistência ao desgaste, em especial por abrasão; quando em solução, melhora a resistência à corrosão dos aços inoxidáveis. Tem considerável influência sobre o aumento da temperabilidade.

- Manganês: contrabalança a fragilidade devido ao enxofre e aumenta (moderadamente) a endurecibilidade dos aços de maneira econômica. É muito utilizado em aços para molas, buscando o aumento da ductilidade, pois aumenta a capacidade de deformação do aço.

2.1.4 Ensaio de limite de resistência à tração

A Fadiga é uma forma de falha que ocorre em estruturas ou componentes que estão sujeitas a tensões dinâmicas e oscilantes. Sob essas circunstâncias, esse tipo de falha ocorre normalmente após um longo período de tensões repetidas ou ciclos de deformação, isso faz com que haja a necessidade do controle em relação às propriedades mecânicas limite de resistência à tração e dureza, que são características fundamentais para prevenção de falhas por fadiga (CALLISTER, 2012).

Segundo Berger e Kaiser (2006), considerando que as molas são usadas como elementos estruturais que estão sujeitos ao limite de resistência à tração ou compressão, o arame por si só deve ser capaz de resistir às tensões de tração ou compressão, pois, as molas helicoidais respondem a força de compressão externa com uma tensão de torção causada pela torção das espiras ativas na mola. O arame por sua vez deve ser capaz de resistir às tensões de torção resultantes, sendo necessária a realização de testes de limite de resistência à tração para esse monitoramento.

Em um teste de limite de resistência à tração o corpo de prova é fixado no cabeçote de uma máquina de ensaio que aplica um esforço que tende a alongá-lo até a ruptura, sendo medidas as deformações por meio de um aparelho chamado extensômetro. O ensaio é realizado num corpo de prova com dimensões padronizadas, para que os resultados obtidos possam ser comparados, reproduzidos e quantificados na própria máquina. Normalmente o ensaio ocorre até a ruptura do material (o que o classifica como destrutivo) e permite medir a resistência do material e a deformação em função da tensão aplicada. Essa variação é extremamente útil para engenharia, e é determinada pelo traçado da curva tensão-deformação. Acima de certo nível de tensão, os materiais começam a se deformar plasticamente até que haja a ruptura, ponto em que se obtém o limite de resistência à tração (CHIAVERINI, 2012).

Nas indústrias siderúrgicas é muito utilizada a máquina de ensaio universal de tração e é comum que as unidades de força utilizadas sejam quilograma-força por milímetro quadrado (kgf/mm^2) ou MegaPascal (MPa). As normas técnicas mais utilizadas para a execução de ensaios mecânicos são elaboradas pelas organizações ASTM (*American Society for Testing and Materials*) e ABNT (Associação Brasileira de Normas Técnicas).

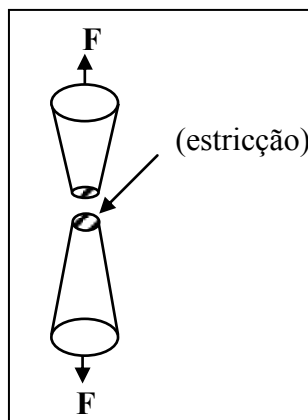
2.1.5 Estricção (Redução de área)

Os materiais para molas devem apresentar as seguintes características: alto limite de elasticidade (tensão de escoamento), para suportar apreciáveis cargas sem apresentar deformação permanente; baixo módulo de elasticidade, para propiciar deformações elásticas; alto limite de fadiga, pois no caso da indústria automobilística, praticamente todas as molas falham por fadiga, o que gera a ruptura em algum ponto de concentração de tensão; elevada resistência ao choque, principalmente em molas para automóveis (CHIAVERINI, 2012).

Para Paula (2013) os aços mola exercem uma função que necessita que o mesmo apresente elevada resiliência, ou seja, a capacidade de absorver energia quando o material é deformado elasticamente e, depois, com a remoção da carga, permita a liberação da energia. A propriedade associada ao módulo de resiliência pode ser medida pelo limite de escoamento e estricção (redução de área).

Estricção é definida como o atributo apresentado por certos materiais ao sofrerem grandes transformações plásticas antes de seu rompimento quando submetidos à tensão de tração. Em corpos de prova de aço a estricção é medida pela redução de área da seção transversal que ocorre antes da ruptura. A estricção é dada pelo quociente entre a variação da área transversal do corpo de prova (área inicial – área final) / área inicial. A estricção ou redução de área normalmente é expressa em porcentagem, mostrando quanto da área transversal da seção resistiva do corpo de prova foi reduzida após a aplicação da força (F) no ensaio de limite de resistência à tração, conforme mostrado na Figura 9.

Figura 9- Redução de área após ruptura do corpo de prova.



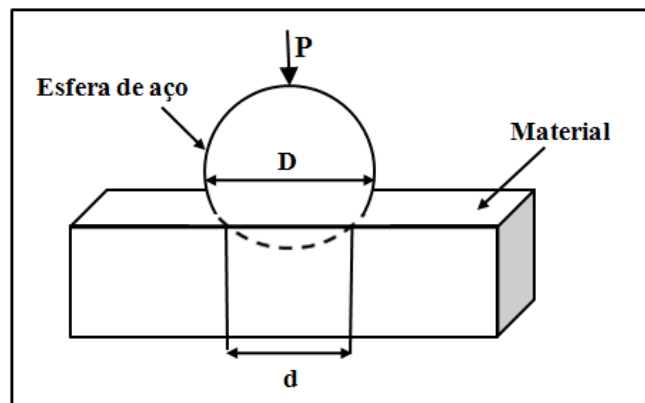
2.1.6 Ensaio de dureza

Segundo Chiaverini (2012), a dureza é a medida da resistência de um metal à penetração. Os métodos mais comuns de se determinar a dureza de um metal são o Brinell, o Vickers e o Rockwell. Nesta pesquisa somente será utilizado o método Brinell (HB).

As propriedades mecânicas dureza e limite de resistência à tração estão diretamente relacionadas. Em geral quanto maior a dureza, maior será o limite de resistência à tração e como frequentemente a dureza é proporcional à resistência ao desgaste e durabilidade nos aços, ela é utilizada como uma forma de medir a resistência à abrasão (PAULA, 2013).

A obtenção dos valores de dureza Brinell (HB), conforme mostrado na Figura 10, é feita dividindo-se a carga aplicada pela área de penetração. O penetrador de diâmetro (D) é uma esfera de aço temperado para materiais de dureza média ou baixa, ou de carboneto de tungstênio, para materiais de elevada dureza. A máquina de ensaio possui um microscópio óptico que faz a medição do diâmetro do círculo (d , em mm) que corresponde à projeção da calota esférica impressa na amostra. A dureza Brinell (HB) será dada pela carga aplicada (P , em kgf) dividida pela área de impressão, conforme (1):

Figura 10- Ilustração do método de dureza Brinell (HB).



$$HB = \frac{2P}{\pi D \left(D - \sqrt{D^2 - d^2} \right)} \quad \left[\text{kgf} / \text{mm}^2 \right] \quad (1)$$

2.2 MÉTODOS ESTATÍSTICOS

2.2.1 Planejamento de experimentos

A análise fatorial teve seu início em 1901, com os trabalhos de Karl Pearson, nascido em Londres no ano de 1857 e considerado um dos pais da estatística moderna e Charles Spearman que foi um psicólogo inglês conhecido por seus trabalhos na área de estatística, para estudar medidas indiretas para a inteligência, a partir de estatística fatorial (PEARSON, 1948). Porém, muitos autores afirmam que o Planejamento de Experimentos foi desenvolvido entre 1920 e 1930 por Fisher, numa pesquisa no *Rothamsted Agricultural Experiment Station*, em Londres, sendo posteriormente aperfeiçoado por outros importantes pesquisadores como Box, Hunter e Taguchi.

Em estatística, Planejamento de Experimentos designa toda uma área de estudos que desenvolve técnicas de planejamento e análise de experimentos. Há atualmente todo um arsenal de técnicas, com vários níveis de sofisticação e uma quantidade não menor de livros sobre o assunto, tais como Montgomery e Runger (2009), Phadke (1989), Neto; Scarminio, Bruns (2007) e outros.

Montgomery e Runger (2009) afirmam que “planejamentos fatoriais” são frequentemente usados nos experimentos envolvendo vários fatores e que “experimentos fatoriais” são a única maneira de descobrir interações entre variáveis de processo.

No planejamento de experimentos a primeira etapa é a escolha das variáveis (fatores) de entrada do processo que deverão ser investigadas. Em seguida, são escolhidas as variáveis de saída que serão monitoradas. Esses fatores de entrada poderão ser qualitativos ou quantitativos e as variáveis de saída, sempre que possível, deverão ser quantitativas para proporcionar análises estatísticas mais precisas.

Segundo Rosa et al. (2009); Robin et al. (2010) e Souza et al. (2011), entre os métodos estatísticos mais apropriados para investigação de variáveis influentes em processos se encontra o planejamento ou delineamento de experimentos (DOE). Este método é utilizado para definir fatores de entrada e variáveis de resposta, planejar os experimentos e estabelecer a ordem de experimentação para que se obtenham resultados com a maior precisão estatística ao menor custo possível.

Montgomery (2013) afirma que o planejamento fatorial é largamente utilizado em experimentos envolvendo diversos fatores na qual seja necessário estudar o efeito de todos eles sobre uma ou mais respostas.

Para Silva e Silva (2008), o delineamento de experimentos é uma metodologia considerada fundamental para a melhoria da qualidade e produtividade em processos industriais.

Conforme Lima et al. (2011) e Granato et al. (2011), o delineamento de experimentos (DOE) é muito adequado para estudar vários fatores de processo e a complexidade de suas interações, a fim de solucionar problemas por meio de análises estatísticas.

Segundo Neto et al. (2007), para executar um planejamento fatorial, deve-se especificar os níveis em que cada fator deverá ser estudado e o mais importante desses casos especiais é chamado de planejamento fatorial 2^k , que utiliza k fatores de dois níveis cada. Neste tipo de experimento, uma réplica completa requer $2 \times 2 \times 2 \times \dots \times 2 = 2^k$ observações.

Segundo Johnson e Wichern (2007), o propósito principal da análise fatorial é descrever a relação de covariância entre muitas variáveis em termos de algumas quantidades subjacentes chamadas fatores.

A versão clássica da análise fatorial é a de determinar fatores ortogonais que descrevam aproximadamente e sucessivamente os vetores resposta das variáveis investigadas. Porém, a análise fatorial não se refere a uma única técnica, mas a uma variedade de técnicas relacionadas para tornar os dados observados mais facilmente interpretados, analisando-se as inter-relações entre as variáveis, de tal forma que estas possam ser descritas convenientemente por um número menor do que as variáveis originais, chamado fatores.

O planejamento de experimentos pode ser:

- Tratamento em pares;
- Tratamento em blocos;
- Quadrado Latino;
- Quadrado Greco-Latino;
- Quadrado Hiper-Greco-Latino ;
- Experimentos Fatoriais;
- Metodologia de Superfícies de Resposta.

Segundo Montgomery (2013), a blocagem é uma técnica de projeto usada para melhorar a precisão da comparação entre fatores de interesse. Ela pode ser empregada em planejamentos fatoriais quando houver a necessidade de controlar a variabilidade proveniente de fontes perturbadoras conhecidas, que podem influir nos resultados.

A ANOVA é um método estatístico complementar ao Planejamento de experimentos, utilizado para interpretar os dados experimentais, nas tomadas de decisões, e para testar

estatisticamente as médias dos resultados em suas diferentes condições (MONTGOMERY; RUNGER, 2009).

Conforme Rosa et al. (2009) e Correia e Cardoza (2011), para analisar estatisticamente os resultados obtidos por meio de Planejamento de Experimentos e Metodologia de superfícies de resposta (RSM), o método mais recomendado é a Análise de variância (ANOVA), por meio da qual, podem-se comparar dois ou mais fatores e também testar a significância da regressão, fazendo uso do teste F para comprovar quais os fatores e interações entre eles são realmente significantes no processo, assim como, testar a significância da curvatura.

A partir dos parâmetros calculados na ANOVA é possível criar e/ou validar modelos estatísticos, assim como, calcular os coeficientes necessários para modelagem do processo por meio de regressão múltipla, podendo ser linear, com termos de interação ou quadrática (PAIVA, 2006).

2.2.2 Regressão Múltipla

Segundo Sodr  (2007), um modelo matem tico consiste de um conjunto de equa  es que representam de uma forma quantitativa, as hip teses que foram usadas na constru  o do modelo. Tais equa  es s o resolvidas em fun  o de alguns valores conhecidos ou previstos pelo mundo real e podem ser testadas por meio de compara  o com os dados conhecidos.

Segundo Benyounis e Olabi (2008), a t cnica de regress o m ltipla quando utilizada complementarmente ao planejamento de experimentos,   muito eficiente para desenvolver modelos estat sticos que quantificam a influ ncia das vari veis de entrada do processo para predi  o das vari veis de sa da.

Segundo Montgomery e Runger (2009), a regress o m ltipla   utilizada para situa  es que envolvam mais de um regressor, conforme (2):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \varepsilon \quad (2)$$

Nesta express o Y representa a vari vel dependente, as vari veis independentes s o representadas por $x_1, x_2, \dots, x_n$ e ε   o termo de erro aleat rio. Os par metros desconhecidos

são β_0 , β_1 , β_2 e β_n . Neste modelo, o parâmetro β_0 é a interseção do plano, β_1 , β_2 e β_n são os coeficientes parciais de regressão.

Os modelos que incluem efeitos de interação, segundo Montgomery e Runger (2003), podem ser analisados pelo método de regressão múltipla. Uma interação entre duas variáveis pode ser representada por um termo cruzado, pois se admitirmos que $x_3 = x_1x_2$ e $\beta_3 = \beta_{12}$, então, o modelo incluindo termos de interação, utiliza (3):

$$Y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \beta_3x_3 + \dots + \varepsilon \quad (3)$$

O coeficiente de determinação múltipla (R^2) é uma medida da quantidade de redução na variabilidade de Y , obtida pelo uso dos regressores $x_1, x_2, \dots, x_k$. O intervalo de variação deste coeficiente é de zero a um ($0 \leq R^2 \leq 1$). Se o valor de R^2 for próximo de um, isso significa que as diversas variáveis x medidas, são responsáveis quase que totalmente pela variabilidade de Y . Caso contrário, R^2 apresentará um valor próximo à zero (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

2.2.3 Análise Residual

Os resíduos de um modelo de regressão são $e_i = y_i - \hat{y}_i$, $i = 1, 2, \dots, n$, em que y_i é uma observação real e $\hat{y}_i$ é o valor ajustado correspondente, proveniente do modelo de regressão.

Ajustar um modelo de regressão requer várias suposições. A estimação dos parâmetros do modelo requer a suposição de que os erros sejam variáveis aleatórias, não correlacionadas, com média zero e variância constante. Testes de hipóteses e estimação do intervalo requerem que os erros sejam normalmente distribuídos (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

As premissas de normalidade e estabilidade dos resíduos devem ser verificadas, o que pode ser feito por meio do exame do gráfico de resíduos (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

De acordo com Navarro e Myung (2004), ao avaliar um modelo, há vários fatores a considerar. Em termos gerais, podem ser usados métodos estatísticos para medir a suficiência descritiva de um modelo (ajustando-o aos dados e testando esses ajustes), como também sua generalização e simplicidade (usando ferramentas de seleção de modelos). Porém, a qualidade de um modelo também depende de sua interpretabilidade, de sua consistência com outros e de sua plausibilidade global. Isso implica em julgamentos inerentemente subjetivos, mas não

menos importantes. Como sempre, não há nenhum substitutivo para avaliações pessoais e para o bom-senso, pois é crucial reconhecer que todos os modelos estão errados e uma meta realística de modelar é encontrar um modelo que represente uma "boa" aproximação à verdade em um senso estatisticamente definido.

Podem-se classificar os critérios de seleção em qualitativos e quantitativos. Os critérios qualitativos consideram a ligação do modelo com o processo estudado, sua interpretabilidade e compreensibilidade. Os critérios quantitativos levam em conta a qualidade do ajustamento, a complexidade e a generabilidade do modelo e também deve ser interpretável, fazer sentido e ser compreensível (MYUNG; PITT; KIM, 2003).

De acordo com Motulsky e Christopoulos (2003), pode-se equivocadamente assumir que o melhor modelo é o que minimiza a soma de quadrados do erro, mas não é assim tão simples, o problema é que um modelo mais complexo (com maior número de parâmetros) geralmente produz uma curva mais flexível do que uma curva definida por um modelo mais simples. Isso significa que um modelo mais complexo pode ajustar-se melhor aos dados.

2.2.4 Multicolinearidade

Em problemas de regressão múltipla, esperamos encontrar dependências entre a variável de resposta Y e os regressores X_j . Na maioria dos problemas de regressão, no entanto, encontramos também dependências entre os regressores X_j . Em situações nas quais essas dependências forem fortes, dizemos que existe multicolinearidade. A multicolinearidade pode ter sérios efeitos nas estimativas dos coeficientes de regressão e na aplicabilidade geral do modelo estimado (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

Segundo Montgomery e Runger (2003), é utilizado o fator de inflação da variância (FIV) para β_j para medir a multicolinearidade no modelo, conforme (4):

$$\text{FIV}(\beta_j) = \frac{1}{(1 - R^2)} \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (4)$$

Conforme Montgomery (2013), uma alternativa para eliminação da multicolinearidade é a aplicação de Análise de Componentes Principais.

2.2.5 Estabilidade e Capabilidade

O início formal do controle estatístico de processo se deu por volta de 1924, quando Walter A. Shewhart desenvolveu e aplicou os gráficos de controle na Bell Telephone Laboratories. No início, como era de se esperar, poucos acreditaram no potencial desta nova técnica, mas com o tempo os gráficos de controle ganharam a fama de serem ferramentas essenciais de monitoramento (MACHADO, 2006).

Segundo Ramos (2005), o CEP (Controle Estatístico do Processo), desenvolvido por Shewhart é uma das mais fundamentais metodologias, desenvolvida para auxiliar no controle de processos.

Foi com a ascensão do Japão, como nação líder em qualidade, que o mundo despertou para a importância da obtenção de produtos por meio de processos estatisticamente estáveis e capazes de atender os clientes (RAMOS, 2005).

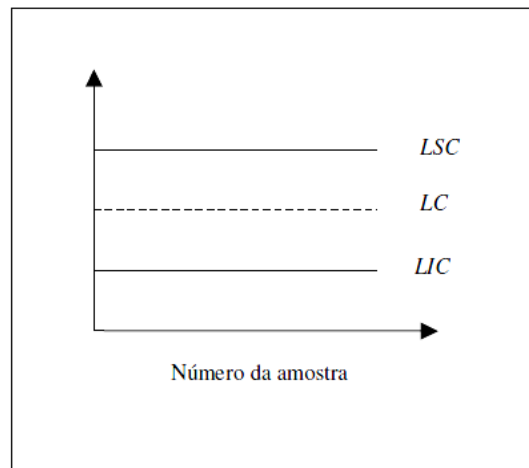
Segundo Claro (2008), a variabilidade em um processo reflete as diferenças existentes entre as unidades produzidas. Parte desta variabilidade é inerente ao processo e advém de pequenas perturbações ou causas aleatórias. Na maioria das vezes, a presença de causas aleatórias não demanda qualquer reação e, quando o processo apresenta apenas esta variabilidade natural, diz-se que ele está em estado de controle estatístico ou simplesmente sob controle. Processos sob controle têm resultados previsíveis, dentro de limites estatísticos estabelecidos por meio de um conjunto preliminar de dados. Entretanto, um processo pode sofrer perturbações maiores, cujo efeito altera os parâmetros da distribuição da variável aleatória X , seja afastando sua média do valor alvo e/ou aumentando sua variabilidade. Esta perturbação é gerada por uma causa especial. As causas especiais de variação não são parte do processo e ocorrem acidentalmente, porém, quando atuam provocam forte impacto. A previsibilidade de um processo cuja variabilidade provem apenas de causas aleatórias é a base dos gráficos de controle, pois uma das finalidades principais da carta de controle é distinguir causas especiais de causas comuns de variação (CLARO, 2008).

Em geral, produtos que atendem às exigências do cliente advêm de processos estáveis. Mais precisamente, de processos capazes de operar com pequena variabilidade em torno das dimensões-alvo ou nominais do produto. O controle estatístico do processo (CEP) é uma ferramenta de resolução de problemas útil na obtenção da estabilidade do processo e na melhoria da capacidade por meio da redução da variabilidade (MONTGOMERY, 2004).

Segundo Machado (2006), os gráficos de controle são dispositivos gráficos que servem para monitorar processos que, em geral, iniciam operação em um estado de controle

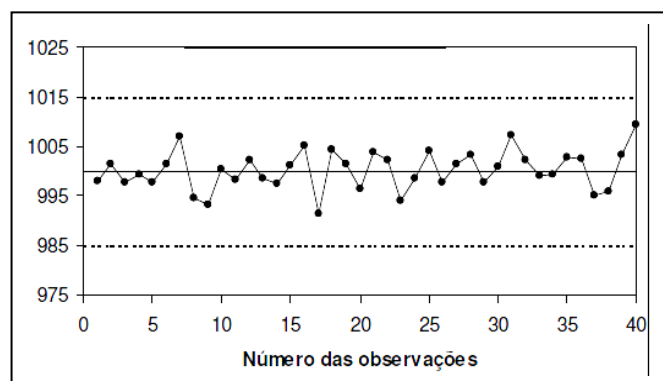
estatístico (processo sob controle) e assim permanece até o surgimento de uma causa especial que os levam para um segundo estado, na qual as condições de controle estatístico deixam de existir (processo fora de controle). O esquema clássico de Shewhart para cartas de controle de variáveis mensuráveis consiste em se retirar, a intervalos de tempos regulares de comprimento, amostras. Para cada amostra é determinado o valor de uma estatística adequada. Então estes valores são plotados em cartas nas quais estão especificados os limites de controle (LIC é o limite inferior de controle e LSC é o limite superior de controle), cujo espaçamento em relação à linha central, LC, é estabelecido com base na variabilidade natural das medidas de X de uma característica de qualidade de produtos advindos de um processo sob controle (ver Figura 11).

Figura 11- Modelo de Gráfico de Controle.



Na Figura 12, é possível observar a Carta de Controle (Gráfico de Controle) de um determinado processo, preenchida com valores coletados no processo.

Figura 12- Exemplo de Gráfico de Controle (com dados de processo).



As causas especiais alteram a distribuição da variável aleatória X , tirando sua média do valor alvo e/ou aumentando a sua variabilidade. Máquinas ajustadas ou controladas de maneira inadequada, erros do operador, ou matéria-prima defeituosa são exemplos de causas especiais (COSTA; EPPRECHT; CARPINETTI, 2005).

Conforme Ramos (2005), o gráfico de valor individual e amplitude móvel (x e R_m) é muito importante para quando somente valores individuais estiverem disponíveis para análise. A amplitude móvel (R_m) é definida como sendo a diferença (em módulo) entre os valores individuais consecutivos. Para a construção deste gráfico utiliza-se:

$$LSC_x = \bar{x} + E_2 \cdot R_m \quad (5)$$

$$Lm = \bar{x} \quad (6)$$

$$LIC_x = \bar{x} - E_2 \cdot R_m \quad (7)$$

$$LSC_{Rm} = D_4 \cdot R_m \quad (8)$$

$$Lm_{Rm} = \overline{Rm} \quad (9)$$

$$LIC_{Rm} = D_3 \cdot R_m \quad (10)$$

Sendo, LSC_x (Limite superior de Controle); LIC_x (Limite inferior de Controle); X (variável a ser controlada); E_2 , D_4 , D_3 (Constantes padronizadas em função do tamanho da amostra e apresentadas no ANEXO A); R_m (Amplitude móvel); Lm (Limite médio).

Segundo Ramos (2005), os estudos de capacidade têm por objetivo verificar se um dado processo atende ou não as especificações de engenharia. Na realização dos estudos de capacidade, dois cuidados devem ser tomados para que se possa aplicar corretamente o método: o processo deve ser estável (sem causas especiais de variação) e os valores individuais devem seguir distribuição normal.

Existem diversas formas de se avaliar se os valores individuais seguem distribuição normal, porém, é indicado o Teste de Anderson Darling, pois é um teste mais complexo e fundamental para essa finalidade (RAMOS, 2005).

Conforme Ramos (2005), dois índices são mais frequentemente empregados nos estudos de capacidade: C_p e C_{p_k} . O índice C_p é definido como sendo a razão entre a tolerância de engenharia e a dispersão total do processo e C_{p_k} , definido como sendo o menor valor entre $C_{p_{ki}}$ e $C_{p_{ks}}$, ou seja, avalia a distância entre a média aos limites de especificação, tomando aquela que é o menor, e portanto, mais crítica. A regra básica para ser considerado capaz é se, C_p e $C_{p_k} > 1$, então o processo será capaz. As fórmulas para cálculo da capacidade do processo são:

$$CP = \frac{LSE - LIE}{6 \sigma} \quad (11)$$

$$CP_{ks} = \frac{LSE - \bar{X}}{3 \sigma} \quad (12)$$

$$CP_{ki} = \frac{\bar{X} - LIE}{3 \sigma} \quad (13)$$

Sendo, LIE o Limite inferior de especificação; LSE o Limite superior de especificação; $\bar{X}$ a média e σ o Desvio-padrão.

Segundo Ramos (2005), para um processo ser considerado estatisticamente estável, os pontos nos gráficos de controle devem-se distribuir aleatoriamente em torno da linha média, sem que haja padrões estranhos do tipo:

- Tendências crescentes ou decrescentes;
- Ciclos;
- Estratificações ou misturas;
- Pontos fora dos limites de controle.

Na Tabela 1, são apresentados os principais critérios adotados para análise da carta de controle, segundo Ramos (2005):

Tabela 1 – Principais critérios para análise de Carta de Controle.

1. Ponto fora dos limites de controle	▪ Um único ponto acima do LSC ou abaixo do LIC;
2. Presença de ciclos ou tendências	▪ Seis pontos consecutivos aumentando ou diminuindo; ▪ Pontos oscilando para cima e para baixo formando ciclos;
3. Falta de variabilidade	▪ Quinze pontos consecutivos na zona perto da linha média;
5. Sequência de pontos do mesmo lado da linha média	▪ Nove pontos consecutivos do mesmo lado da linha média.

2.2.6 Análise de Componentes Principais

A técnica denominada de Análise de Componentes Principais, popularmente chamado ACP, foi introduzida por Karl Pearson em 1901 e está fundamentada no artigo de Hotelling de 1933 (MINGOTI, 2007).

Seu objetivo principal é o de explicar a estrutura de variância e covariância de um vetor aleatório, composto de p -variáveis aleatórias, por meio da construção de combinações lineares das variáveis originais. Estas combinações lineares são chamadas de componentes principais e são não correlacionadas entre si (MINGOTI, 2007). No entanto, em geral, na utilização dessa técnica deseja-se obter “redução do número de variáveis a serem avaliadas e interpretação das combinações lineares construídas”, ou seja, a informação contida nas p -variáveis originais é substituída pela informação contida em k ($k < p$) componentes principais não correlacionadas. Desta forma, o sistema de variabilidade do vetor aleatório composto das p -variáveis originais é aproximado pelo sistema de variabilidade do vetor aleatório que contém as k componentes principais. A qualidade da aproximação depende do número de componentes mantidas no sistema e pode ser medida por meio da avaliação da proporção de variância total explicada por essas (MINGOTI, 2007).

A obtenção dos componentes principais envolve a decomposição da matriz de covariâncias do vetor aleatório de interesse. Caso seja feita alguma transformação deste vetor

aleatório, os componentes deverão ser determinados utilizando-se a matriz de covariâncias relativa ao vetor transformado. Uma transformação muito usual é a padronização das variáveis do vetor pelas respectivas médias e desvios padrões, gerando-se novas variáveis centradas em zero e com variâncias iguais a um. Neste caso, as componentes principais são determinadas a partir da matriz de covariâncias das variáveis originais padronizadas, o que é equivalente a extraírem-se as componentes principais utilizando-se a matriz de correlação das variáveis originais (MINGOTI, 2007).

De acordo com Paiva (2006), embora p componentes sejam necessários para se reproduzir a variabilidade total de um sistema de interesse, geralmente, a maior parte desta variabilidade pode ser representada por um pequeno número de k componentes principais.

Conforme Montgomery (2004), o principal objetivo das componentes principais é achar o novo conjunto de direções ortogonais que definem a variabilidade máxima nos dados originais, que, esperamos, levará a uma descrição do processo requerendo consideravelmente menos variáveis do que as p originais. A informação contida no conjunto completo das p componentes principais é exatamente equivalente à informação contida no conjunto completo de todas as variáveis originais do processo.

Em geral, vamos querer reter componentes suficientes para explicar uma proporção razoável da variabilidade total do processo, mas não há diretrizes claras sobre quanta variabilidade precisa ser explicada para que se produza um procedimento eficaz de monitoramento do processo (MONTGOMERY, 2004).

Segundo Johnson e Wichern (2007), devem-se considerar somente os componentes correspondentes aos autovalores (raízes latentes) de magnitudes maiores do que um. Outra maneira de se definir o número de componentes é por meio da percentagem de variação explicada. O pesquisador, neste caso, deve julgar se m componentes explicam suficientemente o relacionamento entre as p variáveis originais. Geralmente, um bom grau de explicação é superior a 75% para um m pequeno.

Uma propriedade muito importante das componentes principais é a independência entre elas. Desta forma, podem substituir as variáveis originais e eliminar o problema de multicolinearidade (JOHNSON; WICHERN, 2007).

O método estatístico análise de componentes principais, será utilizado somente com o objetivo de remoção da multicolinearidade do modelo feito por meio de regressão múltipla. Essa multicolinearidade segundo Montgomery; Runger, (2003) é prejudicial para as predições do modelo matemático.

Segundo Mingoti (2007), sendo o auto vetor e_i denotado por $e_i = (e_{i1} \ e_{i2} \ \dots \ e_{ip})'$. Considere o vetor aleatório $Y = O' X$, sendo $O_{p \times p}$ a matriz ortogonal (14) de dimensão $p \times p$, constituída dos auto vetores $e_1, e_2, \dots, e_p$, isto é:

$$O_{p \times p} = \begin{bmatrix} e_{11} & e_{21} & \cdot & \cdot & \cdot & e_{p1} \\ e_{12} & e_{22} & \cdot & \cdot & \cdot & e_{p2} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ e_{1p} & e_{2p} & \cdot & \cdot & \cdot & e_{pp} \end{bmatrix} = [e_1 \ e_2 \ \dots \ e_p] \quad (14)$$

O vetor Y é componente de p combinações lineares das variáveis aleatórias do vetor X , tem vetor de médias igual a $O' \mu$ e a matriz de covariâncias $\Lambda_{p \times p}$, que é uma matriz diagonal (15), cujos elementos são iguais a $a_{ii} = \lambda_i$, $i = 1, 2, \dots, p$ isto é:

$$\Lambda_{p \times p} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \mathbf{0} \\ & \lambda_2 & \\ \mathbf{0} & & \lambda_p \end{bmatrix} \quad (15)$$

Portanto, conforme Mingoti (2007), as variáveis aleatórias que constituem o vetor Y são não correlacionadas entre si.

2.2.7 Métodos para Otimização

Segundo Paiva (2006), o método *Desirability* é muito eficaz na otimização de processos que possuem múltiplas respostas, que deverão ser otimizadas de maneira simultânea. Como resultante da média geométrica, o valor do *Desirability* (D) avalia, de maneira geral, os níveis do conjunto combinado de respostas. É um índice também pertencente ao intervalo $[0, 1]$ e será maximizado quando todas as respostas se aproximarem o máximo possível de suas especificações. Quanto mais próximo de um estiver D , mais próximas as respostas originais estarão dos seus respectivos limites de especificação. O ponto

de ótimo geral do sistema é o ponto de ótimo alcançado pela maximização da média geométrica, calculada a partir das funções *desirability* individuais.

WU (2005) afirma que a vantagem da utilização da média geométrica é fazer com que a solução global seja alcançada de maneira balanceada, permitindo que todas as respostas atinjam os valores esperados e forçando o algoritmo a se aproximar das especificações impostas.

O método *desirability* é um método de aglutinação, utilizado para determinação das melhores condições de ajustes de processo, tornando possível a otimização simultânea de múltiplas respostas. Com isso, as melhores condições das respostas são obtidas simultaneamente minimizando, maximizando ou buscando valores nominais de especificações, dependendo da situação mais conveniente para o processo (WANG; WAN, 2009).

Cada uma das respostas ($Y_1, Y_2...Y_k$) do conjunto original é transformada, tal que d_i pertença ao intervalo $0 \leq d_i \leq 1$. O valor de d_i aumenta quando a i ésima resposta se aproxima dos limites impostos. Para se encontrar o índice global D , a partir da combinação de cada uma das respostas transformadas por meio de uma média geométrica, utiliza-se (16):

$$D = (d_1(Y_1) \times d_2(Y_2) \dots \times d_k(Y_k))^{1/k} \quad (16)$$

Segundo Derringer e Suich (1980), a otimização dependerá do tipo de resposta desejada (maximização, normalização ou minimização), dos limites desejados dentro da especificação e das importâncias (pesos) de cada uma das respostas, que identifica as principais características dos diferentes tipos de otimização, como a seguir:

- Função minimizar: O valor da função *desirability* aumenta enquanto que o valor da resposta original se aproxima de um valor alvo mínimo.
- Função normalizar: Quando a resposta se move em direção ao alvo, o valor da função *desirability* aumenta.
- Função maximizar: O valor da função *desirability* aumenta quando o valor da resposta aumenta.

Paiva (2006) e WU (2005) afirmam que quando se deseja a maximização de uma resposta, utiliza-se a fórmula de transformação conforme (17):

$$d_i = \begin{cases} 0 & \hat{Y}_i < LSL \\ \left[\frac{\hat{Y}_i - L_i}{T_i - L_i} \right]^R & L_i \leq \hat{Y}_i \leq T_i \\ 1 & \hat{Y}_i > T_i \end{cases} \quad (17)$$

Sendo: L_i , T_i e H_i respectivamente, os valores do maior, menor e o alvo aceitável para a i -ésima resposta.

O valor de R indica a preponderância do limite superior (LSL). Valores maiores que as unidades devem ser usadas quando a resposta (Y_i) cresce rapidamente acima de L_i . Portanto, d_i aumenta vagarosamente, enquanto o valor da resposta vai sendo maximizado. Logo, para se maximizar D , a i -ésima resposta deve ser bem maior que L_i . Pode-se escolher $R < 1$, quando não for crítico se encontrar valores para a resposta abaixo dos limites fixados (18).

Em casos em que o objetivo é atingir um valor alvo, a formulação de transformação deixa de ser unilateral e passa a ser bilateral. A formulação bilateral ocorre quando a resposta de interesse possui duas restrições: uma de máximo e outra de mínimo, conforme (18):

$$d_i = \begin{cases} 0 & \hat{Y}_i < L_i \text{ ou } \hat{Y}_i > H_i \\ \left[\frac{H_i - \hat{Y}_i}{H_i - T_i} \right]^R & T_i \leq \hat{Y}_i \leq H_i \\ \left[\frac{\hat{Y}_i - L_i}{T_i - L_i} \right]^R & L_i \leq \hat{Y}_i \leq T_i \end{cases} \quad (18)$$

Segundo Maia (2013) existe algumas desvantagens na utilização do método *Desirability*, tais como:

- Na transformação, a estrutura de variância e covariância das respostas é ignorada. Ignorar estas informações pode conduzir a uma solução não realista se, as respostas têm níveis significativamente diferentes de variância;
- Desconsiderar a correlação entre as respostas;

- c) Desconsiderar as estimativas das incertezas dos parâmetros do modelo;
- d) O aumento da não linearidade de D na medida em que se considera um número maior de variáveis de respostas, que pode conduzir a localização de ótimos locais apenas.

O método Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) tem sua estrutura baseada em um algoritmo para a resolução de problemas de programação não linear com restrições. Basicamente, o método prevê apenas a utilização de restrições lineares ou não lineares de igualdade. Porém, para situações nas quais as restrições forem de desigualdade, resolve-se o problema introduzindo variáveis de folga (se a restrição for do tipo $\leq$), ou variáveis de excesso (no caso de restrições do tipo $\geq$).

Segundo Del Castilho et.al (1999) e Nash e Sofer (1996), o GRG é um algoritmo aplicado em problemas de otimização e foi desenvolvido por Leon Lasdon da Universidade do Texas em Austin e Allan Waren da Universidade do estado Cleveland.

Para a otimização por meio do algoritmo Gradiente Reduzido Generalizado (GRG), pode ser utilizado o Microsoft Excel Solver, que é usado para otimizar problemas não lineares, por meio deste método (SACOMAN, 2012). A Microsoft Excel Solver utiliza iterativos métodos numéricos que envolvem valores de avaliação para as células ajustáveis e observa os resultados calculados pelas células de restrição e a célula ideal. Cada tentativa é chamada uma "iteração". Porque em uma abordagem baseada em "tentativa e erro" necessitaria de um tempo extremamente longo (especialmente para problemas que envolvam várias células ajustáveis e restrições). Porém, a Microsoft Excel Solver efetua de forma abrangente a análise dos resultados observados e as taxas de alteração à medida que são variadas para guiar a seleção de novos valores de avaliação.

As derivadas desempenham um papel crucial no Microsoft Excel Solver, pois fornecem pistas de como as células ajustáveis devem ser variadas. Por exemplo, ao se maximizar a célula ideal e respectiva derivada parcial da célula ajustável, será obtido um número positivo, enquanto outra derivada parcial está próxima do zero, pois a Microsoft Excel Solver irá provavelmente aumentar o valor da célula ajustável à iteração seguinte, pois uma derivada parcial negativa sugere que deve ser variado o valor da célula ajustável relacionada, na direção oposta.

A Microsoft Excel Solver aproxima as derivadas numericamente e move ligeiramente cada valor de células ajustáveis e observa a porcentagem de alteração de cada célula de restrição e da célula ideal (SACOMAN, 2012). Este processo é denominado uma estimativa de diferença finita da derivada, nas quais as derivadas parciais da célula ideal forem zero, pois em alguns problemas, são encontrados muitos pontos ótimos locais. Um gráfico da função

célula ideal nesses casos deve mostrar muitos máximos e mínimos de diferentes alturas e profundidades. Quando iniciado com um determinado conjunto de valores de células ajustáveis, os métodos utilizados pelo Microsoft Excel Solver irão tender a convergir para o ponto inicial, que muitas vezes não será o ponto ótimo global, mas somente um ponto ótimo local. A única forma de localizar o ponto ótimo global é aplicar conhecimentos externos ao problema, como por exemplo, por meio de experimentação. Assim, será possível que seja determinada a área geral em que o ponto ótimo Global está localizado e iniciar a Microsoft Excel Solver com células ajustáveis aos valores que estão dentro dessa região.

Segundo Rodrigues et al. (2004), inspirada pela Seleção Natural de Darwin em 1859, a Computação Evolucionária (CE) é um ramo de pesquisa emergente da Inteligência Artificial que propõe um novo paradigma para solução de problemas. Com isso, a Computação Evolucionária compreende um conjunto de técnicas de busca e otimização que cria uma população de indivíduos que vão reproduzir e competir pela sobrevivência. Atualmente, as técnicas de Computação Evolucionária incluem: Programação Evolucionária, Estratégias Evolucionárias, Algoritmos Genéticos (concebidos em 1960 por John Holland) e Programação Genética. Estes métodos estão sendo utilizados, cada vez mais, pela comunidade de inteligência artificial para obter modelos de inteligência computacional (COSTA, 2006). Nesta Tese, somente será tratado o assunto referente aos Algoritmos Genéticos (AG).

Os Algoritmos Genéticos (AGs) possuem uma larga aplicação em muitas áreas científicas, entre as quais podem ser citados problemas de otimização de soluções, aprendizado de máquina, desenvolvimento de estratégias e fórmulas matemáticas, análise de modelos econômicos, problemas de engenharia, diversas aplicações na Biologia como simulação de bactérias, sistemas imunológicos, ecossistemas, descoberta de formato e propriedades de moléculas orgânicas (ZINI, 2009).

Segundo Holland (1975), os indivíduos mais aptos terão um maior número de descendentes, ao contrário dos indivíduos menos aptos. Os requisitos para a implementação de um AG são:

- Representações das possíveis soluções do problema no formato de um código genético;
- População inicial que contenha diversidade suficiente para permitir ao algoritmo combinar características e produzir novas soluções;
- Existência de um método para medir a qualidade de uma solução potencial;
- Um procedimento de combinação de soluções para gerar novos indivíduos na população;

- Um critério de escolha das soluções que permanecerão na população ou que serão retirados desta;

- Um procedimento para introduzir periodicamente alterações em algumas soluções da população. Desse modo mantém-se a diversidade da população e a possibilidade de se produzir soluções inovadoras para serem avaliadas pelo critério de seleção dos mais aptos.

A ideia básica de funcionamento dos Algoritmos genéticos (AGs) é a de tratar as possíveis soluções do problema como "indivíduos" de uma "população", que irá "evoluir" a cada iteração ou "geração". Para isso é necessário construir um modelo de evolução nos quais os indivíduos sejam soluções de um problema (HOLLAN, 1975). Segundo Holland (1975), a execução do algoritmo pode ser resumida nos seguintes passos:

- Escolher uma população inicial, formada por indivíduos criados aleatoriamente;
- Avaliar toda a população de indivíduos segundo algum critério, determinado por uma função que avalia a qualidade do indivíduo (função de aptidão);
- Por meio do operador de seleção, escolhem-se os indivíduos de melhor valor (dado pela função de aptidão) como base para a criação de um novo conjunto de possíveis soluções, chamado de nova "geração";
- Esta nova geração é obtida aplicando-se sobre os indivíduos selecionados operações que misturem suas características (chamadas "genes"), por meio dos operadores de "cruzamento") e "mutação";
- Estes passos são repetidos até que uma solução aceitável seja encontrada, até que o número predeterminado de passos seja atingido ou até que o algoritmo não consiga mais melhorar a solução já encontrada.

O princípio básico dos operadores genéticos é transformar a população por meio de sucessivas gerações, estendendo a busca até chegar a um resultado satisfatório. Os operadores genéticos são necessários para que a população se diversifique e mantenha as características de adaptação adquiridas pelas gerações anteriores. Por meio do cruzamento são criados novos indivíduos, misturando características de dois indivíduos "pais". Esta mistura é feita tentando imitar a reprodução de genes em células e o resultado desta operação é um indivíduo que potencialmente combine as melhores características dos indivíduos usados como base (HOLLAN, 1975). Na Figura 13, é apresentado um exemplo de cruzamento.

Figura 13- Cruzamento e geração de novos indivíduos.

Indivíduo 1	1	1	0	1	0	1	0	1
Indivíduo 1	1	0	0	0	0	1	0	0
Descendente 1	1	1	0	1	0	1	0	0
Descendente 2	1	0	0	0	0	1	0	1

Fonte: (HOLLAN, 1975).

Por meio de dois pontos de cruzamento, um dos descendentes fica com a parte central de um dos pais e as partes extremas do outro pai e vice versa. Enquanto a mutação modifica aleatoriamente as características do indivíduo sobre o qual é aplicada. Esta troca é importante, pois poderá criar novos valores de características que não existiam ou apareciam em pequena quantidade na população. O operador de mutação é necessário para a introdução e manutenção da diversidade genética da população. Desta forma, a mutação assegura que a probabilidade de se chegar a qualquer ponto de busca não será zero (RODRIGUES, et al. 2004).

Segundo Costa (2006), os Algoritmos Genéticos (AGs) são métodos robustos e têm sido apontados como técnicas promissoras para solucionar problemas combinatórios tais como, os problemas de programação inteira, pois possuem uma reconhecida habilidade em atingir soluções próximas ao ótimo em problemas de larga escala.

Segundo Zini (2009), as principais vantagens que podem ser consideradas na utilização dos Algoritmos Genéticos são:

- São robustos e aplicáveis a uma grande variedade de problemas;
- Não usam apenas informação local, logo, não ficam presos, necessariamente, a ótimos locais como determinados métodos de busca. Esta característica é uma das mais interessantes dos algoritmos genéticos e fazem com que eles sejam técnicas extremamente adequadas para funções multimodais e de comportamento complexo;
- Seu desempenho não é afetado por descontinuidades na função ou em suas derivadas. Os algoritmos genéticos não usam informações de derivadas na sua evolução nem necessitam de informação dos gradientes da superfície da função objetivo para efetuar a busca. Isto faz com que sejam muito adequados para funções com descontinuidades ou para os quais não temos como calcular a derivada;

- Apresentam um bom desempenho para uma grande escala de problemas;
- São de fácil implementação e proporcionam maior flexibilidade no tratamento do problema a ser resolvido;

Segundo Zini (2009), as desvantagens dos Algoritmos Genéticos são:

- Dificuldade de achar o ótimo global exato;
- Requerem um grande número de avaliações de função de aptidão;
- Grandes possibilidades de configurações que podem complicar a resolução do problema tratado.

Segundo Teófilo et.al (2004) a Metodologia da superfície de resposta (*Response Surface Methodology- RSM*) baseia-se na construção de modelos matemáticos empíricos que geralmente utiliza-se de funções polinomiais quadráticas para oferecer condições de otimização para sistemas.

Segundo Silva (2013) a Metodologia de superfícies de resposta ou RSM é uma técnica estatística para modelar processos e otimizar as variáveis resposta, buscando um máximo ou um mínimo de rendimento no qual se deseja otimizar. Normalmente, se utiliza um planejamento fatorial 2^2 , investigando dois fatores, para investigação da região ótima, por meio do caminho de ascensão máximo ou mínimo, dependendo do que se deseja otimizar e o Método dos Mínimos Quadrados é utilizado para estimar os parâmetros do modelo quadrático (polinomial), utilizado para encontrar o melhor ajuste dos fatores, que proporcionará atingir a melhor variável resposta.

Segundo Neto et al. (2007), a Metodologia de superfícies de resposta (ou RSM, de *Response Surface Methodology*) é uma técnica de otimização baseada em planejamentos fatoriais e tem sido usada com grande sucesso na modelagem de diversos tipos de processos industriais. Para aplicação da Metodologia de superfícies de resposta é necessário duas fases, modelagem e deslocamento. Que deverão ser realizadas tantas vezes se fizer necessário, até que se obtenha a região ótima da superfície investigada. Essa modelagem é realizada por meio do ajuste de modelos lineares ou quadráticos, nas quais as variáveis respostas são obtidas por meio da execução de planejamentos fatoriais. O deslocamento é feito por meio do caminho de ascensão máxima de inclinação de um determinado modelo, que é a trajetória na qual a variável resposta varia, podendo ocasionar curvatura, que ocorre quando uma determinada resposta é aumentada gradativamente até que em um determinado ponto, começa a sofrer queda, esse é chamado ponto de curvatura da resposta.

Conforme Mark e Shari (2003) e Bajic et.al (2010) a Metodologia de superfícies de resposta (RSM) pode ser aplicada, posteriormente, não somente aos experimentos executados

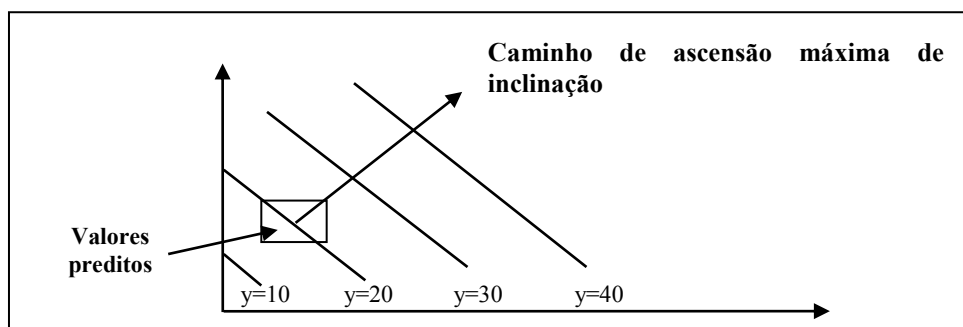
por Delineamento de experimentos (DOE), mas também a partir de aplicações de matrizes do Método de Taguchi, sendo uma técnica essencial e eficaz utilizada para modelar matematicamente situações em que o modelo linear (1ª ordem) não satisfaz e há necessidade de uma modelagem polinomial (2ª ordem) para representar adequadamente o processo.

Segundo Paiva (2006), frequentemente as condições iniciais planejadas e executadas por Delineamento de Experimentos estão afastadas daquelas condições que otimizam a resposta. Em tais condições, utilizando a Metodologia de superfícies de resposta (RSM), primeiramente o objetivo é mover o experimento para a região ótima, utilizando o caminho de ascensão máximo ou mínimo de inclinação, também chamados de inclinação ascendente (*steepest ascent*) ou máxima inclinação descendente (*steepest descent*), que é um procedimento experimental que busca a melhor região para a resposta, seja para aumento da resposta ou redução.

É mostrado na Figura 14, o gráfico de contornos dos valores preditos da variável resposta, e o caminho de ascensão máxima, que é uma série de linhas paralelas. Após se encontrar a região ótima para a variável resposta, se faz necessário o planejamento estrela, que dará origem à função quadrática para modelagem do processo.

Segundo Teófilo et.al (2004) o planejamento estrela é realizado por meio de duas combinações de tratamento axial nos níveis alto e baixo para cada fator, mantendo os demais fixos, nos pontos centrais, acrescidos de um ponto unitário no ponto central para todos os outros fatores.

Figura 14- Caminho de ascensão máxima de inclinação.



Os termos quadráticos e de interação alcançados por meio da Metodologia de Superfícies de Resposta, podem produzir uma função formando uma curvatura, chamado modelo de 2ª ordem. Dependendo dos valores dos coeficientes de regressão, o modelo de

segunda ordem com interação é capaz de considerar uma ampla variedade de formas (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

Como a maioria dos problemas que envolvem a superfície de resposta é desconhecida, o primeiro procedimento é encontrar uma aproximação para o verdadeiro relacionamento entre a variável resposta (y) e as variáveis independentes (fatores) e geralmente utiliza-se uma modelagem matemática por meio de uma regressão polinomial (quadrática). A seguir, é apresentado esse modelo de regressão polinomial de segunda ordem (19):

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j>i}^k \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (19)$$

Sendo:

- β_0 representa a média da variável resposta;

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i \quad \text{representa o efeito linear;}$$

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j>i}^k \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad \text{representa o efeito quadrático;}$$

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j>i}^k \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad \text{representa o efeito da interação.}$$

Segundo Cherruault (2005), o problema de otimização global de funções numéricas tem grande importância em várias áreas do conhecimento, surgindo nas áreas da Engenharia, economia, entre outras. A função a ser otimizada aparece como um índice de performance multivariável e está sujeita a certos vínculos, impostos por restrições de processo (JUNIOR, 2008).

Durante as últimas décadas, heurísticas clássicas foram desenvolvidas em diferentes estágios, sendo que na década de 80 tornaram-se as proposições mais populares para solução de problemas práticos. Devido aos grandes avanços científicos dos últimos anos, as heurísticas foram revistas e aperfeiçoadas, resultando na nova classe de heurísticas chamadas meta-heurísticas (OLIVEIRA, 2004).

Conforme Silva (2013), afirma que as Meta-heurísticas são métodos avançados que gerenciam interações entre procedimentos de refinamento local e estratégias de alto nível para

criar um processo capaz de escapar de situações ótimas locais, e proporcionar uma busca até soluções ótimas globais.

Segundo Chaves et. al (2007), as técnicas meta-heurísticas são ferramentas fundamentais para resolução de problemas de otimização complexos cujos espaços de busca das soluções ótimas sejam muito grandes para que se possa determiná-las com precisão por meio de um método determinístico com tempo de processamento aceitável.

Segundo Buzzo e Moccasin (2000), nos métodos heurísticos de melhoria, obtém-se uma solução inicial e posteriormente por meio de algum procedimento iterativo (geralmente envolvendo trocas de posições das tarefas na sequência) busca-se obter uma sequência das tarefas melhor que a atual quanto à medida de desempenho adotada. Para isso, foi desenvolvido o método de busca em vizinhança de maior complexidade (*Simulated Annealing*) que têm sido alvo de grande interesse na comunidade científica em função de aplicações bem sucedidas e portadas na literatura.

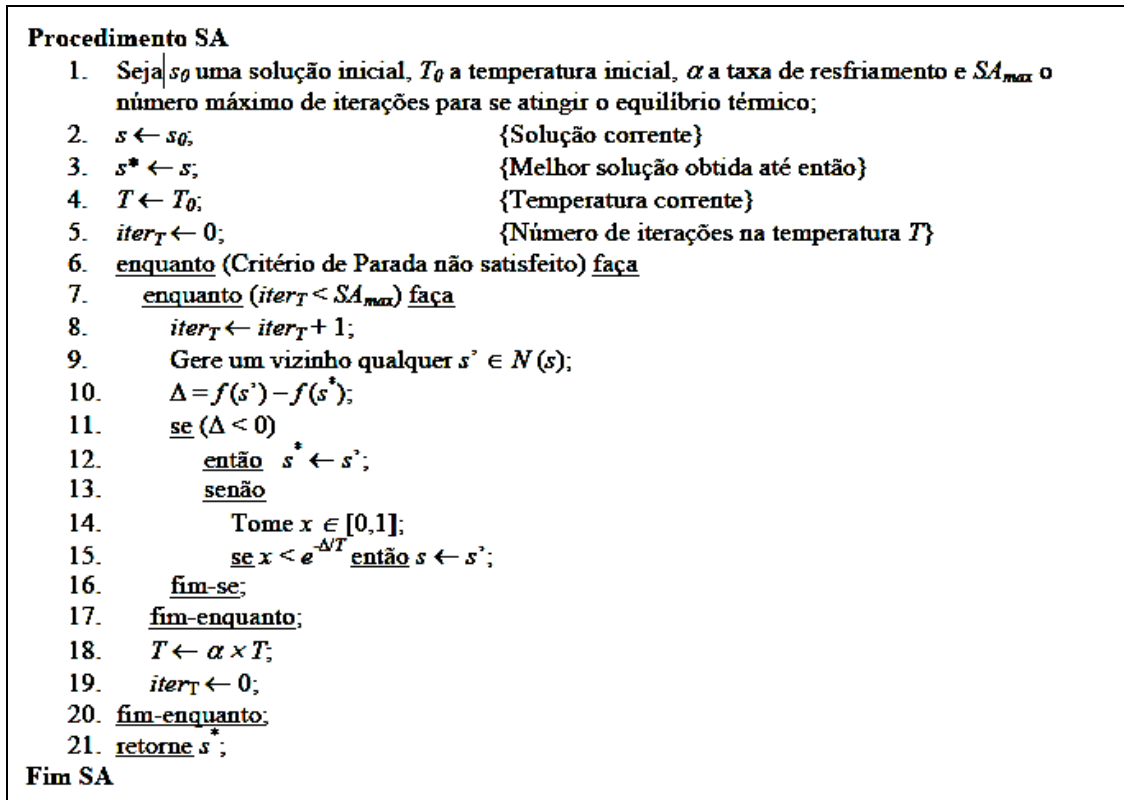
Simulated Annealing, Têmpera Simulada ou Recozimento Simulado é uma técnica de busca local que simula o processo de recozimento de metais, no qual o metal é aquecido a altas temperaturas e, em seguida, é feito um resfriamento sistemático do mesmo visando atingir um ponto de equilíbrio caracterizado por uma microestrutura ordenada e estável (LIBRANTZ, 2010).

Segundo Diógenes (2009), o algoritmo do Recozimento Simulado, deriva da observação de que a solução de problemas combinatórias de larga escala é análoga ao recozimento de sólidos no campo da física da matéria condensada. O objetivo deste processo é reduzir a temperatura de um sistema, levando-o ao estado de mínima energia. Tal energia pode ser vista como uma função custo a ser otimizada.

A Meta-heurística Recozimento Simulado é uma meta-heurística proposta por Kirkpatrick et al. (1983), sendo uma técnica de busca probabilística que se fundamenta em uma analogia com a termodinâmica, ao simular o resfriamento de um conjunto de átomos aquecidos.

Sua origem está relacionada ao ajuste das propriedades mecânicas por meio de um processo de resfriamento controlado, no qual o produto é aquecido à determinada temperatura e, então, resfriado em escalas de resfriamento, de acordo com o resultado desejado. Se o objetivo é obter dureza e rigidez, a temperatura é diminuída abruptamente. Se, ao contrário, desejamos flexibilidade, a redução é feita lentamente, até a temperatura ambiente (JUNIOR, 2008). O pseudocódigo do algoritmo é apresentado na Figura 15.

Figura 15- Algoritmo Recozimento Simulado.



Fonte: (TOFFOLO, et al. 2005).

Conforme Barros e Moccellini (2004), o uso da Meta-heurística Recozimento Simulado é justificado pela capacidade de efetuar movimentos “colina acima” no espaço de soluções viáveis do problema, explorando os “vales” na tentativa de se obter uma solução ótima global para o problema. O Recozimento Simulado pode ser considerado uma generalização do método “descendente”, no qual a busca não estendida para um mínimo global é terminada após um mínimo local ser obtido, podendo ser classificado como método heurístico de busca aleatória na vizinhança.

Segundo Ferreira et al. (2008) o Recozimento Simulado começa sua busca a partir de uma solução inicial qualquer. O procedimento principal consiste em um *loop* que gera aleatoriamente, em cada interação, um único vizinho s' da solução corrente s . Se este vizinho for melhor que o original, ele é aceito e substitui a solução corrente. Caso contrário, ele pode ser aceito com uma probabilidade $e^{-D/T}$ (no caso de problemas de minimização, ou $e^{D/T}$, no caso de problemas de maximização) sendo T , um parâmetro chamado de Temperatura, que decresce gradualmente conforme o progresso do algoritmo. Esse processo é repetido até que T seja tão pequeno que mais nenhum movimento de piora seja aceito. A melhor solução

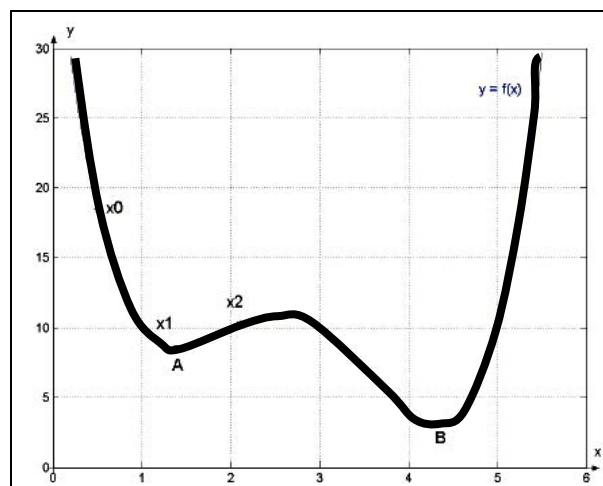
encontrada durante a busca é tomada como uma aproximação para a solução ótima (SOUZA, 2007).

A meta-heurística Recozimento Simulado permite a mudança de uma solução para outra na vizinhança. O valor de T decresce gradativamente atingindo um valor próximo de zero, de modo que a troca de uma solução atual só é permitida quando for encontrada uma solução vizinha com desempenho superior (BUZZO, 2005).

A aplicação do Recozimento Simulado para a solução do problema de otimização requer a tomada de decisões específicas para cada problema, como a determinação de métodos de geração da solução inicial; a definição da vizinhança a ser considerada; a porcentagem da vizinhança analisada; a temperatura inicial; a condição de parada, entre outras (BUZZO, 2005).

Segundo Yamamoto (2004), uma característica importante do Recozimento Simulado é a aceitação de configurações que apresentam maior energia, que pode parecer pior, porém permite que o método não convirja para um mínimo local, podendo convergir para um melhor resultado. Por exemplo, na Figura 16, encontra-se o gráfico de uma função, para quando se deseja determinar o mínimo global B de $f(x)$ a partir do ponto x_0 . O Recozimento Simulado pode convergir de x_0 para x_1 e depois de x_1 para B (mínimo global). Entretanto é possível que o processo de otimização convirja para x_2 e, assim, para A.

Figura 16- Função para mínimo global – Recozimento Simulado.



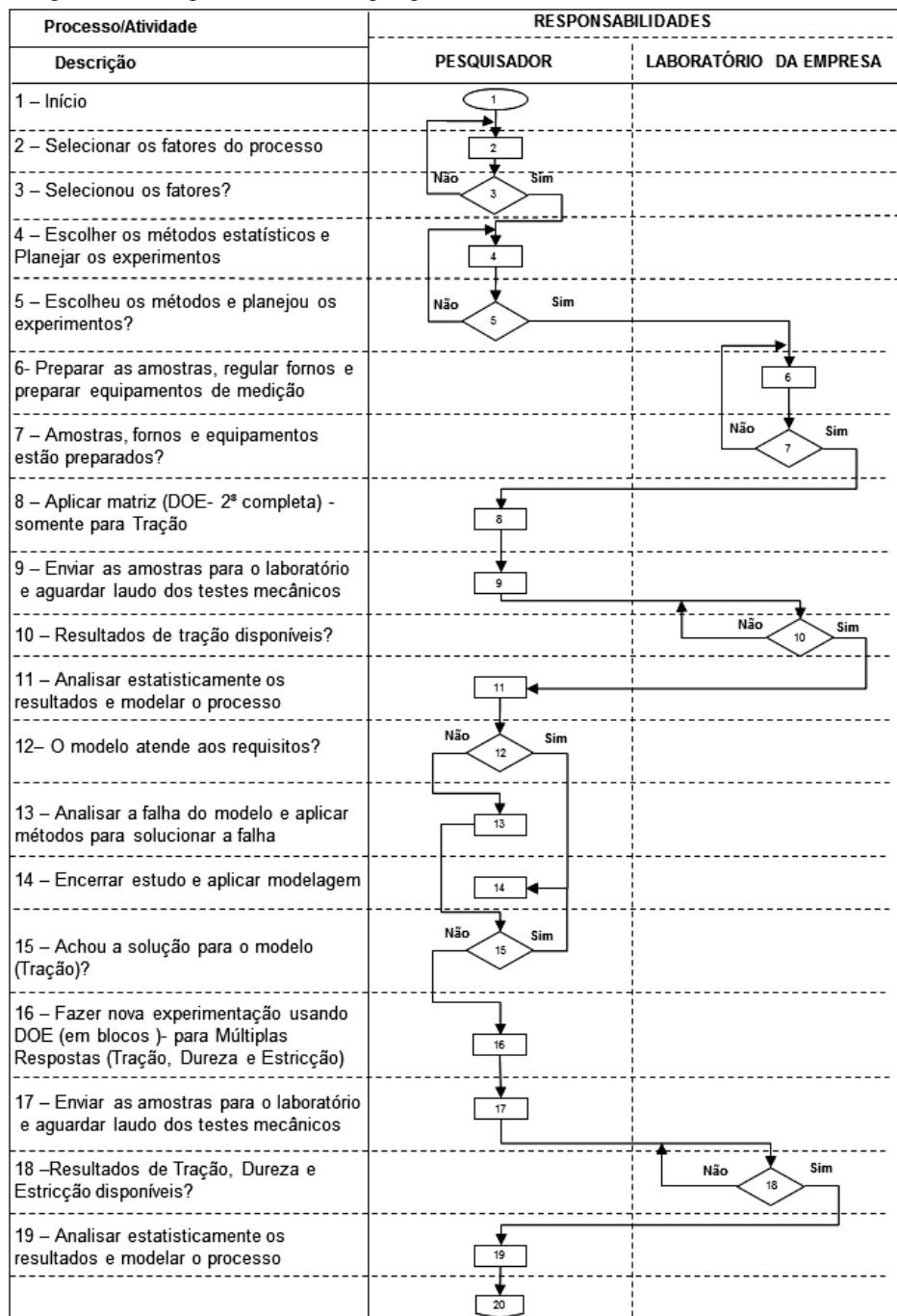
Fonte: (NARA, 1999).

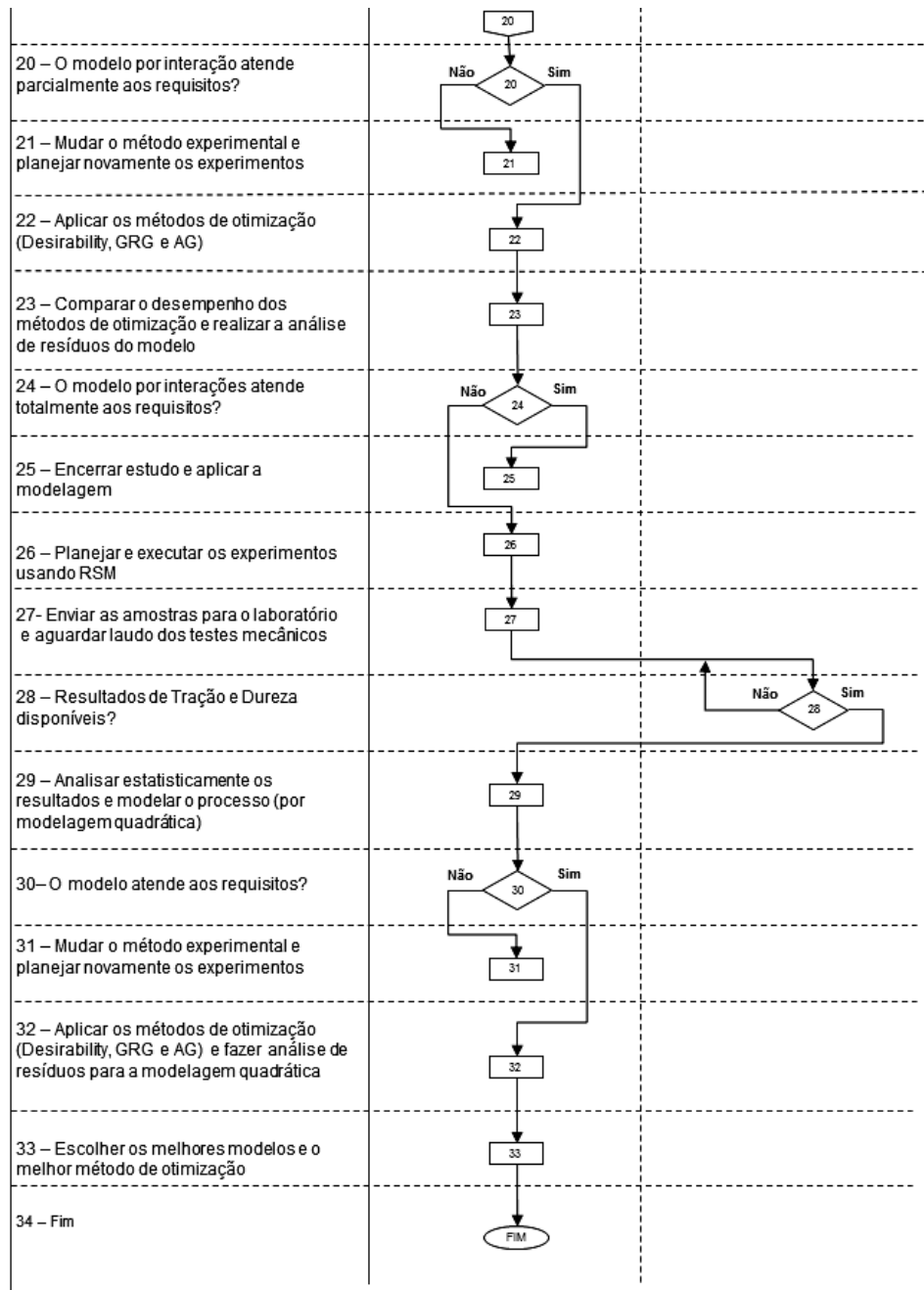
3 DESCRIÇÃO E MODELAGEM DO PROBLEMA

3.1 ROTEIRO EXPERIMENTAL DA PESQUISA

A sequência apresentada no fluxograma das etapas realizadas na pesquisa (Figura 17) detalha todas as fases de desenvolvimento experimental e possibilidades para se projetar os modelos estatísticos que poderão modelar o processo em questão.

Figura 17- Fluxograma das etapas realizadas na pesquisa





3.2 MATERIAIS

O material usado neste estudo foi o aço SAE 9254 trefilado a frio, utilizado para fabricação de molas de válvulas e de embreagem aplicadas ao segmento automobilístico, com diâmetros 2,00mm e 6,50mm, submetido ao processo de têmpera e revenimento. O produto é mostrado na Figura 18.

Figura 18- Arame



Segundo Paula (2013), o aço mola SAE 9254, tem composição química equivalente ao aço DIN 54SiCr6, e é um aço cromo-silício, que é temperado e revenido e posteriormente deformado a frio. Podendo-se observar que esse aço por ser um aço mola contém como elementos de liga o silício, cromo e o manganês. Isso é devido à característica desses elementos em aumentar a endurecibilidade do aço. Além disso, Yamada (2007) demonstrou que o percentual ideal de Si para se obter a melhor resistência à deformação permanente é acima de 1%.

Segundo Yamada (2007), para se obter a martensita é necessário que o aço seja temperável e a composição química e o tamanho de grão do material influencia diretamente na temperabilidade do material e é desejável que o aço apresente o percentual de C entre 0,2% a 0,6%. Além disso, alguns elementos de liga aumentam a temperabilidade do aço, tais como, Cr, Mn e Ni.

A análise química do material SAE 9254 usado no estudo é apresentada na Tabela 2.

Tabela 2 - Composição química (SAE 9254).

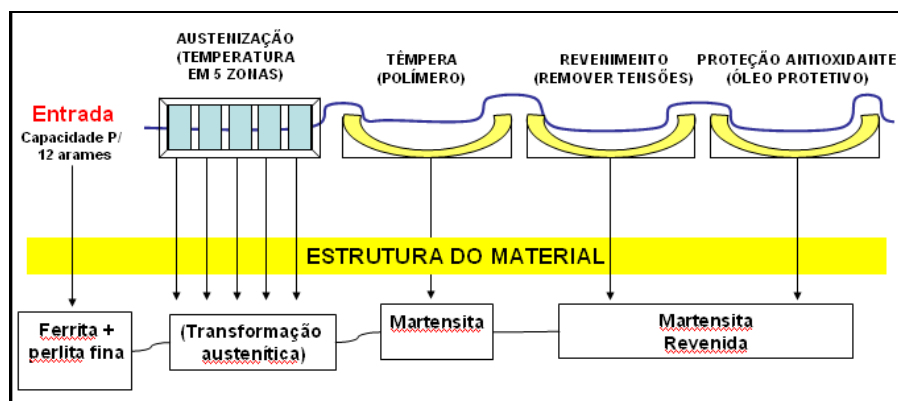
Elementos Químicos	C	Mn	Si	P	S	Cr	Ni	Mo	Cu	Al	V
(%)	0,554	0,64	1,22	0,022	0,018	0,58	0,04	0,03	0,01	0,009	0,005

3.3 FLUXO BÁSICO DO PROCESSO DE TÊMPERA E REVENIMENTO

Na Figura 19 é mostrado o fluxo básico do processo e as transformações de estrutura encontradas no tratamento de têmpera e revenimento de arames trefilados de aço com diâmetros de 2,00mm e 6,50mm.

Na zona de entrada do forno existem doze canais de engate aos quais se inserem as bobinas de arame. Nesta primeira fase do processo, denominada “Entrada”, o arame de aço possui estrutura bruta de trefilação (ferrita + perlita fina). Na segunda fase, denominada como “Austenitização”, o material passa por cinco zonas de temperaturas variando em torno de 900°C, na qual ocorre a austenitização. Na terceira etapa do processo, o arame de aço é mergulhado em polímero líquido (meio de têmpera) na qual a sua estrutura é transformada em martensita e, em seguida, é mergulhado em chumbo líquido para ser revenido, com temperaturas variando de 400°C a 650°C, com a finalidade de remoção das tensões superficiais e transformação da sua estrutura para martensita revenida. Na última fase do processo o arame de aço é mergulhado em um tanque de óleo protetivo (antioxidante).

Figura 19- Sequência do processo de têmpera e revenimento em arames.



3.4 SELEÇÃO DOS FATORES

A determinação dos fatores de entrada mais importantes dentro de um ciclo de tratamento térmico tem sido objeto de pesquisa por muitos autores.

No artigo de Rohatgi et al. (2005), os autores utilizaram planejamento de experimentos para analisar a importância e a contribuição de cada um dos fatores fundição, fornecedor de lingote, testes de laboratório, volume (%), acabamento superficial, em propriedades

mecânicas. Os autores consideraram que por meio da determinação numérica dos efeitos dessas variáveis, a compreensão da dispersão nas propriedades seria reforçada e a reprodutibilidade do limite de resistência à tração seria melhorada. Para analisar estatisticamente os resultados, o autor utilizou a técnica estatística ANOVA, que constatou a influência dos fatores e a ausência de interação entre os fatores, sobre as propriedades mecânicas estudadas.

Blondeau; Dollet; Vieillard-Baron (2000), demonstraram a aplicação de modelos matemáticos regressivos na predição das propriedades mecânicas em barras de aços. Apesar desse modelo ter apresentado bons resultados em barras, a pesquisa em questão trata de arames trefilados que possuem características muito diferentes. Também podemos citar o artigo de Hodgson e Gibbs (1992), que comprovou a influência dos elementos químicos C e Mn nas propriedades mecânicas em barras de aço, assim como o modelamento matemático para esse processo, também restrito a barras de aço.

Mason e Young (2007), afirmaram que é possível obter bons resultados na modelagem estatística por meio da utilização de planejamento de experimentos em conjunto com a técnica de regressão múltipla e que modelos de regressão são atrativos porque poucas informações de processo são requeridas em seu desenvolvimento e implementação. O processo foi modelado por meio de dois métodos específicos, cada método não somente usa diferentes procedimentos para determinar o modelo de coeficientes, mas também usa os modelos resultantes em diferentes maneiras. O primeiro método usado neste artigo foi baseado na teoria matemática e leis da física que governam o processo.

Esse modelo teórico, embora corretamente baseado em princípios matemáticos, frequentemente não tem bom desempenho nas aplicações práticas, pois o alto nível matemático usado para desenvolvê-lo frequentemente precisa ser simplificado na aplicação e com isso, pode não explicar uma quantidade de variação substancial dos dados. A segunda abordagem da modelagem deste artigo é a utilização de procedimentos estatísticos. Neste caso, um modelo é empiricamente “ajustado”, usando um conjunto de dados básicos. A versão mais simples desse modelo é a linear obtida usando técnicas de regressão comum. Porém, a abordagem da regressão requer conhecimentos de métodos estatísticos e planejamento de experimentos. O autor afirma que modelos regressivos são atraentes porque poucas informações de processo são requeridas no desenvolvimento e estágio de implementação.

No artigo de Bisgaard e Fuller (1994), o autor utiliza a técnica estatística Planejamento de Experimentos e afirma que essa técnica é essencial para investigar os efeitos de variáveis

de processo. Porém, neste artigo os autores afirmam que quando a variável resposta é discreta, então a suposição da variância constante é violada. Baseado nessa violação o autor deste artigo demonstra as transformações necessárias para estabilizar a variância de contagem de defeitos e a variância da proporção de defeituosos. O autor também mostrou exemplos de cada caso, as quais as transformações dos dados experimentais seguido por uma análise simples dos dados conduziram a diferentes conclusões significativas.

Algumas dissertações e teses foram pesquisadas, entre elas destaca-se a de Ribeiro (2006), que afirma que as propriedades mecânicas do aço SAE 4140 foram influenciadas pelos parâmetros de revenido, em particular pela temperatura e tempo de tratamento. Também foi observada na dissertação de Gorni (2001), a afirmação de que a temperatura de reaquecimento influenciou no limite de resistência à tração de ambos os materiais testados nesta dissertação.

Na tese de Camarão (1998), as propriedades mecânicas foram totalmente influenciadas pela temperatura de têmpera.

Conforme Stein (2004) foi constatada que a rápida austenitização afeta sensivelmente as propriedades mecânicas e a microestrutura dos aços com teor de carbono acima de 0,4%, na condição de temperado e revenido, assim como, estudou-se o efeito da rápida austenitização sobre as propriedades mecânicas de um aço 1045, na condição de temperado e revenido. As variáveis experimentais utilizadas foram: as temperaturas de austenitização (intervalos de tempos de encharque e de revenimento) e a temperatura de austenitização e de revenimento.

Cruz (2003) executou experimentos investigando a variável temperatura de austenitização, tempo de permanência na temperatura de processo, velocidade de resfriamento na têmpera e temperaturas de início e fim de formação da martensita. Dessa forma, pesquisando artigos e dissertações citados anteriormente, é possível ter algumas ideias de quais os fatores podem influenciar no processo de têmpera e revenimento.

Os fatores testados nesta pesquisa foram escolhidos por meio de conhecimentos teóricos e também da experiência prática. Pois, os artigos, dissertações e teses citadas anteriormente, apesar de apresentarem processos similares foram aplicações em barras de aço e neste estudo a aplicação se dá em arames de aço, ou seja, possuem particularidades que diferem dos processos citados nas pesquisas científicas encontradas, sendo os fatores escolhidos para este estudo:

- Velocidade de passagem do arame dentro do forno (em m/s)- Fator A;
- Temperatura do chumbo no revenimento (em °C)- Fator B.

- Concentração do polímero, meio de têmpera (em %)- Fator C;
- Diâmetro (em mm)- Fator d;

Os fatores velocidade, temperatura de revenimento, concentração do polímero e diâmetro, foram experimentadas por meio do planejamento fatorial com ponto central, utilizando duas matrizes 2^3 para os diâmetros 2,00mm e 6,50mm contidos na Tabela 3.

Tabela 3 – Matriz Experimental completa 2^3

Experimentos	Velocidade	Temperatura chumbo	% Polímero
1	-	-	-
2	+	-	-
3	-	+	-
4	+	+	-
5	-	-	+
6	+	-	+
7	-	+	+
8	+	+	+
Ponto central 1	0	0	0

Foi possível testar os pontos centrais (representado por zero (0) na matriz), ou seja, para cada fator além de serem testados os ajustes mínimo e máximo, também foi testado o ponto médio (ponto central) e dessa forma, será possível verificar a significância da curvatura para cada matriz experimental 2^3 . Nesta etapa, não será testado o fator diâmetro, pois posteriormente, para modelar os intervalos de diâmetros, será utilizada a regressão múltipla, a qual além dos modelos matemáticos para os dois diâmetros individualmente, também será possível construir um modelo matemático geral que estime os intervalos de todos os diâmetros entre 2,00mm a 6,50mm.

Para a realização do Planejamento de Experimentos, foram utilizadas variáveis reduzidas (β) ao invés de variáveis físicas (ajustes reais) dos fatores investigados, de forma a se preservar os dados confidenciais da empresa financiadora da pesquisa. A redução das variáveis foi calculada segundo Montgomery e Runger (2003), utilizando o valor físico (α) que se quer testar subtraído da média (μ) entre os valores mínimo e máximo dos ajustes dos fatores. O resultado dividiu-se pela metade da amplitude (R) entre os valores mínimos e máximos dos ajustes dos fatores. Dessa forma, a dimensionalidade das variáveis reduzidas ficou restrita ao intervalo [-1 a 1], que concentra os valores mínimo, médio e máximo, reduzidos dos ajustes dos fatores testados, conforme (20):

$$\beta = \frac{\alpha - \mu}{\frac{R}{2}} \quad (20)$$

Na Tabela 4, é mostrada a relação entre os níveis de ajuste das variáveis físicas e variáveis reduzidas, utilizadas para cálculo do Teste de significância que será executada posteriormente.

Tabela 4 – Variáveis físicas e reduzidas dos fatores

Variáveis de entrada	Valores (unidades físicas)	Valores (variáveis reduzidas)
Velocidade (rpm)	Mínimo / Médio / Máximo	-1 / 0 / 1
Temp.Chumbo (°C)	Mínimo / Médio / Máximo	-1 / 0 / 1
Concentração polímero (%)	Mínimo / Médio / Máximo	-1 / 0 / 1

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 PRIMEIRA FASE DE EXPERIMENTAÇÃO (LIMITE DE RESISTÊNCIA À TRAÇÃO)

A matriz experimental 2³ utilizada possui oito experimentos e foi utilizada na experimentação dos diâmetros 2,00mm e 6,50mm. Para a experimentação relacionada ao diâmetro 2,00mm foram utilizadas seis réplicas para cada condição experimental e o mesmo número de réplicas para testar o ponto central. No entanto, para experimentação no diâmetro 6,50mm foram utilizadas quatro réplicas para cada condição experimental e seis réplicas para testar o ponto central. As quantidades de réplicas de cada tipo de diâmetros foram escolhidas devido às restrições de processo e orçamento impostas pela empresa financiadora do projeto.

Primeiramente, foram testadas em limite de resistência à tração as amostras de arame de aço temperado e revenido com comprimento de 300mm, conforme norma ASTM A370 para determinação da tensão máxima e da estricção (redução de área), em uma máquina de teste de limite de resistência à tração da marca EMIC com capacidade de 60000 kgf.

Os ensaios de dureza nos arames de aço foram realizados utilizando amostras embutidas em uma resina sintética (baquelite) e lixadas com lixas de granas 220, 400 e 600 mesh. Posteriormente as amostras foram polidas com suspensão de diamante de 3 e 1 µm, e a medida de dureza Vickers foi feita em um durômetro da marca Shimadzu modelo HMV 2. A carga utilizada foi de 2 kgf, com penetrador piramidal de base quadrada e ângulo entre faces opostas de 136°, conforme descrito na norma ASTM E 384-11. Os resultados de dureza obtidos em Vickers foram convertidos para escala Brinell (HB), pois é a escala utilizada nas especificações dos clientes.

4.1.1 Análise de resultados do Planejamento de Experimentos (1ª Fase - diâmetro 2,00mm)

Na Tabela 5 são mostrados os resultados do limite de resistência à tração em MPa, obtidos após a execução da matriz experimental 2³.

Tabela 5 – Resultados do limite de resistência à tração em MPa (diâmetro 2,00mm)

Experi- mentos	Velocidade	Temperatura	Polímero	Diâmetro (mm)	Réplicas (Mpa)					
					Rép. 1	Rép. 2	Rép. 3	Rép. 4	Rép. 5	Rép. 6
1	-	-	-	2149	2148	2146	2161	2167	2160	
2	+	-	-	2157	2155	2157	2151	2157	2157	
3	-	+	-	1924	1922	1920	1921	1920	1918	
4	+	+	-	1924	1924	1922	1943	1945	1945	
5	-	-	+	2108	2106	2108	2104	2102	2109	
6	+	-	+	2136	2127	2127	2136	2134	2127	
7	-	+	+	1927	1926	1944	1935	1946	1947	
8	+	+	+	1946	1946	1946	1953	1951	1946	
Central	0	0	0	2046	2040	2041	2049	2047	2053	

Para verificar a influência dos fatores na variável resposta (limite de resistência à tração) foi utilizado o teste de significância (Tstudent), nos resultados obtidos na Tabela 6. No teste de significância para o diâmetro 2,00mm, é possível constatar que a curvatura é influente e os fatores influentes foram: velocidade, temperatura de chumbo, concentração do polímero, interações de segunda ordem entre velocidade e polímero, temperatura de chumbo e polímero, e uma interação de terceira ordem entre velocidade, temperatura de chumbo e concentração de polímero (%). A significância dos fatores foi testada com 95% de confiança, e obtiveram-se para os fatores influentes, valores de P inferiores a 0,05.

Tabela 6 – Teste de significância do planejamento fatorial (diâmetro 2,00mm)

Preditor	Efeito	Coeficiente	SE coef.	T	P
Constante		2036,0	0,9267	21,97	0,000
Velocidade	12,3	6,1	0,9267	6,61	0,000
Temperatura de chumbo	-202,0	-101,0	0,9267	-108,99	0,000
% Polímero	-10,7	-5,3	0,9267	-5,76	0,000
Velocidade*Temperatura Chumbo	-0,5	-0,3	0,9267	-0,27	0,789
Velocidade*% Polímero	5,5	2,8	0,9267	2,97	0,005
Temperatura de chumbo*% Polímero	26,1	13,0	0,9267	14,07	0,000
Vel.*Temp.Chumbo*% Polímero	-6,8	-3,4	0,9267	-3,64	0,001
Curvatura		10,0	2,7801	3,58	0,001
Desvio padrão (S) = 6,42 MPa					
R ² = 99,63%		R ² ajustado = 99,57%			

Por meio do teste de significância (Tabela 6), foi possível observar que a curvatura é influente com valor de P inferior a 0,01, isso implicaria na possibilidade de que a regressão múltipla com termos de interação não seja a forma ideal para se modelar esse processo.

Baseado nisso, constatou-se que há necessidade de se utilizar posteriormente, a regressão quadrática para modelar esse processo.

A modelagem com termos de interação do limite de resistência à tração, para o diâmetro 2,00mm, é apresentado a seguir (21):

$$\begin{aligned} \text{Limite de resistência à tração} = & 2036 + 6,1(\text{velocidade}) - 101(\text{temp.chumbo}) - \\ & 5,3(\% \text{ polímero}) + 2,8(\text{velocidade} \times \% \text{ polímero}) + 13(\text{temp.chumbo} \times \% \text{ polímero}) \\ & - 3,4(\text{velocidade} \times \text{temperatura de chumbo} \times \% \text{ polímero}) \end{aligned} \quad (21)$$

4.1.2 Análise de resultados do Planejamento de Experimentos (diâmetro 6,50mm)

Na Tabela 7 são mostrados os resultados do limite de resistência à tração em Mpa, obtidos após a execução da matriz experimental 2^3 para o diâmetro 6,50mm.

Tabela 7 – Resultados do limite de resistência à tração em MPa (diâmetro 6,50mm)

Experi- mentos	Velocidade	Temperatura	Polímero	Diâmetro (mm)	Réplicas (Mpa)					
					Rép. 1	Rép. 2	Rép. 3	Rép. 4	Rép. 5	Rép. 6
1	-	-	-	1968	1974	1962	1971	---	---	---
2	+	-	-	1980	1976	1988	1978	---	---	---
3	-	+	-	1771	1764	1763	1773	---	---	---
4	+	+	-	1796	1784	1797	1781	---	---	---
5	-	-	+	1949	1963	1947	1951	---	---	---
6	+	-	+	1992	1980	1976	1994	---	---	---
7	-	+	+	1760	1768	1766	1763	---	---	---
8	+	+	+	1787	1793	1785	1784	---	---	---
Central	0	0	0	1850	1847	1849	1848	1844	1846	---

A Tabela 8 mostra o teste estatístico de significância (Tstudent) do planejamento fatorial para o diâmetro 6,50mm. É possível constatar que a curvatura é influente e os fatores influentes foram: velocidade, temperatura de chumbo, concentração do polímero, interações de segunda ordem entre velocidade e polímero, temperatura de chumbo e polímero, e uma interação de terceira ordem entre velocidade, temperatura de chumbo e concentração do polímero (%).

A significância dos fatores foi testada com 95% de confiança, obtendo valores de P inferiores a 0,05 para os significantes. Com isso, obteve-se R^2 ajustado = 99,62% e um desvio padrão de 5,68 MPa.

Tabela 8 – Teste de significância do planejamento fatorial (diâmetro 6,50mm)

Term	Efeito	Coefficiente	SE Coef.	T	P
Constante		1874,50	1,004	1866,14	0,000
% Polímero	-4,25	-2,13	1,004	-2,12	0,043
Temp.Chumbo	-194,62	-97,31	1,004	-96,88	0,000
Velocidade	22,37	11,19	1,004	11,14	0,000
% Polímero*Temp.Chumbo	1,38	0,69	1,004	0,68	0,499
% Polím*Velocidade	5,63	2,81	1,004	2,80	0,009
Temp.Chumbo*Velocidade	-0,00	-0,00	1,004	-0,00	1,000
%Polim*Temp.Chumbo*Vel.	-5,00	-2,50	1,004	-2,49	0,019
Curvatura		-27,17	2,528	-10,75	0,000
Desvio padrão(S) = 5,68 Mpa					
R ² = 99,70%					
R ² ajustado = 99,62%					

O teste estatístico (Tabela 8) revelou que a curvatura é influente com valor de P inferior a 0,01, isso implica na possibilidade de que a regressão múltipla com termos de interação não seja a forma ideal para se modelar esse processo.

Com base no teste de significância (Tabela 8), foi possível modelar matematicamente o limite de resistência à tração do diâmetro 6,50mm após tratamento térmico de têmpera e revenimento. O modelo está vinculado às variáveis reduzidas, sendo expresso conforme (22):

$$\begin{aligned} \text{Limite de resistência à tração} = & 1874,5 - 2,13(\% \text{ polímero}) - 97,31(\text{temp.chumbo}) + \\ & 11,19(\text{velocidade}) + 2,81(\% \text{ polímero} \times \text{velocidade}) - 2,5(\% \text{ polímero} \times \\ & \text{temp.chumbo} \times \text{velocidade}) \end{aligned} \quad (22)$$

4.1.3 Modelagem matemática unificada (diâmetros de 2,00mm a 6,50mm)

Para produzir um modelo matemático que contemplasse todos os diâmetros de 2,00mm até 6,50mm foi necessário utilizar a regressão múltipla com termos de interação e Teste de significância (Tstudent) nos resultados do planejamento de experimentos executados para esses dois diâmetros. Com isso, espera-se estimar as condições para os diâmetros intermediárias e se obter um modelo, visto que a empresa financiadora do projeto não permitiu a realização de experimentos para os diâmetros intermediários por restrições de custos. A Tabela 9 mostra as condições experimentais dos ajustes dos fatores e os resultados encontrados da variável resposta limite de resistência à tração em MPa.

A coluna denominada VIF, contida na Tabela 10, refere-se ao fator de inflação da variável, ou seja, é o valor de multicolinearidade de cada variável associada às outras variáveis analisadas simultaneamente. Segundo Montgomery e Runger (2003), a partir do valor 10 de multicolinearidade as predições do modelo matemático sofrem grande impacto, ou seja, a multicolinearidade pode causar sérios prejuízos para o modelo. Alguns autores afirmam que a partir do valor 5 de multicolinearidade o modelo já apresenta problemas nas predições (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

Os fatores que apresentam multicolinearidade alta são os fatores diâmetro e velocidade, conforme mostrado na coluna VIF (Tabela 10). Esses fatores apresentam alto índice de multicolinearidade, pois são altamente correlacionados devido às condições de processamento, pois quanto maior o diâmetro do arame menor deverá ser a sua velocidade de processamento devido ao esforço realizado pela máquina para movimentar o arame pelo processo, pois um arame com diâmetro maior provoca maior esforço da máquina, que reduz por consequência, a sua velocidade de processamento.

4.1.4 Transformação para componentes principais

As variáveis influentes diâmetro do arame, velocidade (rpm), temperatura de chumbo (revenimento) e concentração do polímero (%) foram transformadas em variáveis padronizadas (reduzidas) para possibilitar a aplicação da técnica Análise de Componentes Principais para a remoção da multicolinearidade (identificada na Tabela 11), conforme procedimento em Montgomery (2003).

Com isso, é possível padronizar todas as variáveis investigadas transformando-as em uma única unidade de medida (Z). Assim, todos os fatores independentemente da sua unidade, passarão a ter uma única unidade de medida para serem transformados em componentes principais por meio da multiplicação dessas variáveis padronizadas pelas constantes (PCs) calculadas pelo *Software* Minitab (APÊNDICE L).

As constantes (PCs) correspondem à auto vetores, utilizados para a transformação dos dados em componentes principais, e são apresentadas na Tabela 11.

Tabela 11 – Auto vetores (PCs, calculadas por meio do *software* Minitab).

Variável	PC ₁	PC ₂	PC ₃	PC ₄
Diâmetro	0,707	0,000	0,002	0,707
Velocidade	-0,707	0,000	-0,002	0,707
Temp.Chumbo	-0,000	1,000	-0,000	0,000
% Polímero	0,003	-0,000	-1,000	0,000

Conforme Montgomery (2003), a conversão dos dados para componentes principais deve ser feita por meio da somatória da multiplicação de cada valor de ajuste de cada fator (Diâmetro, velocidade, temperatura de chumbo e concentração de polímero), pelas constantes (PCs) referentes de cada fator.

A Tabela 12 mostra a estatística relacionada aos Componentes Principais, para fins de escolha das componentes a serem utilizadas no modelo matemático. A explicação dos critérios de escolha das variáveis será detalhada posteriormente.

Tabela 12 – Índices estatísticos das constantes (PCs, calculados pelo Minitab)

Índices	PC ₁	PC ₂	PC ₃	PC ₄
Auto-valores	1,9496	1,0000	1,0000	0,0504
Proporção	0,487	0,250	0,250	0,013
Acumulado	0,487	0,737	0,987	1,000

O índice “autovalores” contido na Tabela 12 é utilizado para escolha das componentes principais para a modelagem, pois, segundo Johnson e Wichern (2007), escolhem-se somente as componentes correspondentes aos autovalores de magnitudes iguais ou maiores do que 1. Neste caso, a constante PC₄ possui autovalor inferior ao requerido e poderia ser excluída do modelo.

O índice “proporção” define qual a porcentagem de influência tem cada componente principal na resposta. Neste caso, a componente principal “PC₁” predomina na determinação da resposta e explica 48,7% desse fenômeno, as componentes “PC₂ e PC₃” explicam cada uma delas 25%, enquanto a componente “PC₄” explica 1,3%. O índice “acumulado” mostrado na Tabela 12 refere-se à somatória acumulada das porcentagens de “explicação” do fenômeno.

Segundo Johnson e Wichern (2007), geralmente um bom grau de explicação é superior a 75%. Esse grau requerido foi atingido por meio das componentes principais PC₁, PC₂ e PC₃.

Conforme Montgomery (2003), quando há intenção de redução da quantidade de componentes, admite-se usar as componentes que acumulem de 70% a 80% da explicação do

fenômeno. A literatura afirma que com um acumulado dentro desta faixa é possível representar bem o processo e reduzir a quantidade de variáveis. Porém, para este estudo serão utilizados todos os componentes (PCs), pois a aplicação de análise de componentes principais foi somente com o objetivo de eliminar a multicolinearidade do modelo.

Para aplicar regressão múltipla primeiramente foi necessário multiplicar cada uma das constantes PCs calculadas (Tabela 11) pelos respectivos fatores, ou seja, pelos valores padronizados (Z) dos fatores investigados em todas as condições experimentais.

Após essa transformação todos os dados foram regredidos por meio de regressão múltipla gerando os resultados mostrados na Tabela 13 (teste de significância dos componentes principais), com isso, pôde-se reduzir a multicolinearidade dos fatores correlacionados, ou seja, do diâmetro e da velocidade. No teste de significância, pôde-se perceber a diminuição da multicolinearidade (VIF) dos fatores diâmetro (10,2) e velocidade (10,2), contidas na Tabela 10, para o valor 1.

Conforme apresentado na Tabela 13, foi obtido o valor de 98,3% para os coeficientes de determinação e determinação ajustado, assim como, o desvio padrão de 15,25 Mpa.

Tabela 13 – Teste de significância das componentes principais

Preditor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constante		962,27	1,34	1466,64	0,0
PC1	-50,2369	0,9621	-52,22	0,000	1,0
PC2	-92,047	1,343	-68,53	0,000	1,0
PC3	2,692	1,343	2,00	0,047	1,0
PC4	-20,798	5,982	-3,48	0,001	1,0

S = 15,2548 R-Sq = 98,3% R-Sq(adj) = 98,3%

Conforme Montgomery e Runger (2003), por meio da análise de variância (ANOVA), foi possível validar estatisticamente o modelo matemático gerado por meio da regressão das componentes principais (Tabela 14), a qual foi obtido um valor de $p < 0,01$ (equivalente a 99% de confiança).

Tabela 14 – Validação do modelo por ANOVA

Fonte	GL	SQ	MQ	F	P
Regressão	4	1731253	432813	1859,90	0,000
Erro residual	125	29089	233		
Total	129	1760342			

Em seguida, é apresentado o modelo matemático gerado por meio do teste de significância da regressão de componentes principais (33):

$$\text{Limite de resistência} = 962,27 - 50,2369(\text{PC1}) - 92,047(\text{PC2}) + 2,692(\text{PC3}) - 20,798(\text{PC4}) \quad (33)$$

Por meio destes estudos preliminares, investigando somente o efeito dos fatores na variável resposta limite de resistência à tração, foi possível adquirir informações importantes sobre o comportamento deste processo. Porém, foi observado que para uma aplicação em “chão de fábrica” esse modelo constituído por Análise de Componentes Principais tornou-se muito complexo, devido a toda transformação matemática requerida. Essa pesquisa irá tratar também de modelos que envolverão múltiplas respostas mecânicas e sua otimização simultânea, consequentemente, a complexidade da utilização de Análise de Componentes Principais, tornara-se ainda mais inviável para a aplicação prática para múltiplas respostas. Além disso, existem evidências de que o processo possui curvatura demonstrando a necessidade de um estudo ainda mais aprofundado sobre o assunto, pois com a presença de curvatura o modelo somente com fatores e termos de interação poderia não ser a melhor maneira de se modelar esse processo.

4.2 SEGUNDA FASE DE EXPERIMENTAÇÃO (MÚLTIPLAS RESPOSTAS)

Os fatores investigados, na segunda fase de experimentação, foram:

- Velocidade de passagem do arame dentro do forno (em m/s)- Fator A;
- Temperatura do chumbo no revenimento (em °C)- Fator B;
- Concentração do polímero, meio de têmpera (em %)- Fator C.

O diâmetro do arame de aço também foi considerado como um fator importante, pois existia a hipótese de que sua massa pudesse influenciar nos resultados das propriedades mecânicas investigadas. Nesta etapa, porém, foi utilizada a metodologia de análise em blocos, ou seja, para o bloco 1 foram alocados os experimentos relacionados somente ao diâmetro de 2,00mm, e, para o bloco 2, os experimentos relacionados ao diâmetro de 6,50mm.

Havia uma expectativa de que a variação simultânea dos fatores diâmetro do arame e velocidade iria gerar forte correlação entre eles, pois por limitações operacionais, quanto maior o diâmetro do arame, menor deveria ser a velocidade de processamento. Segundo Montgomery e Runger (2003) essa forte correlação entre fatores (de entrada) causa o

fenômeno da multicolinearidade que interfere diretamente nos resultados obtidos por meio do modelo estatístico provocando erros de predição. Duas possibilidades foram analisadas para neutralizar o efeito da multicolinearidade:

- Aplicar o método de Análise de Componentes Principais (ACP), utilizado anteriormente, que utiliza combinações lineares, não correlacionadas entre si, das variáveis originais (PAIVA, 2006; MINGOTI, 2007). Para uma situação que envolve múltiplas respostas isso implicaria num modelo com grande complexidade e geraria maiores dificuldades de utilização prática na manufatura;
- Usar a blocagem para eliminar a correlação entre o fator diâmetro e o fator velocidade. Como a blocagem poderia ser facilmente operacionalizada ela foi a estratégia adotada neste momento.

Os fatores velocidade, temperatura do chumbo e concentração do polímero, foram experimentados por meio dos planejamentos fatoriais, utilizando a matriz 2^3 e variáveis reduzidas. Foi possível também testar os pontos centrais, representados por zero (0) na linha mais baixa da matriz, ou seja, além de testar os ajustes mínimos e máximos, também foram testados os pontos médios (pontos centrais) para cada fator e, dessa forma, a significância da curvatura, que irá definir a necessidade ou não de uma modelagem quadrática ou de segunda ordem para esse processo (Tabela 15).

Tabela 15 – Variáveis físicas e reduzidas (múltiplas respostas)

Variáveis de entrada	Valores (unidades físicas)	Valores (variáveis reduzidas)
Velocidade (m/s)	Mínimo / Médio / Máximo	-1 / 0 / 1
Temperatura de Chumbo (°C)	Mínimo / Médio / Máximo	-1 / 0 / 1
Concentração do polímero (%)	Mínimo / Médio / Máximo	-1 / 0 / 1

Na experimentação, foram realizadas inicialmente todas as réplicas relacionadas ao bloco 1 e, em seguida, as correspondentes ao bloco 2. Seis réplicas foram utilizadas para cada condição experimental e outras seis para testar o ponto central para cada bloco. As replicações foram aleatorizadas e sequenciadas utilizando uma numeração de 1 a 9, correspondente à ordem de realização de cada experimento, para cada bloco individualmente. Essa sequência de experimentação é apresentada entre parênteses e em formato subscrito ao lado dos valores obtidos das propriedades mecânicas conforme mostrado nas Tabelas 16, 17 e 18. É possível

observar ainda que para cada condição experimental se determinou os valores das três propriedades mecânicas estudadas, correspondente a cada réplica realizada.

Tabela 16 – Resultados de limite de resistência à tração (MPa).

Experimentos	Réplica 1	Réplica 2	Réplica 3	Réplica 4	Réplica 5	Réplica 6
1/Bloco 1	2149 ⁽¹⁾	2148 ⁽⁹⁾	2146 ⁽²⁾	2161 ⁽⁸⁾	2167 ⁽¹⁾	2160 ⁽⁶⁾
2/Bloco 1	2157 ⁽⁴⁾	2155 ⁽⁷⁾	2157 ⁽³⁾	2151 ⁽⁷⁾	2157 ⁽⁴⁾	2157 ⁽²⁾
3/Bloco 1	1924 ⁽³⁾	1922 ⁽³⁾	1920 ⁽¹⁾	1921 ⁽⁵⁾	1920 ⁽⁶⁾	1918 ⁽⁴⁾
4/Bloco 1	1924 ⁽²⁾	1924 ⁽⁸⁾	1922 ⁽⁸⁾	1943 ⁽⁶⁾	1945 ⁽⁸⁾	1945 ⁽⁵⁾
5/Bloco 1	2108 ⁽⁶⁾	2106 ⁽⁵⁾	2108 ⁽⁷⁾	2104 ⁽²⁾	2102 ⁽⁹⁾	2109 ⁽⁸⁾
6/Bloco 1	2136 ⁽⁵⁾	2127 ⁽⁴⁾	2127 ⁽⁴⁾	2136 ⁽³⁾	2134 ⁽³⁾	2127 ⁽³⁾
7/Bloco 1	1927 ⁽⁷⁾	1926 ⁽²⁾	1944 ⁽⁵⁾	1935 ⁽⁴⁾	1946 ⁽²⁾	1947 ⁽⁷⁾
8/Bloco 1	1946 ⁽⁸⁾	1946 ⁽⁶⁾	1946 ⁽⁶⁾	1953 ⁽¹⁾	1951 ⁽⁵⁾	1946 ⁽⁹⁾
Ponto central 1 Bloco 1	2046 ⁽⁹⁾	2040 ⁽¹⁾	2041 ⁽⁹⁾	2049 ⁽⁹⁾	2047 ⁽⁷⁾	2053 ⁽¹⁾
1/Bloco 2	1968 ⁽⁹⁾	1974 ⁽¹⁾	1962 ⁽³⁾	1971 ⁽⁴⁾	1971 ⁽⁹⁾	1974 ⁽⁵⁾
2/Bloco 2	1980 ⁽⁷⁾	1976 ⁽⁴⁾	1988 ⁽⁶⁾	1978 ⁽²⁾	1980 ⁽³⁾	1988 ⁽²⁾
3/Bloco 2	1771 ⁽³⁾	1764 ⁽³⁾	1763 ⁽⁷⁾	1773 ⁽⁵⁾	1771 ⁽⁵⁾	1764 ⁽⁴⁾
4/Bloco 2	1796 ⁽⁸⁾	1784 ⁽²⁾	1797 ⁽⁸⁾	1781 ⁽⁹⁾	1796 ⁽²⁾	1784 ⁽⁹⁾
5/Bloco 2	1949 ⁽⁵⁾	1963 ⁽⁶⁾	1947 ⁽¹⁾	1951 ⁽¹⁾	1949 ⁽⁴⁾	1947 ⁽⁶⁾
6/Bloco 2	1992 ⁽⁴⁾	1980 ⁽⁵⁾	1976 ⁽⁹⁾	1994 ⁽⁸⁾	1980 ⁽⁷⁾	1992 ⁽⁷⁾
7/Bloco 2	1760 ⁽²⁾	1768 ⁽⁷⁾	1766 ⁽⁵⁾	1763 ⁽⁷⁾	1766 ⁽⁶⁾	1763 ⁽⁸⁾
8/Bloco 2	1787 ⁽⁶⁾	1793 ⁽⁸⁾	1785 ⁽²⁾	1784 ⁽⁶⁾	1784 ⁽¹⁾	1785 ⁽¹⁾
Ponto central 2	1850 ⁽¹⁾	1847 ⁽⁹⁾	1849 ⁽⁴⁾	1848 ⁽³⁾	1844 ⁽⁸⁾	1846 ⁽³⁾

Tabela 17 – Resultados de estricção (%).

Experimentos	Réplica 1	Réplica 2	Réplica 3	Réplica 4	Réplica 5	Réplica 6
1/Bloco 1	50 ⁽¹⁾	51 ⁽⁹⁾	51 ⁽²⁾	50 ⁽⁸⁾	50 ⁽¹⁾	50 ⁽⁶⁾
2/Bloco 1	50 ⁽⁴⁾	50 ⁽⁷⁾	50 ⁽³⁾	50 ⁽⁷⁾	50 ⁽⁴⁾	50 ⁽²⁾
3/Bloco 1	58 ⁽³⁾	58 ⁽³⁾	58 ⁽¹⁾	58 ⁽⁵⁾	58 ⁽⁶⁾	58 ⁽⁴⁾
4/Bloco 1	58 ⁽²⁾	58 ⁽⁸⁾	58 ⁽⁸⁾	56 ⁽⁶⁾	56 ⁽⁸⁾	56 ⁽⁵⁾
5/Bloco 1	53 ⁽⁶⁾	53 ⁽⁵⁾	53 ⁽⁷⁾	53 ⁽²⁾	53 ⁽⁹⁾	53 ⁽⁸⁾
6/Bloco 1	51 ⁽⁵⁾	52 ⁽⁴⁾	52 ⁽⁴⁾	51 ⁽³⁾	51 ⁽³⁾	52 ⁽³⁾
7/Bloco 1	58 ⁽⁷⁾	58 ⁽²⁾	56 ⁽⁵⁾	58 ⁽⁴⁾	56 ⁽²⁾	56 ⁽⁷⁾
8/Bloco 1	56 ⁽⁸⁾	56 ⁽⁶⁾	56 ⁽⁶⁾	55 ⁽¹⁾	56 ⁽⁵⁾	56 ⁽⁹⁾
Ponto central 1 Bloco 1	54 ⁽⁹⁾	54 ⁽¹⁾	54 ⁽⁹⁾	54 ⁽⁹⁾	54 ⁽⁷⁾	53 ⁽¹⁾
1/Bloco 2	42 ⁽⁹⁾	41 ⁽¹⁾	42 ⁽³⁾	42 ⁽⁴⁾	42 ⁽⁹⁾	41 ⁽⁵⁾
2/Bloco 2	41 ⁽⁷⁾	41 ⁽⁴⁾	40 ⁽⁶⁾	41 ⁽²⁾	41 ⁽³⁾	40 ⁽²⁾
3/Bloco 2	47 ⁽³⁾	46 ⁽³⁾	46 ⁽⁷⁾	47 ⁽⁵⁾	47 ⁽⁵⁾	46 ⁽⁴⁾
4/Bloco 2	44 ⁽⁸⁾	45 ⁽²⁾	44 ⁽⁸⁾	45 ⁽⁹⁾	44 ⁽²⁾	45 ⁽⁹⁾

5/Bloco 2	56 ₍₅₎	42 ₍₆₎	56 ₍₁₎	56 ₍₁₎	56 ₍₄₎	56 ₍₆₎
6/Bloco 2	40 ₍₄₎	41 ₍₅₎	41 ₍₉₎	40 ₍₈₎	41 ₍₇₎	40 ₍₇₎
7/Bloco 2	46 ₍₂₎	47 ₍₇₎	47 ₍₅₎	46 ₍₇₎	47 ₍₆₎	46 ₍₈₎
8/Bloco 2	44 ₍₆₎	44 ₍₈₎	45 ₍₂₎	45 ₍₆₎	45 ₍₁₎	45 ₍₁₎
Ponto central 2	43 ₍₁₎	43 ₍₉₎	43 ₍₄₎	43 ₍₃₎	43 ₍₈₎	43 ₍₃₎

Tabela 18 – Resultados de dureza (HB).

Experimentos	Réplica 1	Réplica 2	Réplica 3	Réplica 4	Réplica 5	Réplica 6
1/Bloco 1	608 ₍₁₎	606 ₍₉₎	606 ₍₂₎	611 ₍₈₎	611 ₍₁₎	611 ₍₆₎
2/Bloco 1	608 ₍₄₎	608 ₍₇₎	608 ₍₃₎	608 ₍₇₎	608 ₍₄₎	608 ₍₂₎
3/Bloco 1	544 ₍₃₎	542 ₍₃₎	542 ₍₁₎	542 ₍₅₎	542 ₍₆₎	542 ₍₄₎
4/Bloco 1	544 ₍₂₎	544 ₍₈₎	542 ₍₈₎	550 ₍₆₎	550 ₍₈₎	550 ₍₅₎
5/Bloco 1	594 ₍₆₎	594 ₍₅₎	594 ₍₇₎	594 ₍₂₎	594 ₍₉₎	594 ₍₈₎
6/Bloco 1	603 ₍₅₎	600 ₍₄₎	600 ₍₄₎	603 ₍₃₎	603 ₍₃₎	600 ₍₃₎
7/Bloco 1	544 ₍₇₎	544 ₍₂₎	550 ₍₅₎	547 ₍₄₎	550 ₍₂₎	550 ₍₇₎
8/Bloco 1	550 ₍₈₎	550 ₍₆₎	550 ₍₆₎	553 ₍₁₎	550 ₍₅₎	550 ₍₉₎
Ponto central Bloco 1	578 ₍₉₎	575 ₍₁₎	578 ₍₉₎	578 ₍₉₎	578 ₍₇₎	581 ₍₁₎
1/Bloco 2	556 ₍₉₎	558 ₍₁₎	556 ₍₃₎	556 ₍₄₎	556 ₍₉₎	558 ₍₅₎
2/Bloco 2	558 ₍₇₎	558 ₍₄₎	561 ₍₆₎	558 ₍₂₎	558 ₍₃₎	561 ₍₂₎
3/Bloco 2	500 ₍₃₎	497 ₍₃₎	497 ₍₇₎	500 ₍₅₎	500 ₍₅₎	497 ₍₄₎
4/Bloco 2	508 ₍₈₎	503 ₍₂₎	508 ₍₈₎	503 ₍₉₎	508 ₍₂₎	503 ₍₉₎
5/Bloco 2	550 ₍₅₎	556 ₍₆₎	550 ₍₁₎	550 ₍₁₎	550 ₍₄₎	550 ₍₆₎
6/Bloco 2	564 ₍₄₎	558 ₍₅₎	558 ₍₉₎	564 ₍₈₎	558 ₍₇₎	564 ₍₇₎
7/Bloco 2	497 ₍₂₎	500 ₍₇₎	500 ₍₅₎	497 ₍₇₎	500 ₍₆₎	497 ₍₈₎
8/Bloco 2	506 ₍₆₎	506 ₍₈₎	503 ₍₂₎	503 ₍₆₎	503 ₍₁₎	503 ₍₁₎
Ponto central Bloco 2	522 ₍₁₎	522 ₍₉₎	522 ₍₄₎	522 ₍₃₎	519 ₍₈₎	522 ₍₃₎

A significância dos fatores foi testada a um nível de 95% de confiança ($p < 0,05$). Essa análise foi realizada separadamente para que pudesse ser verificada a significância dos fatores para cada uma das respostas das propriedades mecânicas estudadas, conforme mostradas nas Tabelas 19, 20 e 21.

Devido ao teste de significância realizado para a propriedade mecânica limite de resistência à tração (mostrado na Tabela 19), foi constatado que a curvatura é influente e os fatores significativos (sendo $p < 0,05$) são: diâmetro do arame (representado pela letra d e testado por meio de blocos), velocidade (representada pela letra A), temperatura do chumbo (representado pela letra B), concentração do polímero (representada pela letra C), interações de segunda ordem entre velocidade e concentração do polímero, temperatura e concentração

do polímero e uma interação de terceira ordem entre velocidade, temperatura de chumbo e concentração do polímero.

Tabela 19 – Teste de significância para o limite de resistência à tração (MPa).

Termos	Efeito	Coefficiente	T	p
Constante		1955,29	1782,89	0,000
(d)	165,62	82,81	80,09	0,000
(A)	17,42	8,71	7,94	0,000
(B)	-198,54	-99,27	-90,52	0,000
(C)	-8,04	-4,02	-3,67	0,000
(A)(B)	-0,54	-0,27	-0,25	0,805
(A)(C)	5,62	2,81	2,56	0,012
(B)(C)	14,08	7,04	6,42	0,000
(A)(B)(C)	-6,25	-3,13	-2,85	0,005
Curvatura		-8,63	-2,62	0,010

Ao se analisar o teste de significância para a propriedade mecânica estrição (mostrado na Tabela 20), é possível constatar que a curvatura não é influente e os fatores influentes (sendo $p < 0,05$) são: diâmetro do arame (testado por meio de blocos), velocidade, temperatura de chumbo, concentração do polímero, interações de segunda ordem entre velocidade e temperatura de chumbo, velocidade e concentração do polímero, temperatura e concentração do polímero e uma interação de terceira ordem entre velocidade, temperatura de chumbo e concentração do polímero.

Tabela 20 – Teste de significância para a estrição (%).

Termos	Efeito	Coefficiente	T	p
Constante		49,458	201,94	0,000
(d)	9,426	4,713	201,94	0,000
(A)	-2,750	-1,375	-5,61	0,000
(B)	3,583	1,792	7,32	0,000
(C)	1,750	0,875	3,57	0,001
(A)(B)	1,250	0,625	2,55	0,012
(A)(C)	-1,667	-0,833	-3,40	0,001
(B)(C)	-2,250	-1,125	-4,59	0,000
(A)(B)(C)	1,667	0,833	3,40	0,001
Curvatura		-1,042	-1,42	0,159

Analisando o teste de significância para a propriedade mecânica dureza (mostrada na Tabela 21), é possível afirmar que a curvatura é influente e os fatores influentes (sendo $p < 0,05$) são: diâmetro do arame (testado por meio de blocos), velocidade, temperatura de chumbo, concentração do polímero, interações de segunda ordem entre velocidade e concentração do polímero, temperatura e concentração do polímero e uma interação de terceira ordem entre velocidade, temperatura de chumbo e concentração do polímero.

Tabela 21 – Teste de significância para a dureza (em HB).

Termos	Efeito	Coefficiente	T	p
Constante		552,09	1650,05	0,000
(d)	46,86	23,43	74,26	0,000
(A)	4,85	2,43	7,25	0,000
(B)	-55,81	-27,91	-83,40	0,000
(C)	-2,19	-1,09	-3,27	0,001
(A)(B)	0,10	0,05	0,16	0,877
(A)(C)	1,65	0,82	2,46	0,016
(B)(C)	4,06	2,03	6,07	0,000
(A)(B)(C)	-2,35	-1,18	-3,52	0,001
Curvatura		-2,34	-2,33	0,022

Utilizando os coeficientes calculados por meio do teste de significância, contidos nas Tabelas 19, 20 e 21, foi possível a construção de modelos usando termos de interação que representam a relação entre os fatores e interações, com as propriedades mecânicas. Estes modelos estatísticos estão definidos como (24, 25 e 26):

$$LR = 1955,29 + 82,81(d) + 8,71(A) - 99,27(B) - 4,02(C) + 2,81(A)(C) + 7,04(B)(C) - 3,13(A)(B)(C) \quad (24)$$

$$E = 49,458 + 4,713(d) - 1,375(A) + 1,792(B) + 0,875(C) + 0,625(A)(B) - 0,833(A)(C) - 1,125(B)(C) + 0,833(A)(B)(C) \quad (25)$$

$$D = 552,09 + 23,43(d) + 2,43(A) - 27,91(B) - 1,09(C) + 0,82(A)(C) + 2,03(B)(C) - 1,18(A)(B)(C) \quad (26)$$

Sendo:

- LR: corresponde a variável resposta limite de resistência à tração;
- E: corresponde a variável resposta estricção;
- D: corresponde a variável resposta dureza.

Além das análises de significância utilizadas para cálculos de coeficientes para os modelos e para calcular a influência dos fatores, também foram realizadas análises de variâncias para validar os modelos estatísticos para cada variável resposta. Essa validação tornou-se necessária devido à constatação da influência significativa da curvatura das propriedades mecânicas limite de resistência à tração e dureza e, conforme mostrado nas Tabelas 22, 23 e 24, e foi possível observar que todos os modelos (linear, interação e quadrático) são significativos, com valores de significância (p) inferiores a 0,05 (para 95% de confiança), exceto para variável resposta estricção, na qual o modelo quadrático não foi considerado influente, pela ausência da curvatura.

Tabela 22 – ANOVA para validação do modelo para o limite de resistência à tração.

Modelos de regressão	Grau de liberdade	Soma dos quadrados	Quadrados médios	F	p
Linear	4	1695579	423895	3646,45	0,000
Quadrática	1	794	794	6,83	0,010
Interação	6	6620	1103	9,49	0,000
Erro residual	96	11160	11160		

Tabela 23 – ANOVA para validação do modelo para a estrição.

Modelos de regressão	Grau de liberdade	Soma dos quadrados	Quadrados médios	F	p
Linear	4	2962,06	740,516	174,52	0,000
Quadrática	1	11,57	11,574	2,73	0,102
Interação	6	449,33	74,889	17,65	0,000
Erro residual	96	407,35	4,243		

Tabela 24 – ANOVA para validação do modelo para a dureza.

Modelos de regressão	Grau de liberdade	Soma dos quadrados	Quadrados médios	F	p
Linear	4	134709	33677,2	2895,74	0,000
Quadrática	1	59	58,6	5,04	0,027
Interação	6	531	88,5	7,61	0,000
Erro residual	96	1116	11,6		

Utilizando os critérios baseados nas análises de variâncias, os modelos incluindo os termos de interação (já apresentadas) poderão representar o processo de têmpera e revenimento em suas múltiplas respostas, quando se deseja obter resultados dentro dos intervalos testados. Porém, para se obter predições quando o objetivo for a maximização ou minimização das propriedades mecânicas, será mais adequada a utilização da modelagem quadrática, visto que foi constatada a influência da curvatura. Neste caso, quando se quer maximizar as respostas, será mais adequada a aplicação de Metodologia de Superfícies de Resposta, buscando um modelo quadrático apropriado que considere a influência da curvatura. A modelagem quadrática será realizada posteriormente.

A análise gráfica dos experimentos em bloco, revelaram que embora todos os fatores sejam significativos para a obtenção das propriedades mecânicas, a temperatura do chumbo (fator B) e a velocidade (fator A), destacam-se em todos os casos, veja Figuras 20, 21 e 22. No eixo horizontal plotam-se os valores dos efeitos padronizados por meio da estatística “T” para cada fator e, no eixo vertical, estão representados os fatores. Em todos os casos o valor crítico é $T=1,98$ e sempre que o valor da estatística T (Tstudent) de cada efeito supera este valor (crítico) para 95% de confiança, ele é dito ser significativo.

Figura 20- Influência dos fatores no limite de resistência à tração.

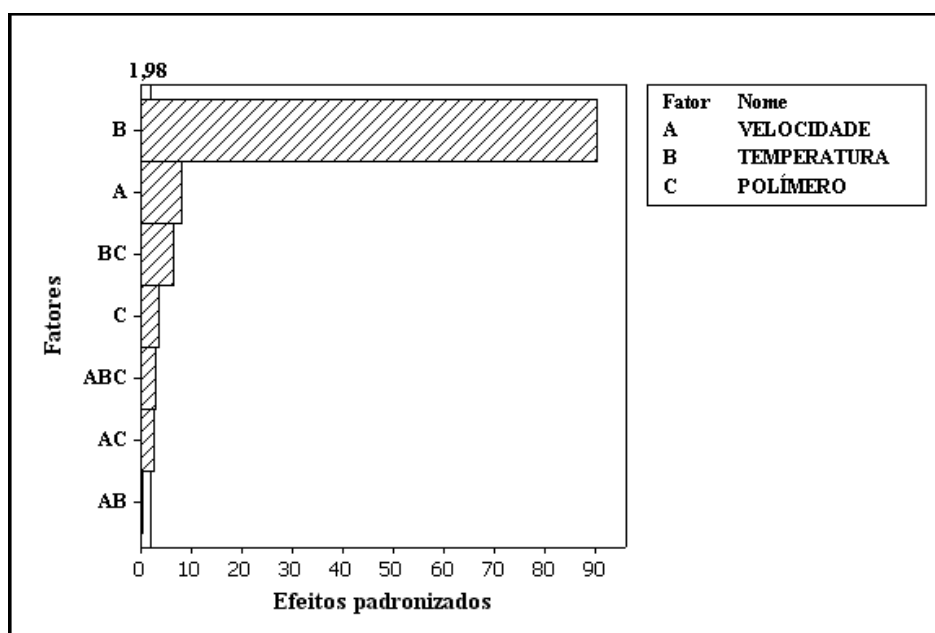


Figura 21- Influência dos fatores na estricção.

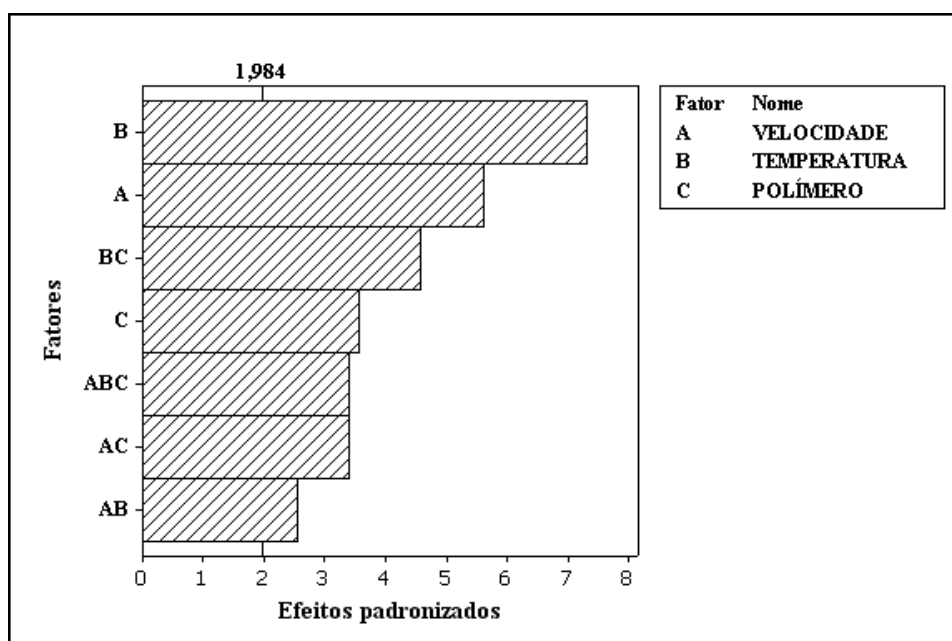
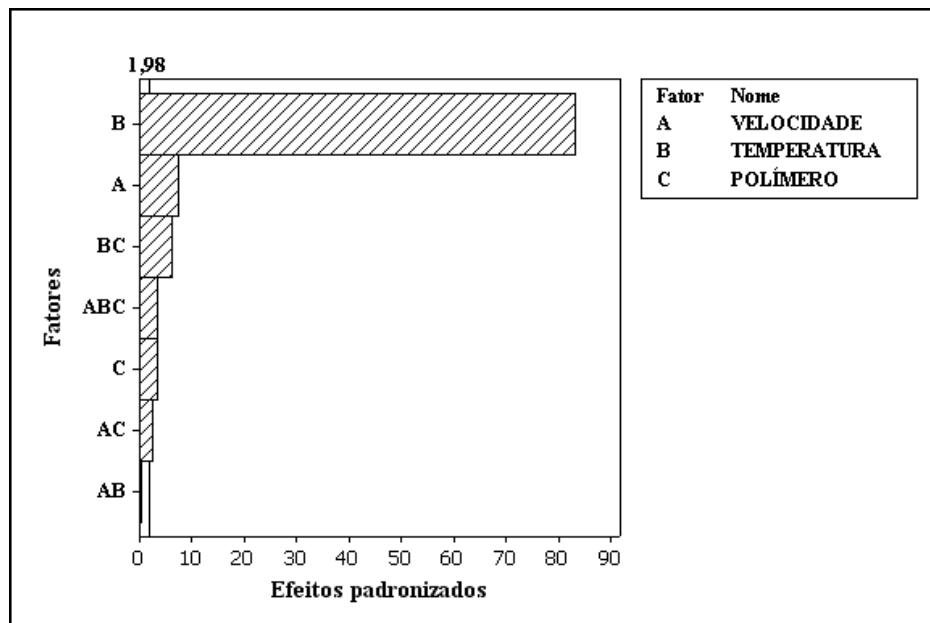
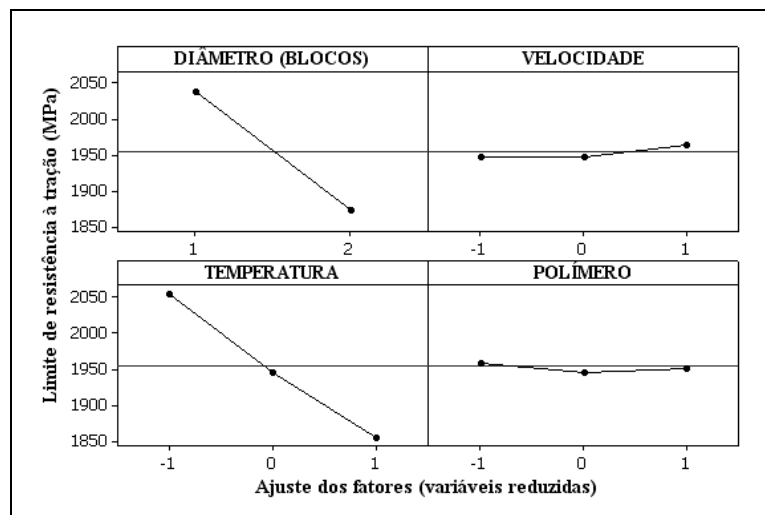


Figura 22- Influência dos fatores na dureza.



A média dos efeitos em relação à resposta limite de resistência à tração é apresentada na Figura 23.

Figura 23- Média dos efeitos sobre o limite de resistência à tração.

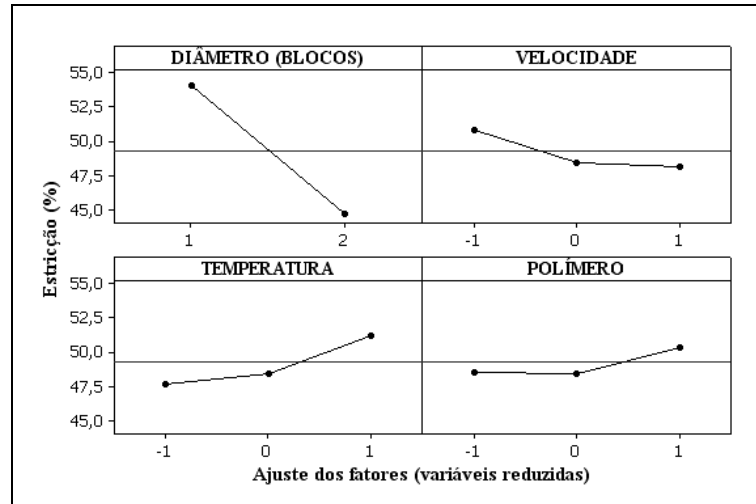


Analisando a Figura 23 é possível constatar que os ajustes dos fatores que proporcionam aumento no limite de resistência à tração são:

- Diâmetro do arame (blocos) no nível 1;
- Velocidade no nível 1;
- Temperatura de chumbo no nível -1;
- Concentração do polímero no nível -1.

A média dos efeitos em relação à resposta estrição é apresentada na Figura 24.

Figura 24- Média dos efeitos sobre a estrição.

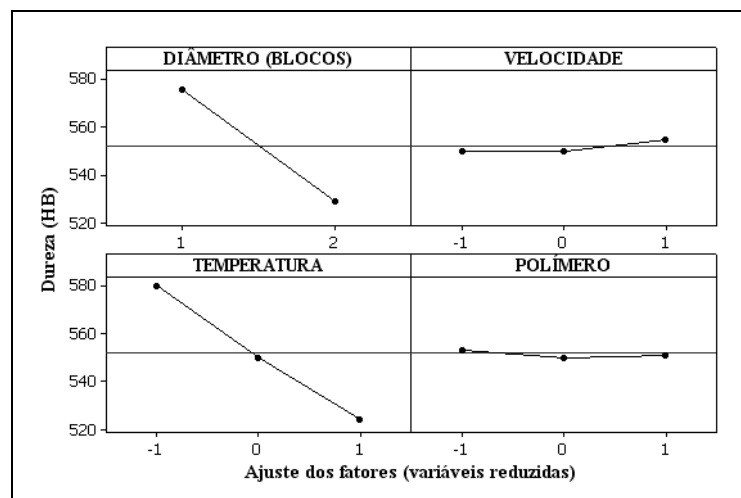


Em relação à propriedade mecânica estrição (redução de área), os ajustes dos fatores que proporcionam maiores valores, conforme mostrado na Figura 24, são:

- Diâmetro do arame (blocos) no nível 1;
- Velocidade no nível -1;
- Temperatura de chumbo no nível 1;
- Concentração do polímero no nível 1.

A média dos efeitos em relação a resposta dureza é apresentada na Figura 25.

Figura 25- Média dos efeitos sobre a dureza .

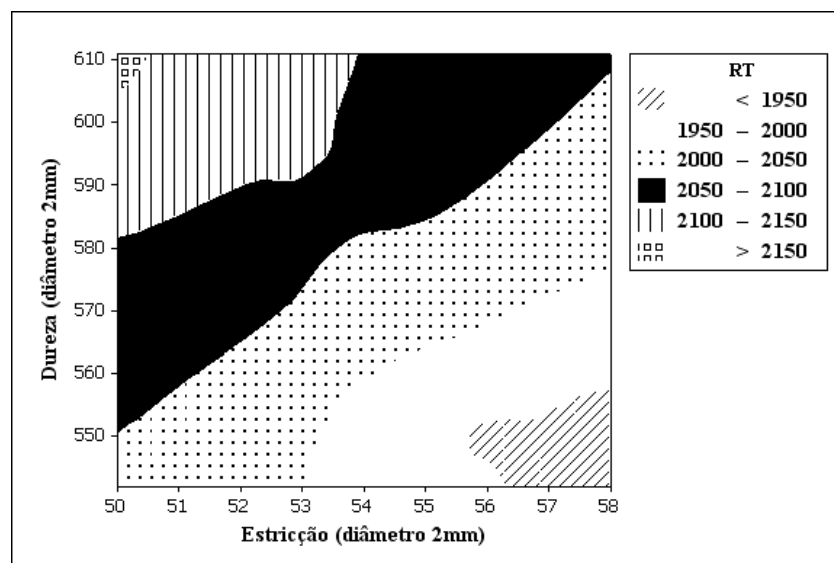


Analisando a Figura 25 percebeu-se que os ajustes dos fatores que proporcionam maiores valores de dureza são:

- Diâmetro do arame (blocos) nível 1;
- Velocidade no nível 1;
- Temperatura de chumbo nível -1;
- Concentração do polímero nível -1.

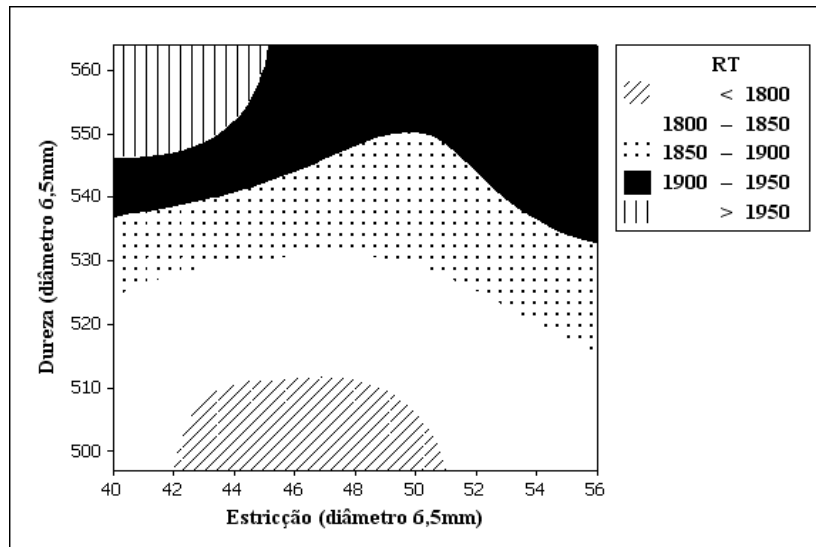
Analisando a Figura 26 é possível observar que existe relação entre as múltiplas respostas mecânicas, isto é, determinando-se valores para as propriedades mecânicas dureza e estrição, é possível estimar a faixa de valores correspondentes para a propriedade mecânica limite de resistência à tração. Por exemplo, para o arame com diâmetro de 2,00mm, se foi obtida uma dureza de 570 HB e uma estrição de 51%, é de se prever que o limite de resistência à tração esteja entre 2050 MPa e 2100 MPa.

Figura 26- Comportamento das múltiplas respostas (diâmetro 2,00mm).



Da maneira análoga, é possível estimar valores de propriedades mecânicas para o arame de diâmetro 6,50mm. Por exemplo, para uma dureza de 535 HB e estrição de 46%, é de se esperar que o limite de resistência à tração esteja entre 1850 MPa e 1900 MPa, veja Figura 27. Dessa forma, é possível escolher as melhores regiões das propriedades mecânicas de modo a obter resultados que atendam as especificações e com um direcionamento para os melhores ajustes dos fatores.

Figura 27- Comportamento das múltiplas respostas (diâmetro 6,50mm).



4.2.1 Aplicação da função *desirability* para otimização

Para a otimização do processo por meio da utilização da função *desirability*, primeiramente, foi necessária a definição das especificações requeridas para as propriedades mecânicas estudadas. Para isso, foram analisados os blocos separadamente, ou seja, otimizaram-se as variáveis respostas, primeiramente, para o arame com diâmetro 2,00mm e, posteriormente, realizou-se o mesmo procedimento para o diâmetro 6,50mm. Isso implicou na utilização de um modelo estatístico sem o fator diâmetro. A utilização da função *desirability* foi feita no *Software* Minitab. A seguir, são apresentados os modelos estatísticos utilizados (27, 28 e 29), referentes ao diâmetro 2,00mm:

$$LR = 2036 + 6,1(A) - 101(B) - 5,3(C) + 2,8(A)(C) + 13(B)(C) - 3,4(A)(B)(C) \quad (27)$$

$$E = 54,08 - 0,5(A) + 2,875(B) + 0,25(C) - 0,7917(B)(C) \quad (28)$$

$$D = 574,92 + 1,75(A) - 28,17(B) - 1,54(C) + 0,87(A)(C) + 3,79(B)(C) - 1,21(A)(B)(C) \quad (29)$$

A seguir, são apresentados os modelos estatísticos (30, 31 e 32) referentes ao diâmetro 6,50mm:

$$LR = 1874,54 + 11,29(A) - 97,54(B) - 2,71(C) + 2,87(A)(C) - 2,88(A)(B)(C) \quad (30)$$

$$E = 44,833 - 2,250(A) + 0,708(B) + 1,50(C) + 1,29(A)(B) - 1,50(A)(C) - 1,485(B)(C) - 1,542(A)(B)(C) \quad (31)$$

$$D = 529,27 + 3,10(A) - 27,65(B) - 0,65(C) + 0,77(A)(C) + 0,27(B)(C) - 1,15(A)(B)(C) \quad (32)$$

A aplicação da função Desirability, será utilizada para encontrar o índice global D , a partir da combinação de cada uma das respostas transformadas por meio de uma média geométrica conforme (33):

$$D = (d_1(Y_1) \times d_2(Y_2) \dots \times d_k(Y_k))^{\frac{1}{k}} \quad (33)$$

Como neste caso o objetivo é atingir um valor alvo, a formulação usada é conforme (34):

$$d_i = \begin{cases} 0 & \hat{Y}_i < L_i \text{ ou } \hat{Y}_i > H_i \\ \left[\frac{H_i - \hat{Y}_i}{H_i - T_i} \right]^R & T_i \leq \hat{Y}_i \leq H_i \\ \left[\frac{\hat{Y}_i - L_i}{T_i - L_i} \right]^R & L_i \leq \hat{Y}_i \leq T_i \end{cases} \quad (34)$$

As especificações (mínima, nominal e máxima) são referentes a um determinado cliente deste produto, para o diâmetro 2,00mm e são apresentadas na Tabela 25. Nesse caso, buscaram-se valores nominais (alvo) para as propriedades mecânicas limite de resistência à tração e dureza e, para a propriedade mecânica estrição, buscou-se a maximização, pois quanto maior o valor, melhor será para o produto em questão.

Tabela 25 – Especificações para diâmetro 2,00mm.

Limite de resistência à tração (MPa)			Estricção (%)			Dureza (HB)		
Mínima	Nominal	Máxima	Mínima	Nominal	Máxima	Mínima	Nominal	Máxima
	(alvo)			(alvo)			(alvo)	
1930	2040	2150	40	≥ 45	55	545	572	600

O composto *desirability* (D) é o índice global calculado a partir da combinação de cada uma das variáveis respostas transformadas por meio de uma média geométrica e esse índice é responsável por mostrar a melhor condição para otimização de todas as variáveis respostas ao mesmo tempo. Para a obtenção do maior valor possível para D, que reflete, na melhor condição das variáveis respostas em relação ao atendimento das suas especificações (apresentada na Figura 28), os melhores ajustes, utilizando variáveis reduzidas [-1 a 1] dos fatores são:

- Velocidade, ajustado em -1,0;
- Temperatura de chumbo ajustada em -0,0909;
- Concentração do polímero ajustada em 1,0.

Analisando a Figura 28, é possível constatar que o valor de *D*, pertencente ao intervalo [0-1], é maximizado quando todas as respostas se aproximam de suas especificações, pois quanto mais próximo de um estiver *D*, mais próximas as respostas originais estarão dos seus respectivos limites de especificação. O ponto de ótimo geral do sistema é o ponto de ótimo alcançado pela maximização da média geométrica, calculada a partir das funções *desirability* individuais (d), que, nesse caso, são os valores para cada uma das variáveis respostas dados a seguir:

- Para variável resposta limite de resistência à tração, temos $d=0,90455$;
- Para variável resposta estricção, temos $d=1,0$;
- Para variável resposta dureza, temos $d=0,96916$.

Os valores obtidos para o composto *desirability* (D) e *desirability* individuais (d), demonstram que o processo foi bem otimizado, pois esses índices se encontram muito próximos à condição ótima (1,0). Dessa forma, foi possível constatar que os valores obtidos para essa condição otimizada atendem às especificações requeridas e são:

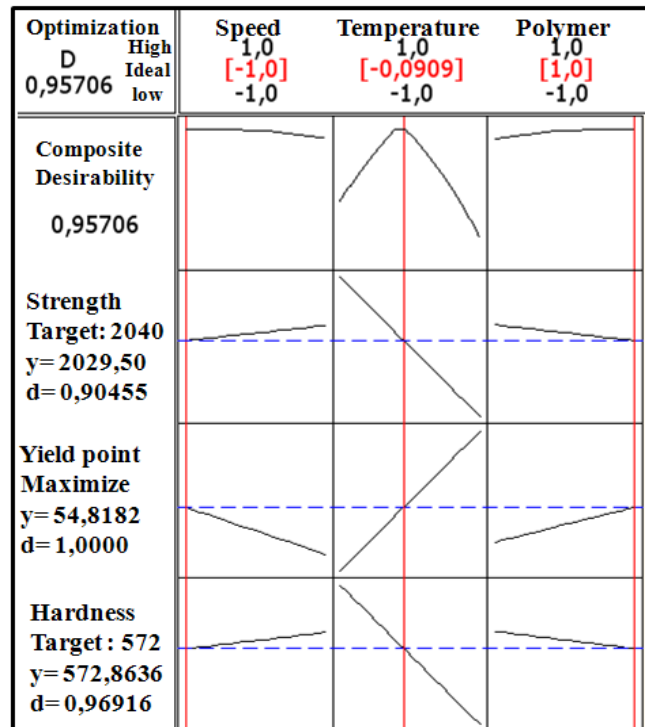
- Para o limite de resistência à tração ($y= 2029,5$ MPa);
- Para a estricção ($y= 54,8182$ %);
- Para a dureza ($y= 572,8636$ HB);

Analisando a Figura 28, foi possível constatar que o fator velocidade, ao ser aumentado, provoca também o aumento dos valores das variáveis respostas limite de resistência à tração (MPa) e dureza (HB). Também, o aumento da velocidade repercute na redução da variável resposta estrição (%) e redução do composto *desirability* (D).

Em relação ao fator temperatura de chumbo, com o aumento da temperatura, percebe-se a redução dos valores das variáveis respostas limite de resistência à tração (MPa), dureza (HB) e do composto *desirability* (D). Por outro lado, aumenta o valor da estrição (%).

Observando o aumento do fator concentração do polímero, é possível perceber que haverá queda dos valores das variáveis respostas limite de resistência à tração (MPa) e dureza (HB), aumentando a estrição (%) e o composto *desirability* (D).

Figura 28- Função *desirability* aplicada nas múltiplas respostas (diâmetro 2,00mm).



Na Tabela 26, são mostradas as especificações (mínima, nominal e máxima) referentes ao diâmetro 6,50mm . Também se buscam valores nominais (alvo) para as propriedades mecânicas limite de resistência à tração e dureza e, para a propriedade mecânica estrição, busca-se a maximização.

Tabela 26 – Especificações para diâmetro 6,50mm.

Limite de resistência à tração (MPa)			Estricção (%)			Dureza (HB)		
Mínima	Nominal	Máxima	Mínima	Nominal	Máxima	Mínima	Nominal	Máxima
	(alvo)			(alvo)			(alvo)	
1770	1875	1980	40	≥ 48	56	500	530	560

Conforme mostrado, na Figura 29, para a obtenção do maior valor possível para o composto *desirability* (D), os melhores ajustes dos fatores são:

- Velocidade, ajustado em -1,0;
- Temperatura de chumbo ajustada em -0,1919;
- Concentração do polímero ajustada em 1,0.

Por meio da análise da Figura 20, é possível constatar que:

- Para variável resposta limite de resistência à tração, temos $d=0,99448$;
- Para variável resposta estricção, temos $d=1,0$;
- Para variável resposta Dureza, temos $d=0,99293$.

Também é possível observar que os valores obtidos para essa condição otimizada atendem às especificações requeridas e são:

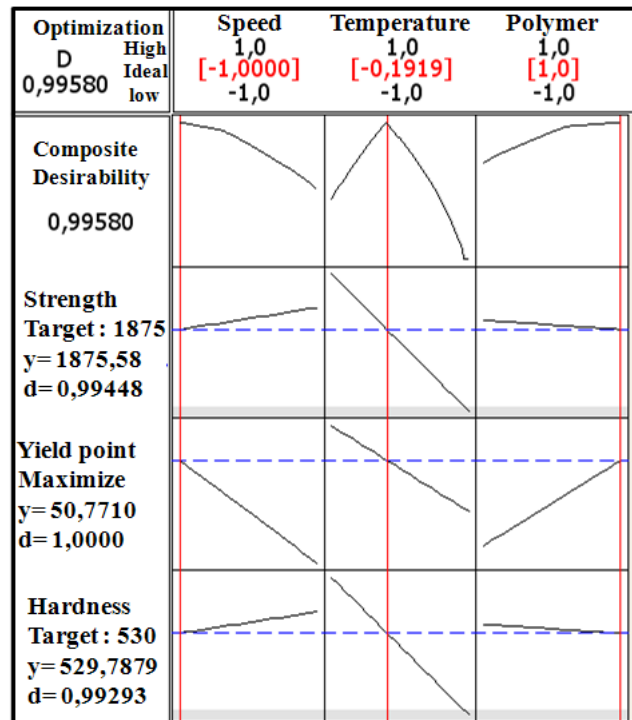
- Para limite de resistência à tração, ($y= 1875,5791$ MPa);
- Para estricção, ($y= 50,7710$ %);
- Para dureza, ($y= 529,7879$ HB);

E, que em relação ao fator velocidade, ao se aumentar a velocidade se obtém aumento dos valores das variáveis respostas limite de resistência à tração (MPa) e dureza (HB). Também, com o aumento do fator velocidade, percebe-se a redução da variável resposta estricção (%) e a redução do composto *desirability* (D).

Em relação ao fator temperatura de chumbo, o aumento faz com que haja a redução de todas as variáveis respostas, inclusive do composto *desirability* (D).

Observando o fator concentração do polímero, constatou-se que o aumento provocará queda das variáveis respostas limite de resistência à tração e dureza, aumentando a estricção e o composto *desirability* (D).

Figura 29- Função *desirability* aplicada nas múltiplas respostas (diâmetro 6,50mm)



A linha vermelha (vertical) contida na Figura 29 poderá ser interpretada da seguinte forma: caso seja movimentada, irá alterar os valores das respostas, e isso afetará diretamente os valores de composto *desirability* (D) e *desirability* individuais (d). Por exemplo, ao se movimentar a linha vermelha, contida, no espaço referente ao fator temperatura de chumbo, para o lado direito, proporcionará queda, no composto *desirability* (D), e de todas as variáveis respostas (mostrado na Figura 29). É possível perceber a queda, no composto *desirability* (D), observando a inclinação da reta contida no local indicado anteriormente. Essa queda em D representaria a redução da otimização das múltiplas respostas e, conseqüentemente, a não utilização das respostas em suas melhores condições de ajustes dos fatores.

4.2.2 Aplicação do método Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) para otimização

4.2.2.1 Aplicação para o diâmetro 2,00mm

Nesta etapa, buscou-se a otimização do processo por meio da aplicação do método Gradiente Reduzido Generalizado (GRG), por meio da utilização da ferramenta Solver, contida no *software* Excel®, versão 2010.

Para a aplicação deste método foi necessária a definição das:

- Especificações: para otimização do diâmetro 2,00mm (Tabela 25); a qual se busca para a variável resposta limite de resistência à tração valores entre 1930 MPa a 2150 MPa, para estricção valores entre 40% a 55% e para dureza valores entre 545 HB a 600 HB. Essas especificações serão inseridas em forma de restrições, no campo “submeter às restrições” na ferramenta Solver.
- Variáveis de decisão: neste caso, refere-se aos valores de ajustes dos fatores A, B e C, para que seja proporcionada a melhor condição de atendimento das especificações das múltiplas respostas das propriedades mecânicas. As variáveis de decisão serão inseridas no campo “células variáveis”, conforme utilização da ferramenta Solver;
- Função objetivo: Para a função objetivo foi utilizada a Distância Percentual Média (DPM), que é a média da distância das predições das variáveis respostas, ou seja, para cada resposta predita pelo modelo subtrai-se o valor “alvo”; então se obtém uma unidade de erro entre a predição e a especificação nominal, que deverá ser multiplicada por cem, para utilização em porcentagem (%). Neste caso, a função objetivo será a minimização da média desses “erros”, buscando assim uma condição que reduza ao máximo os valores das distâncias simultaneamente das variáveis respostas simultaneamente, buscando um equilíbrio entre o melhor ajuste das respostas. A função objetivo será inserida no campo “definir célula de destino”, utilizando a ferramenta Solver.

Com a utilização do solver tornou-se possível imputar todas as restrições das variáveis de decisão e função objetivo. Dessa forma, pôde-se obter os resultados apresentados na Tabela 27, contendo as melhores respostas alcançadas pela otimização. Para isso, foi utilizado o modelo estatístico obtido anteriormente por meio de regressão múltipla.

É possível se observar que ao se ajustar os fatores nas configurações mostradas na Tabela 27, sendo: A= 1; B= 0,042 e C= -1; puderam-se obter variáveis respostas que atendem as suas respectivas especificações e o erro médio obtido foi 0,23%.

Tabela 27 – Simulação usando o modelo com termos de interação (diâmetro 2,00mm)

Resposta	Constante do modelo	Fatores							Respostas obtidas	Erro	Erro médio
		A	B	C	AB	AC	BC	ABC			
Tração	2036	6, 1	- 101	- 5,3	--	2,8	13	-3,4	2040	0,0%	
Estricção	54,08	- 0, 5	2,875	0,25	--	---	-0,7917	---	53,5	0,0%	0,23 %
Dureza	574, 92	1,75	- 28,17	- 1,54	--	0,87	3,79	-1,21	576,1	0,71%	
Melhor ajuste		1	0,042	-1	--	--	-----	-----	-----	-----	-----

4.2.2.2 Aplicação para o diâmetro 6,50mm

O método Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) também foi aplicado para o diâmetro 6,50mm e as especificações utilizadas constam na Tabela 26.

Para a aplicação deste método foi necessário a definição das:

- Especificações: para o diâmetro 6,50mm, se busca para a variável resposta limite de resistência à tração valores entre 1770 MPa a 1980 MPa, para estricção valores entre 40% a 56% e para dureza valores entre 500 HB a 560 HB. As especificações foram inseridas no solver conforme procedimento executado anteriormente.

- Variáveis de decisão: neste caso, as variáveis de decisão são as mesmas utilizadas anteriormente para o diâmetro 2,00mm e a sua inserção no solver segue o mesmo procedimento realizado anteriormente.

- Função objetivo: neste caso, a função objetivo foi a mesma executada para o outro diâmetro estudado e o procedimento de inserção no solver seguiu o mesmo procedimento detalhado anteriormente.

É possível se observar que ao se ajustar os fatores nas configurações mostradas na Tabela 28, sendo: A= -0,46; B= -0,1 e C= 0,8973; puderam-se obter variáveis respostas que atendem as suas respectivas especificações e o erro médio obtido foi 0,03%.

Tabela 28 – Simulação usando o modelo com termos de interação (diâmetro 6,50mm)

Resposta	Constante do modelo	Fatores							Respostas obtidas	Erro	Erro médio
		A	B	C	AB	AC	BC	ABC			
Tração	1874,54	11, 29	- 97,54	- 2,71	---	2,87	-- --	-2,88	1875,24	0,013	
Estricção	44,833	-2, 250	0,708	1,5	1,29	-1,5	-1,458	-1,542	48	5,23x10 ⁻⁸	0,03%
Dureza	529, 27	3,10	- 27,65	- 0,65	---	0,77	0,27	-1,15	529,6	0,08	
Melhor ajuste		-0,46	-0,1	0,8973	---	---	---	---	-----	-----	----

4.2.3 Aplicação do método Algoritmo Genético (AG) para otimização

4.2.3.1 Aplicação para o diâmetro 2,00mm

A aplicação do método Algoritmo Genético (AG) foi realizada por meio da utilização do *software CrystalBall*, que é um *Software* complementar ao *software* Excel®, versão 2010.

Primeiramente foi necessária a definição das variáveis de decisão, ou seja, os ajustes dos fatores que serão otimizados, dentro do intervalo -1 a 1 (variáveis reduzidas).

Em seguida foi necessária a definição da célula de “Previsão”, ou seja, a célula na qual será inserida a função objetivo que deverá ser minimizada. Neste caso, a função objetivo é a média da distância que foi alcançada na predição de cada variável resposta em comparação à sua especificação nominal, em porcentagem (%), ou seja, para cada resposta predita pelo modelo subtrai-se o valor “alvo”, então se obtém uma unidade de erro entre a predição e a especificação nominal. A função objetivo será a minimização da média desses “erros”, buscando assim, uma condição que reduza ao máximo os valores das distâncias simultaneamente e em seguida, será utilizado o otimizador OptQuest, que está contido na ferramenta CrystalBall.

Para utilização do otimizador “OptQuest” é necessário a definição dos objetivos. Configurou-se para “Minimizar” a função objetivo e definiu-se um valor máximo a ser alcançado, na qual a função objetivo não deverá alcançar um erro maior que 10%, entre os valores preditos das variáveis respostas.

- A variável limite de resistência à tração, deverá estar entre 1930 MPa a 2150 MPa;
- A variável estrição deverá estar entre 40 % a 55%;
- A variável dureza deverá estar entre 545 HB a 600 HB.

As especificações foram inseridas, no *software* CrystalBall, na qual somente aparecem os nomes da planilha e células que contém as especificações.

Foi necessário determinar a quantidade de ciclos de simulações utilizando o método Algoritmo Genético (AG). Na primeira simulação, utilizando Algoritmo Genético (AG), a configuração foi de 5 minutos (aproximadamente 700 simulações com números aleatórios) e todas as especificações foram atendidas. A função objetivo foi minimizada com 4,28%, ou seja, a média da diferença entre os valores preditos das variáveis respostas e os valores especificados (nominais) foi de 4,28%.

Após a realização da primeira simulação, os valores encontrados para as múltiplas respostas foram: limite de resistência à tração de 2040 MPa, para estrição de 53,5% e para dureza de 576 HB. Os melhores ajustes para se obter esses valores são: fator A= 1,0; fator B=0,042; fator C=-1.

Em seguida, foram realizadas mais duas simulações, a primeira com 10 minutos (equivalente à 950 simulações) e a segunda com 20 minutos (equivalente à 1100 simulações), porém não se obteve nenhum melhoramento para otimização da função objetivo, então, manteve-se os valores da primeira simulação.

4.2.3.2 Aplicação para o diâmetro 6,50mm

A aplicação do método Algoritmo Genético (AG) para o diâmetro 6,50mm deu-se da mesma maneira que a aplicação para o diâmetro 2,00mm. Seguiram-se os mesmos passos para inserção dos dados, porém para as especificações foram utilizados os valores apresentados na Tabela 26. Neste caso, as restrições foram:

- A variável limite de resistência à tração, deverá estar entre 1770 MPa a 1980 MPa;
- A variável estrição deverá estar entre 40 % a 56%;
- A variável dureza deverá estar entre 500 HB a 560 HB.

Após a realização da simulação (configurada para 5 minutos, aproximadamente 1000 ciclos), para o diâmetro 6,50mm, revelou que as melhores respostas foram: limite de resistência à tração de 1875 MPa, 48% para estrição e para dureza de 530 HB. Os melhores ajustes para se obter esses valores são: fator A= -0,45; fator B= -0,1; fator C= 1.

Todas as especificações nominais foram atendidas e a função objetivo foi minimizada com 0,3%, ou seja, a média da diferença entre os valores preditos das variáveis respostas e os valores nominais especificados foi de 0,3%.

Foram realizadas mais duas simulações, a primeira com 10 minutos (equivalente à 1600 simulações) e a segunda com 20 minutos (equivalente à 1800 simulações), porém não se obteve melhores resultados para otimização da função objetivo, então, manteve-se os valores da primeira simulação.

4.2.4 Aplicação da Meta-heurística Recozimento Simulado para otimização

Além da otimização por meio dos métodos *Desirability*, Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) e Algoritmo Genético (AG), também foi utilizada a Meta-heurística Recozimento Simulado, com objetivo de encontrar o melhor ajuste possível dos fatores para otimização das múltiplas respostas (limite de resistência à tração, estrição e dureza). O método Recozimento Simulado foi aplicado utilizando o *software* Scilab Enterprises, muito conhecido no ramo de computação numérica.

Para programar o *software* (inserindo os modelos estatísticos) e otimizar as respostas por meio de Recozimento Simulado, foi incorporada a programação contida no APÊNDICE G, referente aos modelos por interação, para o diâmetro 2,00mm. Para a otimização dos modelos por interação referentes ao diâmetro 6,50mm, a programação é apresentada no

APÊNDICE H. Os modelos estatísticos incluídos na programação (Scilab) foram referentes aos diâmetros requeridos para cada situação.

A simulação utilizando Recozimento Simulado foi realizada primeiramente para o diâmetro 2,00mm (Figura 30), na qual foram realizadas 2245 simulações, até que fosse atingida a melhor condição de ajustes para obtenção das variáveis respostas. Na Figura 30, foi apresentada de forma resumida, contendo as três primeiras simulações, as quatro últimas e os valores das propriedades mecânicas estudadas.

Figura 30- Resultados do Recozimento Simulado (Scilab), diâmetro 2,00mm.

SCILAB\aplicação para modelo com termos de interação 2,00mm

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 =0.95
 Entre com o número de repetições =500
 Entre com o número de soluções =100

1.	Fator A	Fator B	Fator C
3.	- 0.0187595	0.0012887	- 0.0411094
5.	0.0284586	0.0397026	- 0.0235788
7.	0.0539039	- 0.0471504	- 0.0505403
9-	0.0297113	0.0032782	- 0.0272589
2239.	- 0.0790005	- 0.3038075	- 0.5909943
2241.	- 0.0790005	- 0.3038075	- 0.5909943
2243.	- 0.0790005	- 0.3038075	- 0.5909943
2245.	- 0.0790005	- 0.3038075	- 0.5909943 (melhor ajuste)

Limite de resistência à tração (y1)= 2072 MPa

Estricção (y2) = 53 %

Dureza (y3) = 585 HB

O mesmo procedimento foi realizado para as simulações referentes ao diâmetro 6,50mm (Figura 31). Também foram realizadas 2245 simulações, até que fosse atingida a melhor condição de ajustes para obtenção das variáveis respostas mecânicas.

Figura 31- Resultados do Recozimento Simulado (Scilab), diâmetro 6,50mm.

SCILAB\aplicação para modelo com termos de interação 2,00mm			
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 =0.95			
Entre com o número de repetições =500			
Entre com o número de soluções =100			
1.	Fator A	Fator B	Fator C
3.	- 0.0187595	0.0012887	- 0.0411094
5.	0.0284586	0.0397026	- 0.0235788
7.	0.0539039	- 0.0471504	- 0.0505403
9.	- 0.0297113	0.0032782	- 0.0272589
2241.	0.2619011	0.6254999	- 0.5018487
2243.	0.2619011	0.6254999	- 0.5018487
2245.	0.2619011	0.6254999	- 0.5018487 (melhor ajuste)
Limite de resistência à tração (y1) = 1818 MPa			
Estricção (y2) = 45 %			
Dureza (y3) = 513 HB			

4.3 ANÁLISE COMPARATIVA ENTRE OS MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO

Na Tabela 29, em relação ao diâmetro 2,00mm, são mostrados os melhores ajustes dos fatores alcançados com a aplicação dos quatro métodos: *Desirability*, Gradiente Reduzido Generalizado (GRG), Algoritmo Genético (AG) e Recozimento Simulado. É possível observar que as configurações dos melhores ajustes para os métodos Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) e Algoritmo Genético (AG), são absolutamente os mesmos para o

diâmetro 2,00mm, diferindo da melhor configuração alcançada pelos métodos *Desirability* e Recozimento Simulado.

Tabela 29 – Ajustes para fatores, para diferentes métodos de otimização (diâmetro 2,00mm).

Fatores/ Ajustes	(<i>Desirability</i>)	(Solver)	(CrystalBall)	(Scilab)
A	-1	1	1	-0,0790
B	-0,0909	0,042	0,042	-0,3038
C	1	-1	-1	-0,5909

Analisando a Tabela 30, constatou-se que para o modelo por interações, em relação ao diâmetro 2,00mm, as diferenças relativas à otimização, entre os métodos *Desirability*, Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) e Algoritmo Genético (AG) não foi significativa, pois, todos esses métodos obtiveram erros médios muito próximos, de aproximadamente 0,23%. Porém, o erro obtido na aplicação da Meta-heurística Recozimento Simulado, se mostrou um pouco maior para o modelo por interações, com valor de erro médio de 1,28%.

Na Tabela 31, relacionada ao diâmetro 6,50mm, são mostrados os melhores ajustes dos fatores alcançados com a utilização dos quatro métodos de otimização. É possível observar que as configurações dos melhores ajustes para os métodos *Desirability*, Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) e Algoritmo Genético (AG), possuem valores razoavelmente próximos, diferindo da melhor configuração alcançada pelo método Recozimento Simulado. Também foi percebido (Tabela 32) que as diferenças (erros médios) relativas à otimização, entre os métodos *Desirability*, Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) e Algoritmo Genético (AG) também não foi significativa para o diâmetro 6,50mm, pois, esses métodos obtiveram erros muito pequenos em relação à especificação nominal, de aproximadamente 0,02% em média. Porém, a Meta-heurística Recozimento Simulado obteve erro médio de 4,16%, que foi considerado um erro significativo, em comparação aos outros métodos.

Tabela 30 – Resultados de predições por diferentes métodos de otimização (diâmetro 2,00mm).

	Respostas (Desirability-GRG)				Respostas (Solver-GRG)				Respostas (CrystalBall-AG)				Respostas (Scilab-Recozimento Simulado)			
	Tração (MPa)	Estricção (%)	Dureza (HB)		Tração (MPa)	Estricção (%)	Dureza (HB)		Tração (MPa)	Estricção (%)	Dureza (HB)		Tração (MPa)	Estricção (%)	Dureza (HB)	
(por modelo) estatistic	2029,5	54,82	572,86		2040	53,5	576		2040	53,5	576		2072	53	585	
Espec. mínima	1930	40	545		1930	40	545		1930	40	545		1930	40	545	
Espec. máxima	2150	55	600		2150	55	600		2150	55	600		2150	55	600	
Esp. (alvo)	2040	≥45	572		2040	≥45	572		2040	≥45	572		2040	≥45	572	
Erro	0,52 %	0 %	0,15 %		0 %	0 %	0,7 %		0 %	0 %	0,7 %		1,5 %	0 %	2,27 %	
Erro Médio		0,22 %			0,23 %				0,23 %				1,28 %			

Tabela 31 – Ajustes para fatores, para diferentes métodos de otimização (diâmetro 6,50mm).

Fatores/Ajustes	(Desirability)	(Solver)	(CrystalBall)	(Scilab)
A	-1	-0,46	-0,45	0,2619
B	-0,1919	-0,10	-0,1	0,6255
C	1	0,8973	1	-0,5018

Tabela 32 – Resultados de predições por diferentes métodos de otimização (diâmetro 6,50mm).

	Respostas (Desirability-GRG)				Respostas (Solver-GRG)				Respostas (CrystalBall -AG)				Respostas (Scilab-Recozimento Simulado)			
	Tração (MPa)	Estricção (%)	Dureza (HB)	Tração (MPa)	Estricção (%)	Dureza (HB)	Tração (MPa)	Estricção (%)	Dureza (HB)	Tração (MPa)	Estricção (%)	Dureza (HB)	Tração (MPa)	Estricção (%)	Dureza (HB)	Tração (MPa)
Predição (por modelo)	1875,6	50,77	529,8	1875,2	48	529,6	1875,0	48,2	529,6	1818	45	513				
Espec. mínima	1770	40	500	1770	40	500	1770	40	500	1770	40	500				
Espec. máxima	1980	56	560	1980	56	560	1980	56	560	1980	56	560				
Espec. (alvo)	1875	≥48	530	1875	≥48	530	1875	≥48	530	1875	≥48	530				
Erro	0,03%	0 %	0,04 %	0 %	0 %	0,08 %	0 %	0 %	0,08 %	3,0 %	6,25 %	3,2 %				
Erro Médio		0,02 %			0,02 %			0,02 %			4,16 %					

Após analisar os resultados referentes aos métodos *Desirability*, Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) e Algoritmo Genético (AG), foi possível constatar que todos os métodos descritos anteriormente obtiveram boa eficácia na otimização das múltiplas respostas simultaneamente e que a Meta-heurística Recozimento Simulado não obteve o mesmo desempenho para a modelagem por interação. Porém, a Meta-heurística Recozimento Simulado será testada posteriormente no modelo quadrático, pois já é conhecido por meio de testes de significância executados anteriormente, que a curvatura é influente e que o modelo por interação pode não ser a melhor forma de modelagem, sendo necessário um estudo da curvatura, por meio da Metodologia de Superfícies de Resposta, para verificar qual é o melhor modelo para o processo em questão.

4.4 ANÁLISE DOS RESÍDUOS DO MODELO POR INTERAÇÃO- GERAL (PARA DIÂMETRO DE 2,00mm a 6,50mm)

Para analisar estatisticamente a eficácia da modelagem usando fatores e termos de interação apresentada, contemplando os diâmetros de 2,00mm a 6,50mm (em blocos), conforme procedimento adotado em Montgomery e Runger (2009) foi realizado primeiramente um teste de Normalidade, (utilizando o método de Anderson Darling), com objetivo de averiguar se a distribuição de probabilidade dos resíduos do modelo segue distribuição Normal (Curva de Gaus) ou não. Para cada propriedade mecânica estudada (APÊNDICE A) foi possível constatar que os resíduos de todas as propriedades mecânicas não se distribuem normalmente, com valores de $P < 0,005$, constatando que para 95% de confiança (padrão utilizado), os resíduos não se enquadram em uma distribuição de probabilidade Normal (curva de Gaus). Essa não normalidade dos resíduos do modelo revelam alguns problemas com as previsões, pois preliminarmente, isso demonstra uma possível instabilidade nas previsões, que podem afetar a sua utilização.

Após a constatação da não normalidade dos resíduos do modelo, foi aplicado o Controle Estatístico do Processo (Carta de Controle, valor individual e amplitude móvel), porém somente para verificar a distribuição desses dados ao longo do tempo, pois, devido a não normalidade dos resíduos, não seria totalmente confiável uma análise crítica dessa Carta de Controle, apesar da Carta de Controle ser considerada “robusta” até mesmo para situações de não normalidade. Conforme consta no APÊNDICE B, os resíduos se comportam de forma instável, com ocorrências de causas especiais de variação nas Cartas de Controle das

propriedades mecânicas limite de resistência à tração e estrição. Na carta de controle da propriedade mecânica limite de resistência à tração, ocorre uma causa especial, na parte de amplitude móvel do gráfico, devido a uma quantidade significativa de pontos oscilando para cima e para baixo, formando ciclos.

Em relação à propriedade mecânica estrição, ocorre diversas causas especiais devido principalmente a pontos fora dos limites de controle, situação improvável em uma distribuição com variação natural.

Em relação à propriedade mecânica dureza, não foi observada a ocorrência de causas especiais de variação, porém, foi observada anteriormente que os resíduos não se distribuem normalmente, por si só, isso causa certa implicação na análise da Carta de Controle. Devido a não normalidade e instabilidade dos resíduos, não se faz necessária à análise de capacidade, pois os pré-requisitos necessários para a utilização desta técnica não foram atendidos.

4.5 APLICAÇÃO DA METODOLOGIA DE SUPERFÍCIES DE RESPOSTA

Devido à falta de normalidade e estabilidade dos resíduos, constatada no modelo com interações, para diâmetros de 2,00mm a 6,50mm, e também, pela curvatura verificada anteriormente, se julgou necessária à aplicação da modelagem quadrática, por meio da Metodologia de Superfícies de Resposta.

Foi observado por meio de análises anteriores, que a propriedade mecânica estrição não apresenta curvatura. No entanto, as propriedades mecânicas limite de resistência à tração e dureza possuem curvatura influentes, indicando que em um determinado ajuste dos parâmetros (fatores) ocorrerá uma curvatura na variável resposta. Existe a evidência de que ao se aumentar o valor de velocidade (representada pela letra A) e baixar a temperatura do chumbo (representada pela letra B), o limite de resistência à tração e a dureza serão aumentadas, porém, as evidências apontam para que em um determinado ajuste dos fatores essas propriedades mecânicas atinjam o seu ponto máximo e em seguida, comecem a decair, provocando então a curvatura das variáveis respostas limite de resistência à tração e dureza. Esse aumento dos valores das propriedades mecânicas, proveniente do fator (A) poderá ser verificado, pois quanto mais é aumentado teoricamente se amplia o efeito do choque-térmico no momento da têmpera, na qual o arame de aço após passar pelas fases de aquecimento do forno, entra em contato com o resfriamento em polímero mais rapidamente, e isso significaria um arame mais aquecido na hora do resfriamento, pois com uma alta velocidade não haveria

tempo para dissipação de calor do arame na atmosfera. Porém, existe um limite máximo para o aumento dos valores dessas propriedades mecânicas, em função de (A), pois ao se aumentar excessivamente, ultrapassando o ponto (chamado curvatura), o arame passa tão rápido pela têmpera que não há tempo suficiente para que ocorra a transformação micro estrutural, ou seja, com excesso de velocidade, a mudança de estrutura bruta (perlita+ferrita) para martensita revenida, não ocorre, pois a velocidade está diretamente relacionada ao tempo de exposição do arame à têmpera e revenimento, e acima do ponto de curvatura, o tempo de exposição seria insuficiente para essa transformação micro estrutural.

Para criação de uma modelagem matemática quadrática do processo, foi necessária a separação dos diâmetros, ou seja, será criada uma função quadrática para o diâmetro 2,00mm e outra função para o diâmetro 6,50mm. Dessa forma, será possível a obtenção de modelos específicos, com maior eficácia nas previsões e sem a ocorrência da multicolinearidade entre fatores.

4.5.1 Aplicação da Metodologia de Superfícies de Resposta (diâmetro 2,00mm)

4.5.1.1 Superfícies de Resposta para o limite de resistência à tração (2,00mm)

Primeiramente, para analisar a superfície de resposta, somente da variável resposta limite de resistência à tração, para o diâmetro de 2,00mm, foi realizado o chamado experimento estrela, que se refere a uma sequência de experimentos planejados na região a qual se encontra a curvatura, buscando uma modelagem quadrática do processo. Para o experimento estrela, foram estudados somente os dois principais fatores (A e B), pois juntos, explicam quase toda a influência gerada na resposta limite de resistência à tração. A sequência da experimentação (experimento estrela) e os resultados obtidos após execução dos experimentos são apresentados na Tabela 33.

Tabela 33 – Matriz experimental para modelagem quadrática do limite de resistência à tração (MPa).

VELOCIDADE (A)	TEMPERATURA (B)	TRAÇÃO -Réplicas					
-1	-1	2149	2146	2148	2161	2167	2160
1	-1	2157	2157	2155	2151	2157	2157
-1	1	1924	1920	1922	1921	1920	1918
1	1	1924	1922	1924	1943	1945	1945
-1,41	0	1700	1750	1750	1750	1700	1730

1,41	0	1600	1600	1600	1600	1580	1600
0	-1,41	2010	2010	2010	2010	2012	2010
0	1,41	1680	1700	1700	1700	1680	1700
0	0	2046	2040	2041	2049	2047	2053

Após a realização dos experimentos com a finalidade da modelagem quadrática, foi realizado um novo teste de significância (usando estatística Tstudent). Por meio deste teste (Tabela 34), foi possível constatar que os fatores (A) e (B) são influentes, assim como, os termos quadráticos de A e B. Porém, para a modelagem quadrática, foi observado que o termo de interação não foi considerado influente nas condições ensaiadas.

Tabela 34 – Teste de significância para modelagem quadrática (limite de resistência à tração – Ø 2,00mm).

Termos	Coefficiente	T	p
Constante	2046,0	131,048	0,000
(A)	14,18	2,569	0,013
(B)	-145,91	-26,433	0,000
(A)(A)	-45,21	-4,939	0,000
(B)(B)	42,17	4,607	0,000
(A)(B)	3,13	0,400	0,691

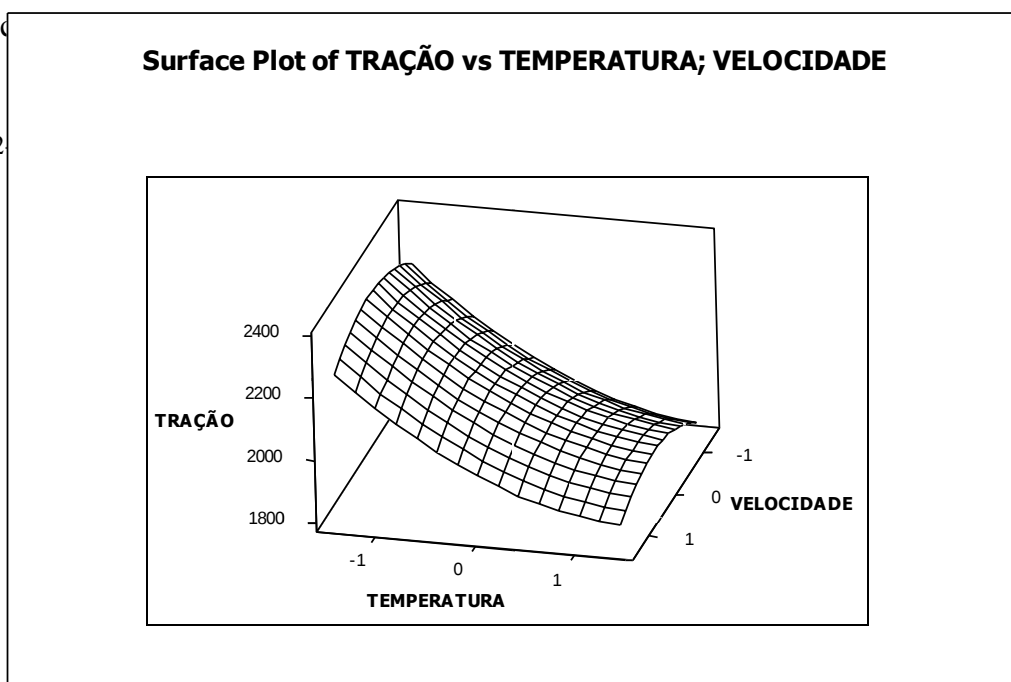
Na Tabela 35, foi realizada uma Análise de Variância (ANOVA) para validação do modelo quadrático. É possível observar que o modelo linear (somente com fatores) e quadrático possui significância, com valores de P inferiores a 0,05 (para 95% de confiança), enquanto o modelo utilizando termos de interação não foi considerado significativo, consequentemente, os termos de interação serão excluídos posteriormente do modelo quadrático.

Tabela 35 – ANOVA para validação da modelagem quadrática para o limite de resistência à tração - Ø 2,00mm

Termos	Grau de liberdade	Soma dos quadrados	Quadrado médio	F	P
Regressão	5	1215068	243014	166,16	0,000
Linear	2	1031559	515779	352	0,000
Velocidade (A)	1	9651	9651	6,60	0,013
Temperatura (B)	1	1021908	1021908	698,73	0,000
Modelo Quadrático	2	183275	91637	62,66	0,000
(A)(A)	1	35673	35673	24,39	0,000
(B)(B)	1	31035	31035	21,22	0,000
Interação	1	234	234	0,16	0,691
(A)(B)	1	234	234	0,16	0,691
Erro (resíduo)	48	70201	14,63	51,95	0,000

Para a melhor compreensão da superfície de resposta, da propriedade mecânica limite de resistência à tração, foi construído o gráfico tridimensional (Figura 32), mostrando o comportamento da resposta em relação aos ajustes dos fatores. Analisando a Figura 32, é possível observar que a redução do ajuste do fator (B) do nível 1 para -1 provoca aumento no limite de resistência à tração. Com aumento do fator (A) do estágio -1 para zero (0), ocorre o aumento no limite de resistência à tração, porém, quando aumentado até ultrapassar o ponto zero (0), observou-se que a propriedade mecânica sofre queda, indicando que a velocidade acima do ponto zero (0) faz com que o tempo de processamento seja insuficiente para provocar a têmpera e revenimento no material, impossibilitando a transformação micro estrutural de estrutura bruta (perlita+ferrita) para martensita revenida. Com isso, achou-se o ponto máximo de velocidade admitida para obtenção do maior resultado de limite de resistência

Figura 32



4.5.1.2 Superfícies de Resposta para Dureza (2,00mm)

Para propriedade mecânica dureza (diâmetro 2,00mm), foi realizado o experimento estrela, na região a qual se encontra a curvatura, buscando uma modelagem quadrática do processo. Para o experimento estrela (Tabela 36), também foram estudados somente os dois principais fatores (A e B).

Tabela 36 – Matriz experimental para modelagem quadrática da Dureza - Ø 2,00mm (HB).

VELOCIDADE (A)	TEMPERATURA (B)	DUREZA - Réplicas					
-1	-1	608	606	606	611	611	611
1	-1	608	608	608	608	608	608
-1	1	544	542	542	542	542	542
1	1	544	544	542	550	550	550
-1,41	0	530	532	533	533	537	530
1,41	0	550	553	554	548	551	556
0	-1,41	630	628	627	628	633	638
0	1,41	517	520	516	520	522	519
0	0	578	575	578	578	578	581

Por meio do teste de significância (usando estatística Tstudent), apresentado na Tabela 37, foi possível constatar que os fatores (A) e (B) são influentes, assim como, o termo quadrático A, com valores de P inferiores a 0,05 (para 95% de confiança). Porém, foi observado que o termo B² e a interação não possuem influência significativa.

Tabela 37 – Teste de significância para modelagem quadrática da Dureza - Ø 2,00mm (HB).

Termos	Coefficiente	T	p
Constante	578,0	135,067	0,000
(A)	3,885	2,568	0,013
(B)	-35,719	-23,608	0,000
(A)(A)	-13,396	-5,339	0,000
(B)(B)	2,896	1,154	0,254
(A)(B)	1,292	0,604	0,549

Foi realizada uma ANOVA para validação do modelo quadrático (Tabela 38). É possível observar que o modelo linear (só com fatores) e o modelo quadrático são significativos (exceto fator B²), com valores de P inferiores a 0,05 (para 95% de confiança) e o modelo utilizando termos de interação não foi considerado significativo, consequentemente, os termos de interação serão excluídos do modelo quadrático.

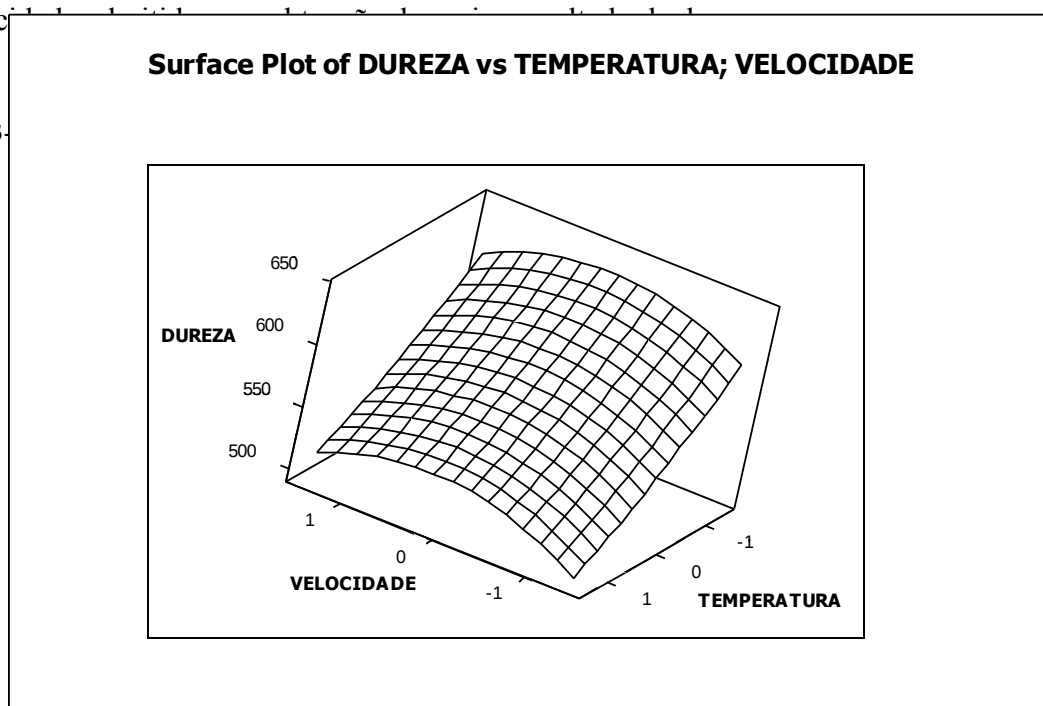
Tabela 38 – ANOVA para a validação do modelo quadrático para Dureza - Ø 2,00mm

Termos	Grau de liberdade	Soma dos quadrados	Quadrado médio	F	P
Regressão	5	68963,9	13792,8	125,53	0,000
Linear	2	61965,8	30982,9	281,98	0,000
Velocidade (A)	1	724,3	724,3	6,59	0,013
Temperatura (B)	1	61241,4	61241,4	557,36	0,000
Modelo Quadrático	2	6958	3479	31,66	0,000
(A)(A)	1	6811,7	3132,2	28,51	0,000
(B)(B)	1	146,4	146,4	1,33	0,254

Interação	1	40	40	0,36	0,549
(A)(B)	1	40	40	0,36	0,549
Erro (resíduo)	48	4965,8	1655,3	241,58	0,000

Analisando a Figura 33, é possível observar que a redução do fator (B) do nível 1 para -1 provoca aumento na dureza. Observou-se que o aumento do fator (A) do estágio -1 para zero (0) provoca aumento na dureza. Porém, a dureza sofreu queda, quando o aumento foi acima do ponto zero (0), pois o tempo de processamento foi insuficiente para provocar a têmpera e revenimento no material, impossibilitando a transformação micro estrutural de estrutura bruta (perlita+ferrita) para martensita revenida. Com isso, achou-se o ponto máximo de velocidade

Figura 33-



4.5.2 Aplicação da Metodologia de Superfícies de Resposta (diâmetro 6,50mm)

4.5.2.1 Superfícies de Resposta para limite de resistência à tração (6,50mm)

Para analisar a superfície de resposta, somente da variável resposta limite de resistência à tração, para o diâmetro de 6,50mm, foi realizado o experimento estrela. Para o experimento estrela, também foram estudados somente os dois principais fatores (A e B), pois juntos, explicam quase toda a influência gerada na resposta. A sequência da experimentação (experimento estrela) e os resultados obtidos após execução dos experimentos são apresentados na Tabela 39.

Tabela 39 – Matriz experimental modelo quadrático do limite de resistência à Tração- Ø 6,50mm (MPa).

VELOCIDADE (A)	TEMPERATURA (B)	TRAÇÃO - Réplicas					
-1	-1	1968	1974	1962	1971	1971	1974
1	-1	1980	1976	1988	1978	1980	1988
-1	1	1771	1764	1763	1773	1771	1764
1	1	1796	1784	1797	1781	1796	1784
-1,41	0	1700	1750	1750	1750	1700	1730
1,41	0	1600	1600	1600	1600	1580	1600
0	-1,41	2010	2010	2010	2010	2012	2010
0	1,41	1680	1700	1700	1700	1680	1700
0	0	1850	1847	1849	1848	1844	1846

Após a realização dos experimentos com a finalidade da modelagem quadrática, foi realizado o teste de significância (Tabela 40), que possibilitou a constatação de que os fatores (A) e (B) são influentes, assim como, os termos quadráticos de A e B, com valores de P inferiores a 5% (0,05) de significância. Porém, para a modelagem quadrática, foi observado que a interação não se mostrou influente.

Tabela 40 – Teste de significância do modelo quadrático do limite de resistência à tração- Ø 6,50mm (MPa).

Termos	Coefficiente	T	p
Constante	1847,33	67,523	0,000
(A)	-19,36	-2,002	0,050
(B)	-105,33	-10,889	0,000
(A)(A)	-62,08	-3,870	0,000
(B)(B)	32,17	2,005	0,050
(A)(B)	2,58	0,189	0,851

Também foi realizada uma ANOVA para validação do modelo quadrático, conforme apresentado na Tabela 41, que comprovou que o modelo linear (somente com fatores) e quadrático possui boa significância, com valores de P inferiores a 0,05 (para 95% de confiança), enquanto o modelo utilizando termos de interação não foi considerado significativo, consequentemente, o termo de interação será excluído do modelo quadrático.

Tabela 41 – ANOVA para validação do modelo quadrático para o limite de resistência à tração- Ø 6,50mm

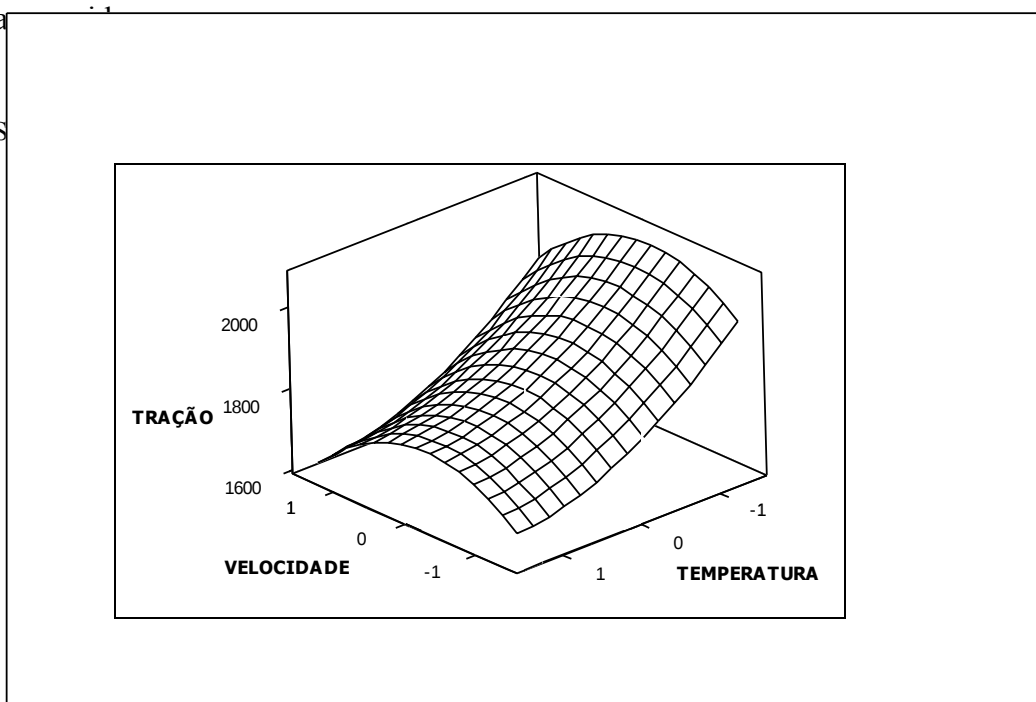
Termos	Grau de liberdade	Soma dos quadrados	Quadrado médio	F	P
Regressão	5	768652	153730	34,23	0,000
Linear	2	550525	275262	61,29	0,000
Velocidade (A)	1	17994	17994	4,01	0,050

Temperatura (B)	1	532530	532530	118,58	0,000
Modelo Quadrático	2	217967	108983	24,27	0,000
(A)(A)	1	199907	67276	14,98	0,000
(B)(B)	1	18060	18060	4,02	0,050
Interação	1	160	160	0,04	0,851
(A)(B)	1	160	160	0,04	0,851
Erro (resíduo)	48	215565	215565	703,65	0,000

Para melhor compreensão da superfície de resposta do diâmetro 6,50mm, para a propriedade mecânica limite de resistência à tração, foi construído o gráfico tridimensional (Figura 34), mostrando o comportamento da resposta em relação aos ajustes dos fatores.

Analisando a Figura 34, foi possível observar que a redução do fator (B) do nível 1 para -1 provoca aumento no limite de resistência à tração. Em contrapartida, a influência do fator (A) se mostrou significativa no aumento do estágio -1 para zero (0), que repercutiu no aumento no limite de resistência à tração, pois, com o aumento acima do ponto chamado curvatura (zero), observou-se que a propriedade mecânica sofreu queda, indicando que a velocidade acima do ponto zero (0) ocasionaria um tempo de processamento insuficiente para que houvesse a transformação micro estrutural de estrutura bruta (perlita+ferrita) para martensita.

Figura 34- S



4.5.2.2 Superfícies de Resposta para dureza (Ø 6,50mm)

Para propriedade mecânica dureza no diâmetro 6,50mm, foi realizado o experimento estrela, na região a qual se encontra a curvatura. Para o experimento estrela (Tabela 42), foram estudados somente os dois principais fatores (A e B).

Tabela 42 – Matriz experimental para modelagem quadrática da Dureza - Ø 6,50mm (HB).

VELOCIDADE	TEMPERATURA	DUREZA -Réplicas					
-1	-1	556	558	556	556	556	558
1	-1	558	558	561	558	558	561
-1	1	500	497	497	500	500	497
1	1	508	503	508	503	508	503
-1,41	0	480	482	480	485	490	484
1,41	0	400	400	410	405	400	400
0	-1,41	580	590	590	580	580	582
0	1,41	410	410	413	400	410	400
0	0	522	522	522	522	519	522

Após a realização dos experimentos com a finalidade da modelagem quadrática, foi realizado o teste de significância (Tabela 43) que possibilitou a constatação de que os fatores (A) e (B) são influentes, assim como, o termo quadrático de A. Porém, foi observado que o termo quadrático de B e a interação não possuem influência significativa nesta variável resposta.

Tabela 43– Teste de significância para modelagem quadrática da Dureza - Ø 6,50mm (HB).

Termos	Coefficiente	T	p
Constante	521,500	33,325	0,000
(A)	-13,152	-2,377	0,021
(B)	-45,159	-8,162	0,000
(A)(A)	-24,073	-2,624	0,012
(B)(B)	2,135	0,233	0,817
(A)(B)	1,167	0,149	0,882

Também foi realizada uma ANOVA para validação do modelo quadrático (Tabela 44), que mostra que o modelo linear (somente fatores) e o modelo quadrático são considerados significantes, com valores de P inferiores a 0,05 (para 95% de confiança), enquanto o modelo utilizando termos de interação não foi considerado significativo, consequentemente, os termos de interação serão excluídos do modelo quadrático.

Tabela 44 – ANOVA para validação do modelo quadrático da dureza- Ø 6,50mm.

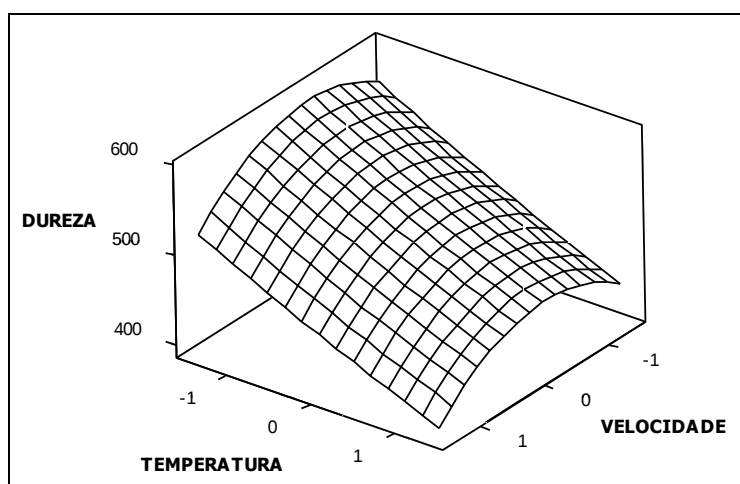
Termos	Grau de liberdade	Soma dos quadrados	Quadrado médio	F	P
Regressão	5	125277	25055,5	17,05	0,000
Linear	2	106193	53096,5	36,14	0,000
Velocidade (A)	1	8303	8303	5,65	0,021
Temperatura (B)	1	97890	97890	66,62	0,000
Modelo Quadrático	2	19052	9525,9	6,48	0,003
(A)(A)	1	18972	10115	6,88	0,012

(B)(B)	1	80	80	0,05	0,817
Interação	1	33	33	0,02	0,882
(A)(B)	1	33	33	0,02	0,882
Erro (resíduo)	48	70008	23335,9	2023,34	0,000

Para melhor compreensão da superfície de resposta, da propriedade mecânica dureza, foi apresentado o gráfico tridimensional (Figura 35), mostrando o comportamento da resposta em relação aos ajustes dos fatores.

Analizando a Figura 35, é possível observar que a redução do fator (B) do nível 1 para -1 provoca aumento no limite de resistência à tração. Todavia, aumentando-se o fator (A) do estágio -1 para zero (0), conseqüentemente ocasionará no aumento da dureza. Porém, observou-se que a propriedade mecânica sofreu queda, quando a velocidade foi aumentada acima do ponto de curvatura (0), provocando um tempo de processamento insuficiente para ocorrência da transformação micro estrutural de estrutura bruta (perlita+ferrita) para martensita revenida.

Figura 35-



4.6 MODELAGEM QUADRÁTICA DO PROCESSO DE TÊMPERA E REVENIMENTO

Utilizando os coeficientes referentes ao diâmetro 2,00mm foi possível a criação de modelos quadráticos que representam o processo, referente às propriedades mecânicas limite de resistência à tração e dureza conforme (35 e 36):

$$\text{Limite de resistência à tração} = 2046 + 14,18(A) - 145,91(B) - 45,21(A^2) + 42,17(B^2) \quad (35)$$

$$\text{Dureza} = 578 + 3,885(A) - 35,719(B) - 13,396(A^2) \quad (36)$$

A seguir, será apresentada a modelagem quadrática do processo para o diâmetro 6,50mm conforme (37 e 38):

$$\text{Limite de resistência à tração} = 1847,33 - 19,36(A) - 105,33(B) - 62,08(A^2) + 32,17(B^2) \quad (37)$$

$$\text{Dureza} = 521,500 - 13,152(A) - 45,159(B) - 24,073(A^2) \quad (38)$$

4.7 ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS MODELOS QUADRÁTICOS

4.7.1 Análise estatística do modelo para o Limite de resistência à tração (diâmetro 2,00mm)

Para analisar estatisticamente a eficácia da modelagem quadrática foi primeiramente realizado o teste de Normalidade (método Anderson Darling), para averiguar se a distribuição de probabilidade dos resíduos do modelo segue distribuição Normal (Curva de Gaus). Por meio da análise (APÊNDICE C) foi possível constatar que os resíduos se distribuem normalmente, com valor de $P=0,375$, superior a 0,05 (para 95% de confiança).

Após a constatação de distribuição normal dos resíduos do modelo, foi utilizado uma Carta de Controle (valor individual e amplitude móvel), com intuito de medir a estabilidade dos resíduos. Conforme apresentado no APÊNDICE C, os resíduos se comportam de forma estável, sem ocorrências de causas especiais de variação. O comportamento estável dos resíduos demonstra que os erros (resíduos) do modelo possuem variação natural e prevista ao longo do tempo.

Após a confirmação da estabilidade dos resíduos ao longo do tempo (pré-requisito para análise de capacidade), foi realizado o teste de Capacidade nos dados, para verificar a sua capacidade de atendimento da especificação do material estudado (para um determinado cliente). Na análise de Capacidade (APÊNDICE C), constatou-se que os resíduos se enquadram em marginalmente capaz, com valores aproximadamente de 1,0; em CP e CPk, utilizando uma margem de 6 sigmas entre os limites de especificação. Essas especificações foram retiradas da Tabela 25, referente às especificações da propriedade mecânica limite de resistência à tração, para diâmetro 2,00 mm. Neste caso, consta uma especificação de 1930 Mpa a 2150 Mpa, a diferença entre as especificações mínima e máxima (220 Mpa) foi

utilizada para estudo de capacidade, pois, ao se ajustar o modelo quadrático na configuração desejada, a predição terá margem de erro de 110 Mpa abaixo ou acima do ajuste, proporcionando que o modelo prediga os resultados dentro da especificação estabelecida.

4.7.2 Análise estatística do modelo para a Dureza (diâmetro 2,00mm)

Para propriedade mecânica Dureza, foi realizado o teste de Normalidade (método Anderson Darling). Foi, constatado (APÊNDICE D) que os resíduos se distribuem normalmente, com valor de $P = 0,165$, superior a 0,05 (para 95% de confiança).

Após a constatação de distribuição normal dos resíduos do modelo, foi utilizada uma Carta de Controle (valor individual e amplitude móvel). Conforme mostrado no APÊNDICE D, os resíduos se comportam de forma estável, sem ocorrências de causas especiais de variação.

Após a confirmação da estabilidade dos resíduos ao longo do tempo (pré-requisito para análise de capacidade), foi realizado o teste de Capacidade nos dados, para verificar a sua capacidade de atendimento da especificação.

Por meio da análise de Capacidade (APÊNDICE D), constatou-se que os resíduos se enquadram em marginalmente capaz, com valores aproximadamente de 1,0; em CP e CPk, utilizando uma margem de 6 sigmas entre os limites de especificação. As especificações foram retiradas da Tabela 25, referente às especificações da propriedade mecânica Dureza, para diâmetro 2,00 mm. Neste caso, consta uma especificação de 545 HB a 600 HB, a diferença entre as especificações mínima e máxima (55 HB) foi utilizada para estudo de capacidade, pois, ao se ajustar o modelo quadrático na configuração desejada, a predição terá margem de erro de 27,5 HB abaixo ou acima do ajuste.

4.7.3 Análise estatística do modelo para Limite de resistência à tração e para dureza (diâmetro 6,50mm)

Para o diâmetro 6,50mm, foram executados os mesmos procedimentos anteriormente realizados para o diâmetro 2,00mm. E tanto para a propriedade mecânica Limite de resistência à tração quanto para Dureza, os resultados foram os mesmos. Ambas as propriedades mecânicas obtiveram distribuição Normal dos resíduos (APÊNDICES E e F), assim como, as propriedades também foram consideradas estáveis (sem nenhuma causa especial de variação)

e com capacidades consideradas aceitáveis (marginalmente capaz), com valores de CP e CPk aproximadamente de 1,0; dentro de um intervalo de seis desvios padrões (6 sigmas), entre as especificações mínima e máxima (especificações contidas na Tabela 27).

É possível concluir por meio das análises de normalidade, estabilidade e capacidade dos resíduos dos modelos quadráticos, que o comportamento para esse tipo de modelagem apresentou um melhoramento muito significativo em relação à mesma análise realizada anteriormente para os modelos com somente termos de interação, demonstrando fortemente que a modelagem mais eficiente para esse processo é a modelagem quadrática (2ª ordem). Proveniente desta conclusão, a otimização a seguir, será realizada a partir dos modelos quadráticos, utilizando a Meta-heurística Recozimento Simulado.

4.8 OTIMIZAÇÃO DO MODELO QUADRÁTICO

Buscou-se a otimização do processo por meio da aplicação dos métodos, Gradiente Reduzido Generalizado (GRG), Algoritmo Genético (AG) e a Meta-heurística Recozimento Simulado. Para isso, foi utilizado a ferramenta Solver, contida no *software* Excel®; o Software CrystalBall e o Software Scilab. Nesta etapa, a otimização ocorrerá para os dois diâmetros estudados (simultaneamente), otimizando os resultados para três clientes deste produto. Dessa forma, será possível testar o modelo (Quadrático) otimizando por três métodos diferentes, em situações diferentes, verificando o nível de erro obtido em cada método.

Na Tabela 45 (Planilha de programação para aplicação dos métodos de otimização), constam todas as informações necessária para desenvolvimento e aplicação dos métodos de otimização. Assim como, as especificações, constantes atribuídas aos modelos matemáticos, ajustes de níveis de fatores, previsões geradas pelo modelo e resultados alcançados (em porcentagem) para cada propriedade mecânica e diâmetro.

Tabela 45 – Planilha de programação para aplicação dos métodos de otimização.

	A	B	C	D	E	F	G
1	Limite de Resistência à Tração Diâmetro 2,00mm	Constante	A	B	A ²	B ²	ERRO TRAÇÃO (%) - 2,00mm
2		2046	14,18	-145,91	-45,21	42,17	=(C4 - C7)*100/C7
3		Ajuste dos Fatores					
4		Predição Modelo					ERRO MÉDIO (%) - 2,00mm
5		Função Objetivo	=G5				=MÉDIA(G2;N9)
6		Especificação Fator	-1	1			
7	Especificação da Propriedade Mecânica	1930 (Mínima)	2040 (Alvo)		2150 (Máxima)		
	H	I	J	K	L	M	N
8	Dureza Diâmetro 2,00mm	Constante	A	B	A ²	B ²	ERRO DUREZA (%) - 2,00mm
9		578	3,885	-35,719	-13,396	-	=(J11 - J13)*100/J13
10		Ajuste dos Fatores					
11		Predição Modelo					
12		Especificação Fator	-1	1			
13	Especificação da Propriedade Mecânica	545 (Mínima)	572 (Alvo)		600 (Máxima)		
	O	P	Q	R	S	T	U
14	Limite de Resistência à Tração Diâmetro 6,50mm	Constante	A	B	A ²	B ²	ERRO TRAÇÃO (%) - 6,50mm
15		1847,33	-19,36	-105,33	-62,08	32,17	=(Q17 - Q20)*100/Q20
16		Ajuste dos Fatores					
17		Predição Modelo					ERRO MÉDIO (%) - 6,50mm
18		Função Objetivo	= U18				=MÉDIA(U15;β22)
19		Especificação Fator	-1	1			
20	Especificação da Propriedade Mecânica	1770 (Mínima)	1875 (Alvo)		1980 (Máxima)		
	V	W	X	Y	Z	α	β
21	Dureza Diâmetro 6,50mm	Constante	A	B	A ²	B ²	ERRO DUREZA (%) - 6,50mm
22		521,5	-13,152	-45,159	-24,073	-	=(X24 - X26)*100/X26
23		Ajuste dos Fatores					
24		Predição Modelo					
25		Especificação Fator	-1	1			
26	Especificação da Propriedade Mecânica	500 (Mínima)	530 (Alvo)		560 (Máxima)		

4.8.1 Otimização por Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) – Modelo Quadrático

Para a aplicação deste método foi necessária a definição das:

- Especificações: As especificações (Tabela 45) referentes à variável resposta limite de resistência à tração, do diâmetro 2,00mm, serão localizadas nas células B₇, C₇ e E₇. Enquanto para o diâmetro 6,50mm estão nas células P₂₀, Q₂₀ e S₂₀. Para as especificações referentes à variável resposta dureza, do diâmetro 2,00mm, constam nas células I₁₃, J₁₃ e L₁₃. Enquanto para o diâmetro 6,50mm estão nas células W₂₆, X₂₆ e Z₂₆. Todavia, essas células são somente os locais de colocação dos dados, variando as especificações dos três clientes, conforme forem sendo simuladas as situações.
- Variáveis de decisão: Neste caso, refere-se aos valores de ajustes dos fatores A, e B, para que seja proporcionada a melhor condição de atendimento das especificações das respostas mecânicas. Neste caso as células correspondentes são: variável resposta limite de resistência à tração, do diâmetro 2,00mm (Células C₃ e D₃); variável resposta limite de

resistência à tração, do diâmetro 6,50mm (Células Q₁₆ e R₁₆); variável resposta dureza, do diâmetro 2,00mm (Células J₁₀ e K₁₀); variável resposta dureza, do diâmetro 6,50mm (Células X₂₃ e Y₂₃);

- Restrições: Algumas restrições (Tabela 45) foram imputadas no solver, tais como, os valores dos fatores A e B (células C₃ e D₃, J₁₀ e K₁₀, Q₁₆ e R₁₆, X₂₃ e Y₂₃) foram restringidos a um mínimo e um máximo de -1 a 1 (correspondente à variável reduzida do estudo). Enquanto os valores das predições do modelo (células: C₄, J₁₁, Q₁₇ e X₂₄) foram restritas às suas especificações, em relação à propriedade mecânica vigente e o diâmetro estabelecido.

- Função objetivo: Para a função objetivo foi utilizada a Distância Percentual Média (DPM), que é a média da distância das predições das variáveis respostas, ou seja, para cada resposta predita pelo modelo subtrai-se o valor “alvo”; então se obtém uma unidade de erro entre a predição e a especificação nominal, que deverá ser multiplicada por cem, para utilização em porcentagem (%). Neste caso, a função objetivo será a minimização da média desses “erros”, buscando assim uma condição que reduza ao máximo os valores das distâncias simultaneamente das duas variáveis respostas simultaneamente para determinado diâmetro, buscando um equilíbrio entre o melhor ajuste das respostas. A função objetivo para o diâmetro 2,00mm consta na célula C₅ (Tabela 45) e para o diâmetro 6,50mm na célula Q₁₈ (Tabela 45).

Com a utilização da ferramenta Solver, contida no *software* Excel®, versão 2010, foi possível imputar todas as informações anteriormente citadas. Dessa forma, pôde-se obter os resultados de otimização que serão analisados posteriormente.

4.8.2 Otimização por Algoritmo Genético (AG) – Modelo Quadrático

A aplicação do método Algoritmo Genético (AG), para a modelagem quadrática, deu-se de forma semelhante à otimização por (GRG) realizada anteriormente. Também foi utilizada a Tabela 45 e seguiram-se os mesmos passos para utilização das especificações, restrições, variáveis de decisão e função objetivo. Os dados foram imputados no *software* CrystalBall, que é um *Software* complementar ao *software* Excel®, versão 2010 e possui o recurso de otimização por Algoritmo Genético (AG). Foram realizadas cinco mil simulações em cada condição desejada e a análise referente à otimização por Algoritmos Genéticos (AG) será realizada posteriormente.

4.8.3 Otimização por Recozimento Simulado – Modelo Quadrático

Para otimização dos modelos quadráticos, foi utilizada a Meta-heurística. Recozimento Simulado, com objetivo de encontrar o melhor ajuste possível dos fatores para otimização das múltiplas respostas mecânicas (limite de resistência à tração e dureza).

O método Recozimento Simulado foi aplicado utilizando o *software* Scilab *Enterprises* (*Software* para computação numérica). Para programar o *software* (inserindo os modelos estatísticos) e otimizar as respostas por meio de Recozimento Simulado, foi incorporada a programação contida no APÊNDICE I, para os modelos quadráticos referentes ao diâmetro 2,00mm, para as propriedades mecânicas estudadas.

Para a otimização do modelo quadrático referente ao diâmetro 6,50mm, a programação é apresentada no APÊNDICE J.

As simulações utilizando Recozimento Simulado foram realizadas primeiramente para o diâmetro 2,00mm, na qual foram realizadas 2245 simulações, até que fosse atingida a melhor condição de ajustes para obtenção das variáveis respostas (Figura 36). As simulações são apresentadas de forma resumida, sendo y_1 e y_2 os valores das propriedades mecânicas limite de resistência à tração e dureza, sendo A (fator Velocidade) e B (fator temperatura de chumbo).

Figura 36- Recozimento Simulado (Scilab), diâmetro 2,00mm - Modelagem quadrática (Exemplo de aplicação).

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 =0.95		
Entre com o número de repetições =500		
Entre com o número de soluções =100		
1.	Fator A.	Fator B
3.	- 0.0085217	0.0478239
5.	- 0.0442730	0.1209136
7.	0.0459815	0.1071600
2241.	- 0.9923138	- 0.3241123
2243.	- 0.9923138	- 0.3241123
2245.	- 0.9923138	- 0.3241123 (melhor ajuste)
y1 = 2039.1292 MPa		
y2 = 572.52735 HB		

O mesmo procedimento foi realizado para as simulações referentes ao diâmetro 6,50mm (Figura 37). Também foram realizadas 2245 simulações, até que fosse atingida a melhor condição de ajustes para obtenção das variáveis respostas mecânicas (y_1 e y_2).

Figura 37- Recozimento Simulado (Scilab), diâmetro 6,50mm - Modelagem quadrática (Exemplo de aplicação).

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 =0.95
 Entre com o número de repetições =500
 Entre com o número de soluções =100

1.	Fator A	Fator B
3.	- 0.0819624	0.0250652
5.	- 0.0819624	0.0289091
7.	- 0.1115576	0.1065388
9.	- 0.0705431	0.0076067
11.	- 0.0851665	0.0449511
13.	- 0.1738163	0.0209975
2241.	0.3870487	- 0.3803127
2243.	0.3870487	- 0.3803127
2245.	0.3870487	- 0.3803127 (melhor ajuste)

y1 = 1875.2367
 y2 = 529.97938

4.9 AVALIAÇÃO DOS MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO – MODELAGEM QUADRÁTICA

Após a constatação dos resultados obtidos, pela otimização das variáveis respostas mecânicas, por meio dos métodos Gradiente Reduzido Generalizado (GRG), Algoritmo Genético e a Meta-heurística Recozimento Simulado, serão realizadas simulações para os três principais clientes deste produto, para a verificação do poder de otimização das múltiplas respostas por meio destes métodos.

Na Tabela 46, constam as especificações dos clientes deste produto (referentes ao limite de resistência à tração e dureza), para o diâmetro 2,00mm. Também foram atribuídos valores alvos para cada cliente e a predição alcançada em cada método de otimização, assim como, os ajustes dos níveis dos fatores para cada situação.

Tabela 46 – Comparação de resultados dos métodos de otimização (diâmetro 2,00mm).

	Cliente 1		Cliente 2		Cliente 3	
	Tração (MPa)	Dureza (HB)	Tração (MPa)	Dureza (HB)	Tração (MPa)	Dureza (HB)
Predição						
(Recozimento Simulado)-Scilab	2030	573	1970	555	2100	590
Predição (GRG)- Solver	2028	572	1966	555	2100	587

Predição (AG)- CrystalBall	2040	572	1970	585	2100	555
Especificação mínima	1930	545	1900	530	1900	500
Especificação máxima	2150	600	2050	580	2300	700
Especificação (alvo)	2040	572	1975	555	2100	600
Ajuste Fator A (Recozimento Simulado)	- 0,99		0,11		0,11	
Ajuste Fator A (GRG)	0,90		1,00		1,00	
Ajuste Fator A (AG)	-1,00		0,20		0,12	
Ajuste Fator B (Recozimento Simulado)	- 0,32		0,65		- 0,33	
Ajuste Fator B (GRG)	-0,04		0,38		-0,51	
Ajuste Fator B (AG)	-0,33		0,65		-0,33	

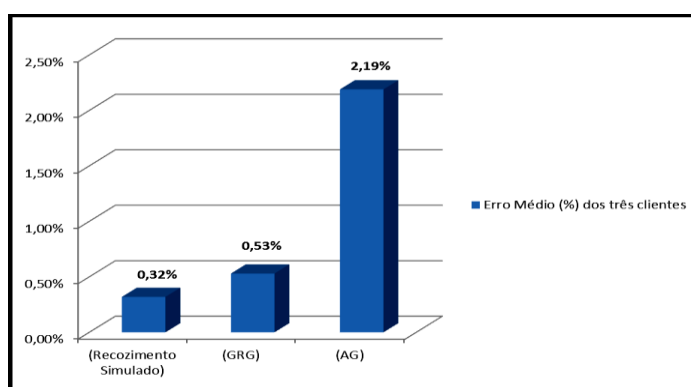
É possível observar que os erros apresentados para a otimização dos modelos referentes ao diâmetro 2,00mm, para todas as especificações de clientes e por meio de todos os métodos de otimização aplicados, foram pequenos e, em nenhum deles, foi atingido o valor máximo de 3%, que é considerado um índice baixo para esse processo (ver Tabela 47). Porém, analisando os erros médios referentes a cada método de otimização (Figura 38), é possível concluir que o método mais eficaz de otimização, para o diâmetro 2,00mm, foi a Meta-heurística Recozimento Simulado, que obteve um erro médio de 0,32%.

Tabela 47 – Comparação dos Erros dos métodos de otimização (diâmetro 2,00mm).

	Cliente 1		Cliente 2		Cliente 3	
	Tração (MPa)	Dureza (HB)	Tração (MPa)	Dureza (HB)	Tração (MPa)	Dureza (HB)
Erro % (Recozimento Simulado)- Scilab	0,04 %	0,08 %	0,25 %	0,00 %	0,00 %	1,60 %
Erro % (GRG)- Solver	0,59 %	0 %	0,46 %	0,00 %	0,00 %	2,17 %
Erro % (AG)-	0,00%	0,00%	0,25%	5,41%	0,00%	7,50%

CrystalBall			
Erro Médio (%)			
(Recozimento Simulado)	0,06 %	0,125 %	0,80 %
Erro Médio (%) (GRG)	0,29 %	0,23 %	1,08 %
Erro Médio (%) (AG)	0,00%	2,83%	3,75%
Erro Médio (%) dos três clientes	(Recozimento Simulado)	(GRG)	(AG)
	0,32 %	0,53 %	2,19 %

Figura 38 – Comparação dos Erros dos métodos de otimização (diâmetro 2,00mm).



O mesmo procedimento de comparação dos métodos de otimização foi realizado para o diâmetro 6,50mm e os resultados foram semelhantes. Na Tabela 48, são apresentados os resultados das simulações, para a verificação do poder de otimização das múltiplas respostas por meio destes métodos.

Tabela 48 – Comparação de resultados dos métodos de otimização (diâmetro 6,50mm).

	Cliente 1		Cliente 2		Cliente 3	
	Tração (MPa)	Dureza (HB)	Tração (MPa)	Dureza (HB)	Tração (MPa)	Dureza (HB)
Predição (Recozimento Simulado)-Scilab	1875	530	1763	490	1889	526
Predição (GRG)-Solver	1875	530	1763	490	1857	525
Predição (AG)-CrystalBall	1873	530	1760	490	1870	525
Especificação mínima	1770	500	1670	450	1800	510
Especificação máxima	1980	560	1850	530	1980	540
Especificação (alvo)	1875	530	1760	490	1890	525
Ajuste Fator A	0,38		- 0,99		0,99	

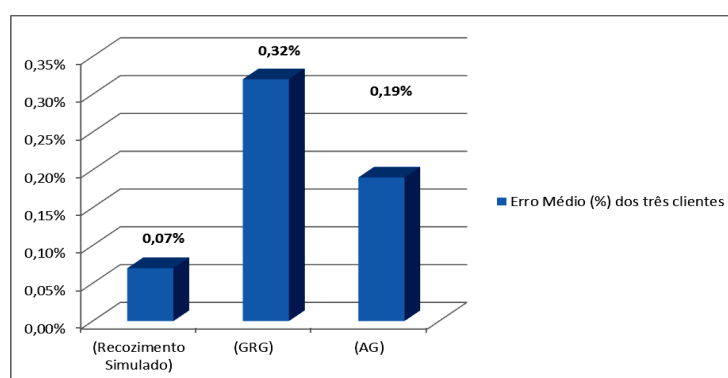
(Recozimento Simulado)			
Ajuste Fator A (GRG)	0,38	-1,00	0,13
Ajuste Fator A (AG)	-0,80	-0,87	-1,00
Ajuste Fator B	-0,38	0,46	- 0,91
(Recozimento Simulado)			
Ajuste Fator B (GRG)	-0,37	0,46	-0,13
Ajuste Fator B (AG)	-0,30	0,55	-0,32

Analisando os resultados contidos na Tabela 49, para a otimização dos modelos referentes ao diâmetro 6,50mm, é possível constatar que os erros foram ainda menores e, em nenhum deles esse erro atingiu o valor de 1%, entre a diferença do valor alvo e o valor alcançado, demonstrando a eficácia destes métodos de otimização para a modelagem quadrática deste processo. No entanto, analisando os erros médios referentes a cada método de otimização (Figura 39), é possível concluir que o método mais eficaz de otimização, para o diâmetro 6,50mm, foi a Meta-heurística Recozimento Simulado, que obteve erro médio de 0,07%.

Tabela 49 – Comparação dos Erros dos métodos de otimização (diâmetro 6,50mm)

	Cliente 1		Cliente 2		Cliente 3	
	Tração (MPa)	Dureza (HB)	Tração (MPa)	Dureza (HB)	Tração (MPa)	Dureza (HB)
Erro %						
(Recozimento Simulado)- Scilab	0,00 %	0,00 %	0,17 %	0,00 %	0,05 %	0,19 %
Erro % (GRG)- Solver	0,00 %	0,00 %	0,17 %	0,00 %	1,75 %	0,00 %
Erro % (AG)- CrystalBall	0,11 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	1,06 %	0,00 %
Erro Médio (%)						
(Recozimento Simulado)	0,00 %		0,09 %		0,12 %	
Erro Médio (%) (GRG)	0,00 %		0,09%		0,87 %	
Erro Médio (%) (AG)	0,05 %		0,00 %		0,53 %	
Erro Médio (%) dos três clientes	(Recozimento Simulado)		(GRG)		(AG)	
	0,07 %		0,32 %		0,19 %	

Figura 39 – Comparação dos Erros dos métodos de otimização (diâmetro 6,50mm).



5 CONCLUSÃO

5.1 VERIFICAÇÃO DOS OBJETIVOS

Concluiu-se por meio das análises experimentais que todos os fatores (velocidade, temperatura de chumbo e concentração do polímero), são influentes no processo de têmpera e revenimento em arames trefilados, de aço SAE 9254 e que esses fatores interagem entre si, de forma significativa, sendo o fator temperatura de chumbo o de maior impacto no aumento ou na redução dos valores mecânicos obtidos.

Constatou-se também que a modelagem contemplando todos os diâmetros entre 2,00mm a 6,50mm, não é possível, pois apresenta índice muito alto de multicolinearidade e a remoção por meio de Análise de Componentes Principais tornou-se muito complexa para a utilização do modelo em “chão de fábrica”, sendo considerado como inviável do ponto de vista operacional.

Observou-se que a melhor forma de modelagem deste processo é por modelagem quadrática, por meio da Metodologia de Superfícies de Resposta, pois essa modelagem proporcionou um modelo estável e capaz de obter predições que variam dentro das especificações de forma coerente. Assim como, entendeu-se que a melhor otimização para essa modelagem foi pela Meta-heurística Recozimento Simulado. No entanto, os métodos Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) e Algoritmo Genético (AG) obtiveram excelentes resultados para a modelagem quadrática e também poderão ser utilizados caso seja necessário.

Levando em consideração que todos os métodos de otimização testados para modelagem quadrática obtiveram bom desempenho, então, a justificativa da escolha da Meta-heurística Recozimento Simulado deu-se pelo menor índice médio de erro e também pela facilidade de alteração da programação de simulação do *Software* Scilab, pois com somente a alteração da “linha” de programação referente às especificações, uma nova simulação pode ser realizada.

A implantação desta modelagem de processo, as simulações provenientes e a utilização dos métodos de otimização estudados, podem significar a automatização dos fornos de têmpera, ocasionando possíveis ganhos de produtividade, pela redução da espera de resultados laboratoriais, menor amostragem para verificações, menor tempo de paradas de fornos devido à espera de resultados de ensaios mecânicos e também pode contribuir para

ganhos de qualidade, ocasionado por ajustes pré-determinados para melhor atendimento das especificações dos clientes.

Foi possível concluir através da experiência adquirida pelo pesquisador que realizou este projeto, que a execução experimental em ambiente industrial requer uma série de cuidados específicos, que são de extrema importância para que os resultados propostos sejam atingidos com eficácia e, neste caso, esse planejamento foi realizado com dois anos de antecedência para que não houvesse erros durante a experimentação e análise dos dados.

O planejamento que antecedeu toda a fase experimental foi muito rigoroso, abordando detalhadamente os aspectos econômicos, tais como: investimentos necessários para a compra de matéria-prima (arame de aço trefilado), parada do processo produtivo para a execução dos experimentos (que representa turnos sem produção), manutenção dos fornos de têmpera e equipamentos de medição para prevenir falhas durante a experimentação, envolvimento direto do departamento de Planejamento de Produção (PCP) para a correta organização da disponibilidade de insumos utilizados nos experimentos (polímero para têmpera, chumbo líquido para revenimento, óleo antioxidante, etc).

Neste projeto, outros custos também foram muito significativos, tais como: de energia elétrica, pois as fases de aquecimento dos fornos de têmpera utilizam energia elétrica para o seu funcionamento (e os custos com energia são relativamente altos), utilização do laboratório físico para os testes mecânicos (envolvendo todos os equipamentos e métodos para averiguação dos resultados), custos altos com funcionários para execução dos experimentos e para realização dos testes laboratoriais, custos com logística de movimentação de insumos e do produto acabado para os locais adequados e também com o salário do pesquisador que planejou toda a sequência experimental e analisou os dados. Estimou-se que para execução deste projeto os custos tenham sido em torno de US\$ 500.000,00.

Concluiu-se que os métodos estatísticos e de otimização estudados em ambiente acadêmico, muitas vezes empregados somente em pequena escala, em laboratórios de pesquisa e/ou simuladores nas universidades, se aplicam perfeitamente em ambiente industrial (chão de fábrica), resolvendo problemas complexos e sendo de grande valor para futuras inovações nas indústrias. Porém, a organização em ambiente industrial requer muito trabalho na fase de planejamento e escolha dos métodos adequados que serão empregados durante e após a experimentação, pois um erro poderá significar a impossibilidade de realização do projeto definitivamente, visto que são empregados altos recursos financeiros em todas as etapas de realização e isso afeta diretamente aos departamentos envolvidos, pois esses deverão interagir desde o planejamento e execução, até a análise dos dados.

5.2 RECOMENDAÇÕES PARA FUTURAS PESQUISAS

Para trabalhos futuros, agora que se conhece que o processo possui curvatura influente e também as razões para tal fenômeno, seria interessante aplicar a Metodologia de Superfícies de Resposta em diâmetros intermediários, entre 2,00mm a 6,50mm, dessa forma poderia ser possível traçar estimativas dos pontos de curvatura de todos os diâmetros e com isso, alcançar uma modelagem de processo que contemple todos os diâmetros entre o menor e maior, podendo automatizar o processo para toda a produção, atendendo as diversas especificações e não somente para os dois diâmetros de arames de aço estudados neste trabalho. Também, o estudo poderá ser ampliado buscando um aprofundamento em relação à microestrutura do material, nas diversas condições experimentais testadas, de forma a se correlacionar os resultados da microestrutura com o rendimento obtido em produtividade e também quanto à eficácia ao atendimento das especificações.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BAJIC, D.; JOSIC, S.; PODRUG. Design of experiment's application in the optimization of milling process. **Metalurgija**, Sonja Josic, v.49, n.1, p. 123–126, oct. 2010.

BARROS, A. D.; MOCELLIN, J. V. Análise da flutuação do gargalo em flow shop permutacional com tempos de setup assimétricos e dependentes da sequência. **Gestão & Produção**, São Paulo, v.11, n. 1, p. 101-108, Jan 2004.

BERGER, C.; KAISER, B. Results of very high cycles fatigue tests on helical compression springs. **International Journal of Fatigue**, Ohio, v. 28, n. 1, p. 1663-1700, oct 2006.

BENYOUNIS, K. Y.; OLABI, A. G. Optimization of different welding processes using statistical and numerical approaches – A reference guide. **Science Direct**, Dublin, v. 39, n. 1, p. 483–496, jan 2008.

BISGAARD, S.; FULLER, H. Analysis of factorial experiments with defects or defectives as the response. **Center for Quality and Productivity Improvement**, Wisconsin, v. 1, n. 1, p. 13–19, jan 1994.

BLONDEAU R., MAYNIER, P.H.; DOLLET J., VIEILLARD, B. Mathematical model for the calculation of mechanical properties of low-alloy steel metallurgical products: a few examples of its applications. **Bratec**, Wisconsin, v. 48, n. 1, p. 3244–3246, oct 2000.

BRYMAN, A. **Research methods and organization studies**. 1. ed. Londres: Martin Bulmer, 1989. 283 p.

BUZZO, W. R.; MOCELLIN, J. V. Programação da produção em sistemas *flow shop* utilizando um método heurístico híbrido algoritmo genético *simulated annealing*. **Gestão & Produção**, São Carlos, v.7, n. 3, p. 364-377, dez 2000.

BUZZO, W. R.; MOCELLIN, J. V. **A influência da temperatura inicial no desempenho de um método híbrido algoritmo genético – *Simulated annealing* para a programação flow shop permutacional**. 2005. 19 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção)- Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2005.

CALLISTER JR., W. D.; RETHWISCH, D. G. **Ciência e engenharia de materiais: Uma introdução**. 8. ed. New York: LTC, 2012. 724 p.

CAMARÃO, A. F. **Um modelo para previsão de tensões residuais em cilindros de aço temperados por indução**. 1998. 107 f. Tese (Doutorado em Engenharia Metalúrgica)- Escola de Engenharia de São Paulo, São Paulo, 1998.

CHAVES, A. A.; BIAJOLI, F. L.; MINE, O. M.; SOUZA, M. J. F. Metaheurísticas híbridas para resolução do problema do caixeiro viajante com coleta de prêmios. **Produção**, São Paulo, v.17, n. 2, p. 263-272, oct 2007.

CHERRUAULT, Y.; MORA, G. **Optimisation Globale – Theorie des Courbes α -denses**. 1. ed. Paris: Economica, 2005. 170 p.

CHIAVERINI, V. **Aços e Ferros Fundidos**. 7. ed. São Paulo: Associação Brasileira de Metalurgia e Materiais, 2012. 600 p.

CLARO, F. A. E. **Graficos de controle de x para o monitoramento de processos autocorrelacionados**. 2008. 159 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção)- Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratingueta, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2008.

CORREIA, E. A. S.; CARDOZA, J. A. S. Planejamento de experimentos no processo produtivo utilizando o método Taguchi. **Gestão da Produção Operações e Sistemas**, Bauri, v.6, n. 1, p. 55–66, jan 2011.

COSTA, A. F. B.; EPPRECHT E.K.; CARPINETTI, L. C. R. **Controle Estatístico de Qualidade**. 2. ed. São Paulo: Editora Atlas, 2005. 334 p.

COSTA, C. B. B. **Modelagem detalhada e otimização de processos de cristalização**. 2006. 150 f. Tese (Doutorado em Engenharia Química)- Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2006.

CRUZ, G. M. **Avaliação das variáveis de processamento de normalização e têmpera dos aços de classificação ASTM516-70N e USIAR360Q no forno de tratamento térmico 2 da Usiminas**. 2003. 74 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Metalúrgica e de Minas)- Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2003.

DERRINGER, G., SUICH, R. Simultaneous Optimization of Several Response Variables. **Journal of Quality Technology**, New York, v. 12, n. 4, p. 214-219, jan 1980.

DIÓGENES, A. N. **Reconstrução Tridimensional de Meios Porosos utilizando técnicas de *Simulated Annealing***. 2009. 147 f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica)- Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2009.

FERREIRA, G.C.; SOUZA, M. J. F. S.; DUTRA, V.G. Metaheurísticas *simulated annealing* e iterated local search aplicadas ao problema de p-medianas capacitado: um estudo de caso. **Journal of Materials Processing Technology**, Sydney, v. 1, n. 1, p. 11-20, oct 2008.

GABARDO, J. F. **Estudo da tenacidade do aço ferramenta H13**. 2008. 112 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica)- Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2008.

GORNI, A. A. **Desenvolvimento de Aços Alternativos aos Materiais Temperados e Revenidos com Limite de Resistência entre 600 e 800 Mpa**. 2001. 155 f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica)- Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2001.

GRANATO, D.; BRANCO, G. F.; CALADO, V. M. A. Experimental design and application of response surface methodology for process modelling and optimization. **A review, Food Research International**, Melbourne, v. 1, n. 1, p. 0-14, oct 2011.

GROSSELLE, F.; TIMELLI, G.; BONOLLO, F. Doe applied to microstructural and mechanical properties of Al-Si-Cu-Mg. **Journal Materials Science and Engineering**, Sydney, v. 527, n. 1, p. 3536-3545, oct 2010.

GUNASEGARAM, D. R. ; FARNSWORTH, D. J.; NGUYENA, T. T. Identification of critical factors affecting shrinkage porosity in permanent mold casting using numerical simulations based on design of experiments. **Journal of Materials Processing Technology**, Sydney, v. 209, n. 1, p. 1209-1219, oct 2009.

HERMENEGILDO, T. F. C. **Efeito do NB na cinética de revenimento de aço de baixo carbono**. 2006. 150 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica)- Universidade Estadual de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2006.

HODGSON, P. D.; GIBBS, R. K. A Mathematical Model to Predict the Mechanical Properties of Hot Rolled C-Mn and Microalloyed Steels". **ISIJ International**, Tokio, v. 32, n. 10, p. 32-50, jan 1992.

HOLLAND, J. H. **Adaptation in natural and artificial systems**. 1. ed. Cambridge: MIT press, 1975. 500 p.

ILZARBE, L.; ALVAREZ, M. J.; VILES, E.; TANCO, M. Practical applications of design of experiments in the field of engineering: A bibliographical review. **Quality and Reliability Engineering International**, New York, v. 24, n. 1, p. 417–428, oct 2008.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied multivariate statistical analysis**. 6. ed. Nova Jersey: Prentice Hall, 2007. 500 p.

JUNIOR, H. A. O. **Projeto de filtros digitais e separação de fontes usando fuzzy adaptive simulated annealing**. 2008. 140 f. Tese (Doutorado em Engenharia)- Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2008.

KIRKPATRICK, S.; GELLAT, D. C.; VECCHI, M. P. Optimization by *Simulated Annealing*. **Science**, New York, v. 220, n. 1, p. 671–680, oct 1983.

LIBRANTZ, A. F. H.; ARAÚJO, S. A. ; SANTANA, J. C. C.; BENVENGA, M. A. C. Cinética e otimização do processo de secagem do malte de milho usando *simulated annealing*. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 5., 2010, São Carlos-Brasil, 2010. Inpres. 1-17 p.

LIMA, V. B. S.; BALESTRASSI, P. P.; PAIVA, A. P. Otimização do desempenho de amplificadores de radio frequência banda larga: uma abordagem experimental. **Produção**, São Paulo, v.21, n. 1, p. 118-131, Mar 2011.

MACHADO, M. A. G. **Estudo das propriedades dos gráficos de controle bivariados com amostragem dupla**. 2006. 129 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica)- Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratingueta, Guaratinguetá, 2006.

MAIA, P. P. **Método do vetor gradiente multivariado**. 2013. 78 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção)- Universidade Federal de Itajuba, Itajubá, 2013.

MARK, J. A.; SHARI, L. K. Using Design of Experiments. **Paint &Coatings Industry**, Troy, v. 19, n. 1, p. 52–57, oct 2003.

MASON, L. R.; YOUNG, C. J. Monitor your industrial processes. **Quality Progress**, New York, v. 39, n. 4, p. 89–90, jan 2007.

MINGOTI, S. A. **Análise de dados através de métodos de estatística multivariada, uma abordagem aplicada**. 1. ed. Belo Horizonte: UFMG, 2007. 295 p.

MIGUEL, P. A. C.; FLEURY, A.; MELLO, C. H. P.; NAKANO, D. N.; TURRIONI, J. B.; HO, L. L.; MORABITO, R.; MARTINS, R. A.; PUREZA, V. **Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção e Gestão de Operações**. 1. ed. Rio de Janeiro: Elsevier LTDA, 2010. 280 p.

MONTGOMERY, C. D. **Design and analysis of experiments**. 8. ed. New York: John Wiley & Sons, 2013. 203p.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros**. 2. ed. New York: LTC, 2003. 463 p.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros**. 4. ed. New York: LTC, 2009. 514 p.

MONTGOMERY, C. D. **Introdução ao controle estatístico da qualidade**. 4. ed. New York: LTC, 2004. 513 p.

MOTULSKY, H.; CHRISTOPOULOS, A. Fitting models to biological data using linear e nonlinear regression: a practical guide to curve fitting. **GraphPad**, San Diego, v. 4, n. 4, p. 351–351, jan 2003.

MYUNG, J.; PITT, M.A.; KIM, W. Model evaluation, testing and selection. Columbus. **Handbook of Cognition**, Columbus, v. 1, n. 1, p. 45–45, jan 2003.

NARA, K. *Simulated Annealing Applications*. **Modern Optimization Techniques in Power Systems**, Washington, v. 1, n. 1, p. 15-38, jan 1999.

NAVARRO, D. J.; MYUNG, J. Model evaluation and selection. **Handbook of Cognition**, Columbus, v. 1, n. 1, p. 6–6, jan 2004.

NETO, B. B.; SCARMINIO, I. S.; BRUNS, R. E. **Como fazer experimentos: Pesquisa e Desenvolvimento na Ciência e na Indústria**. 3. ed. Campinas: Unicamp, 2007. 480 p.

OLIVEIRA, S. A. **Metaheurísticas Aplicadas ao Planejamento da Expansão da Transmissão de Energia Elétrica em Ambiente de Processamento Distribuído**. 2004. 150 f. Tese (Doutorado em Engenharia)- Universidade de Campinas, Campinas, 2004.

PAIVA, E. J. **Otimização de Manufatura com Múltiplas Respostas baseadas em índices de capacidade**. 2006. 117 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia)-Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2006.

PAULA, R. F. V. **Fadiga de molas helicoidais de suspensão de automóveis**. 2013. 145 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica)- Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2013.

PEARSON, K. **Early Statistical Papers**. 3. ed. Cambridge: E. S. Pearson, 1948. 400 p.

PHADKE, M. S. **Quality engineering using robust design**. 1. ed. New York: Prentice Hall, 1989. 333 p.

RAMOS, A. W. **CEP para processos contínuos em bateladas**. 2. ed. São Paulo: Edgard Blucher LTDA, 2005. 130 p.

RIBEIRO, L. P. P. G. **Caracterização das Propriedades Mecânicas do Aço SAE 4140 após Diferentes Tratamentos de Têmpera e Revenido**, 2006. 100 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Metalúrgica)- Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2006.

ROBIN; A.; ROSA, J. L., SILVA, M. B. Electrodeposition and characterization of Cu–Nb composite coatings. **Surface & Coatings Technology**, Sidney, v. 205, n. 1, p. 2152–2159, oct 2010.

RODRIGUES; F. L.; LEITE, H. G., SANTOS, H. N.; SOUZA, A. L. Meta-heurística Algoritmo Genético para solução de problemas de planejamento florestal com restrições de integridade. **Revista Árvore**, São Paulo, v. 28, n. 2, p. 21–39, oct 2004.

ROHATGI, P. K.; THAKKAR, R. B.; KIM, J. K.; DAOUD, A. Scatter and statistical analysis of tensile properties of cast SiC reinforced A359 alloys. **Materials Science and Engineering**, Sydney, v. 398, n. 2, p. 1–14, oct 2005.

ROSA, J. L.; ROBIN, A.; SILVA, M. B.; BALDAN, C. A.; PERES, M. P. Electrodeposition of copper on titanium wires: Taguchi experimental design approach. **Journal of Materials Processing Technology**, Sydney, v. 209, n. 1, p. 1181–1188, jan 2009.

SACOMAN M. A. R.; Otimização de projetos utilizando GRG, Solver e Excel. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE EDUCAÇÃO E ENGENHARIA, 1., 2012, Belém- Brasil, 2012. Impres. 1-12 p.

SILVA H. A.; SILVA M. B. Aplicação de um projeto de experimentos (DOE) na soldagem de tubos de zircaloy-4. **Produção & Engenharia**, São Paulo, v.1, n. 1, p. 41-52, dez 2008.

SILVA, K. G. **Uso de *simulated annealing* e algoritmo genético no problema da reconfiguração de uma rede de distribuição de energia elétrica.** 2013. 140 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia)- Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2013.

SILVA, G. R. **Caracterização magnética do Aço com a superfície endurecida.** 2010. 150 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia)- Universidade de Caxias do Sul, Caxias do Sul, 2010.

SODRÉ, M. Sobre a episteme comunicacional. **Matrizes USP**, São Paulo, v. 1, n. 1, p. 15–26, oct 2007.

SOUZA, H. J. C.; MOYSES, C. B.; PONTES, F. J.; DUARTE, R. N.; SILVA, C. E. S.; ALBERTO, F. L.; FERREIRA, U. R.; SILVA, M. B. Optimization Molecular assay optimized by Taguchi experimental design method for venous thromboembolism investigation. **Molecular and Cellular Probes**, Sidney, v.25, n. 1, p. 231-237, dez 2011.

SOUZA, M. J. F. **Notas de aula da disciplina Inteligência Computacional para Otimização.** Departamento de Computação, Instituto de Ciências Exatas e Biológicas, Universidade Federal de Ouro Preto, 2007.

STEIN, C. R. **Efeito da rápida austenitização sobre as propriedades mecânicas de um aço C-Mn.** 2004. 73 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia)- Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2004.

TOFFOLO, T. A. M.; SOUZA, M. J. F. S.; SILVA, G.P. **Resolução do problema de rodízio de tripulações de ônibus urbano via *simulated annealing* e *iterated local search*.** 2005. 100 f. Monografia (Especialização em Computação)- Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2005.

WANG, J.; WAN, W. Application of desirability function based on neural network for optimizing biohydrogen production process. **International journal o f hydrogen energy**, Sidney, v.34, n. 1, p. 1253-1259, dez 2009.

WU, F. C. Optimization of correlated multiple quality characteristics using desirability function. **Quality engineering**, New York, v. 17, n. 1, p. 119-126, oct 2005.

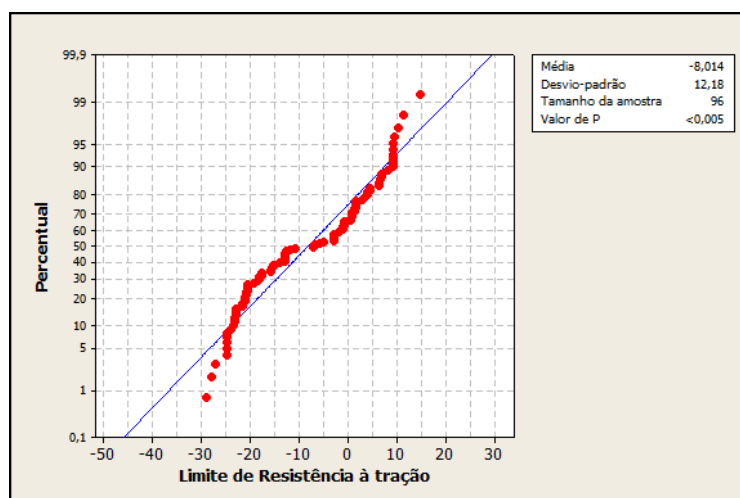
YAMADA, Y. Material for springs. **Japan Society of spring Engineers**, Tokio, v. 1, n. 1, p. 377-384, dec 2007.

YAMAMOTO, L. **Uso de *simulated annealing* e algoritmo genético no problema da reconfiguração de uma rede de distribuição de energia elétrica**. 2004. 100 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia)-Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2004.

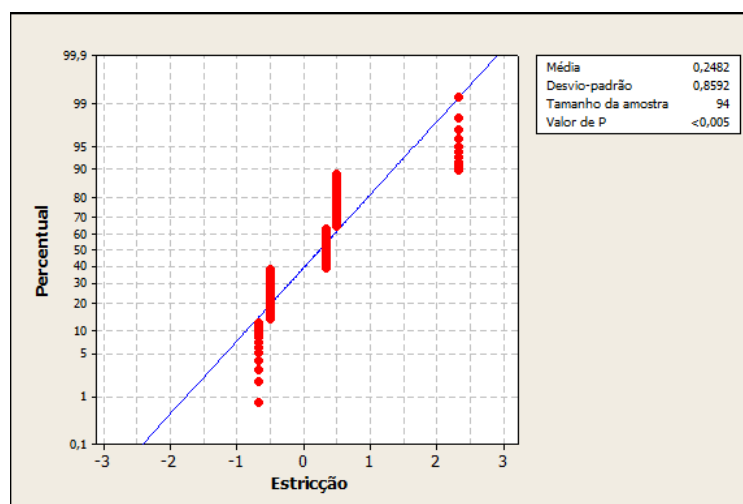
ZINI, E. O. C. **Algoritmo Genético especializado na resolução de problemas com variáveis contínuas e altamente restritos**. 2009. 100 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica)- Universidade Estadual Paulista, 2009.

APÊNDICE (A) - TESTE DE NORMALIDADE DE RESÍDUOS (MODELO POR INTERAÇÕES)

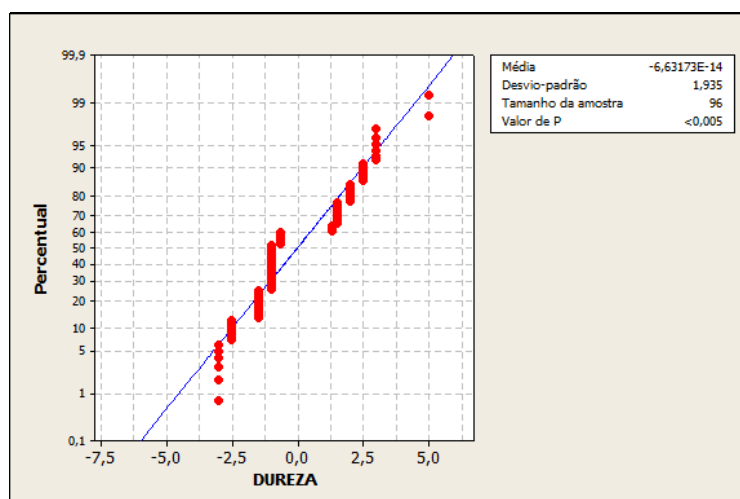
Teste de Normalidade/Resíduos do modelo por interações Geral- Limite de resistência à tração.



Teste de Normalidade/Resíduos do modelo por interações Geral- Estricção.

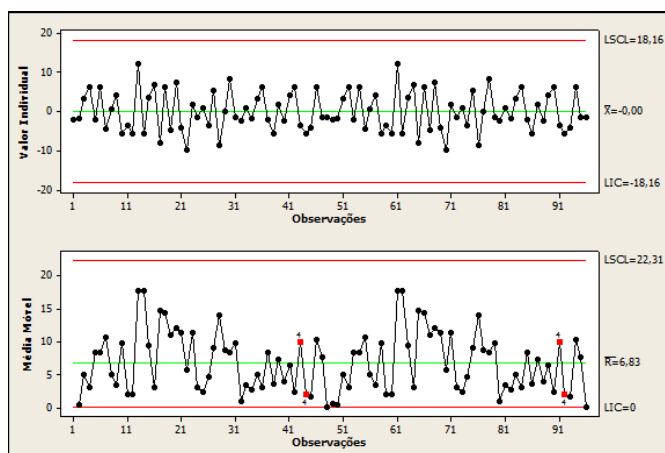


Teste de Normalidade/Resíduos do modelo por interações Geral- Dureza.

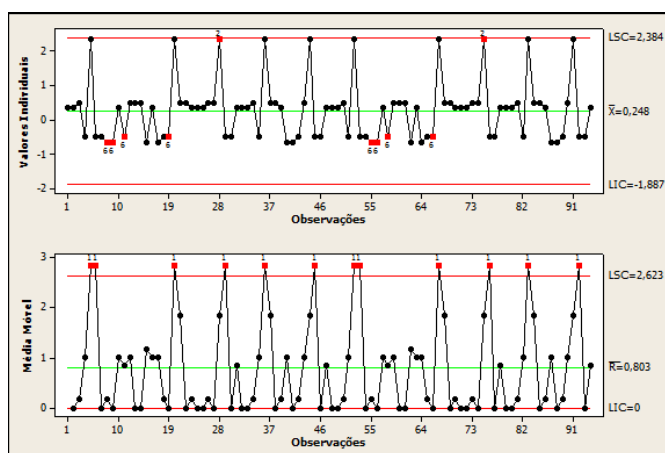


APÊNDICE (B) - CARTAS DE CONTROLE/RESÍDUOS DO MODELO GERAL POR INTERAÇÕES

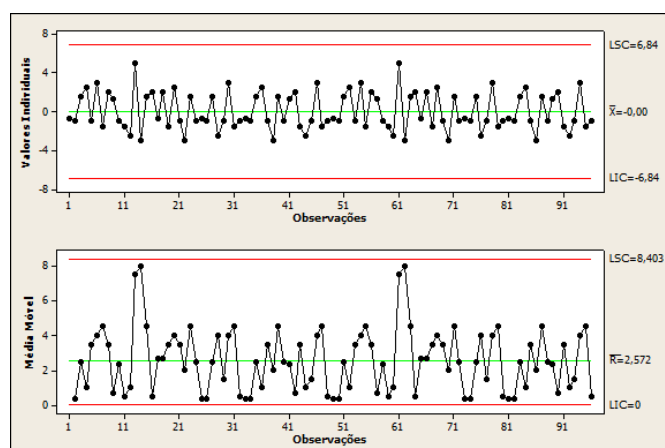
Carta de controle/Resíduos do modelo por interações Geral- Limite de resistência à tração.



Carta de controle/Resíduos do modelo por interações Geral- Estricção.

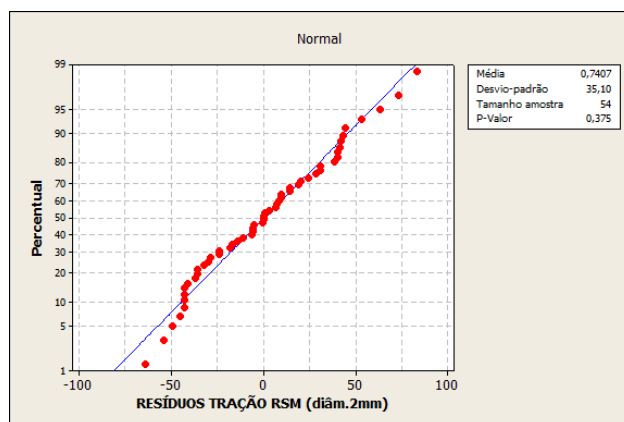


Teste de Normalidade/Resíduos do modelo por interações Geral- Dureza.

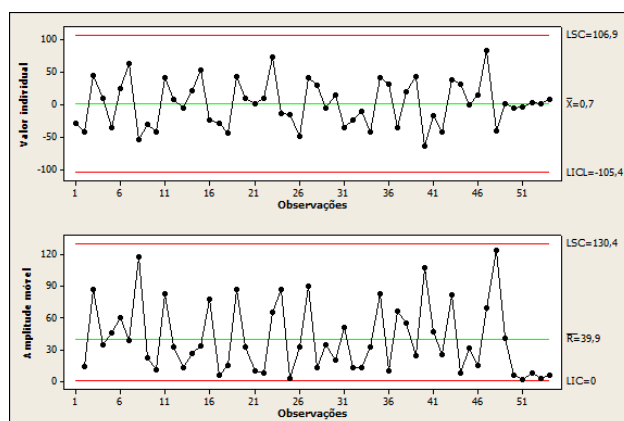


APÊNDICE (C)- NORMALIDADE/CEP/CAPABILIDADE DOS RESÍDUOS/MODELOS QUADRÁTICOS

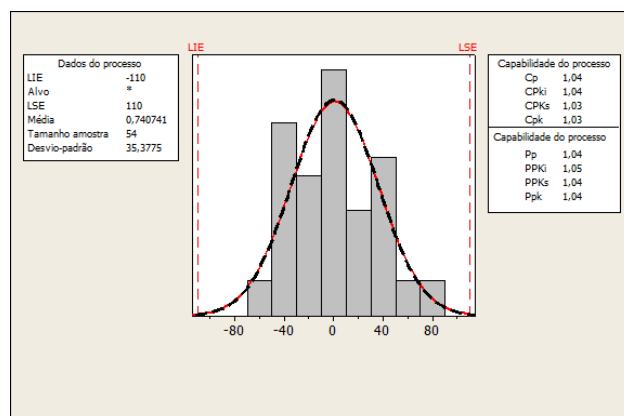
Teste de Normalidade dos Resíduos- Limite de resistência à tração /Modelo Quadrático(2,00mm).



Carta de Controle dos Resíduos- Limite de resistência à tração /Modelo Quadrático(2,00mm).

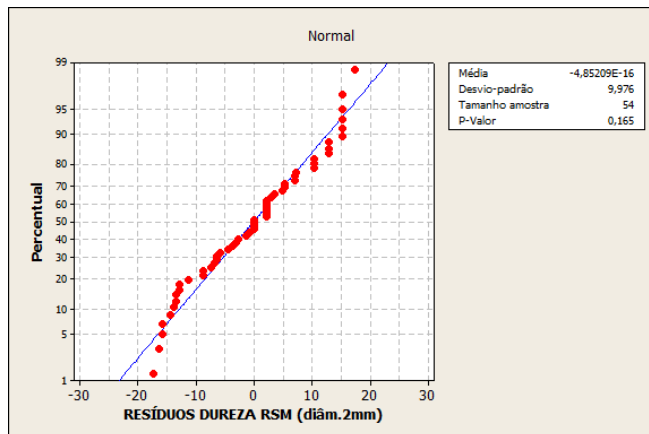


Capabilidade dos Resíduos- Limite de resistência à tração /Modelo Quadrático (2,00mm).

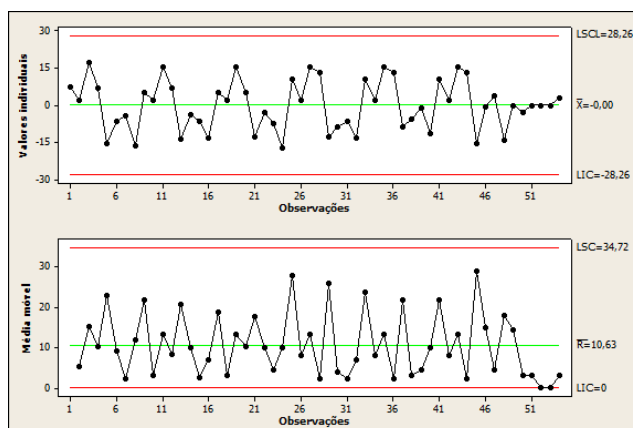


APÊNDICE (D) - NORMALIDADE/CEP/CAPABILIDADE DOS RESÍDUOS/MODELOS QUADRÁTICOS

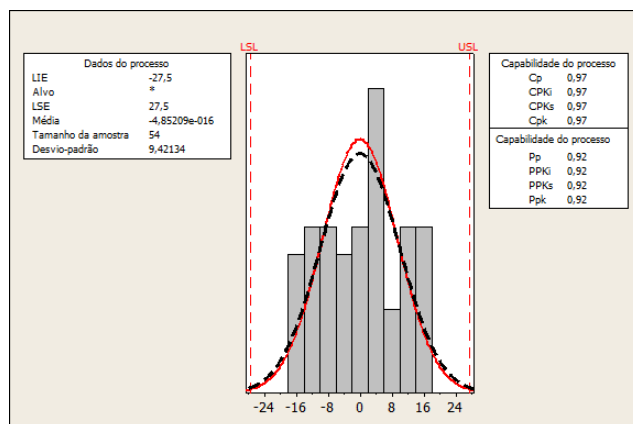
Teste de Normalidade dos Resíduos- Dureza /Modelo Quadrático (2,00mm).



Carta de Controle dos Resíduos- Dureza /Modelo Quadrático (2,00mm).

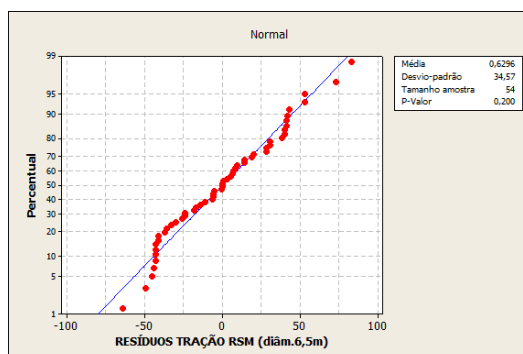


Capabilidade dos Resíduos- Dureza/Modelo Quadrático (2,00mm).

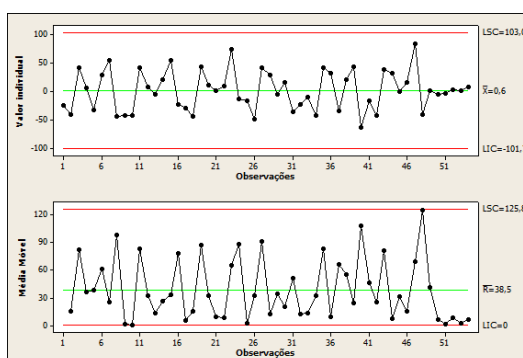


APÊNDICE (E) - NORMALIDADE/CEP/CAPABILIDADE DOS RESÍDUOS/MODELOS QUADRÁTICOS

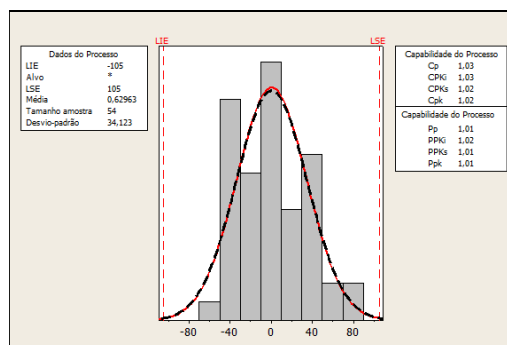
Teste de Normalidade dos Resíduos- Limite de resistência à tração /Modelo Quadrático (6,50mm).



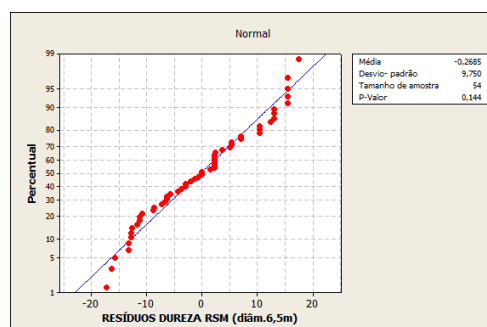
Carta de Controle dos Resíduos- Limite de resistência à tração /Modelo Quadrático (6,50mm).



Capabilidade dos Resíduos- Limite de resistência à tração /Modelo Quadrático (6,50mm).

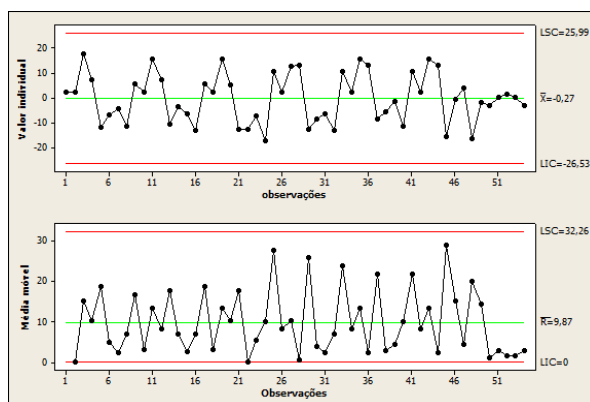


Teste de Normalidade dos Resíduos- Dureza /Modelo Quadrático (6,50mm).

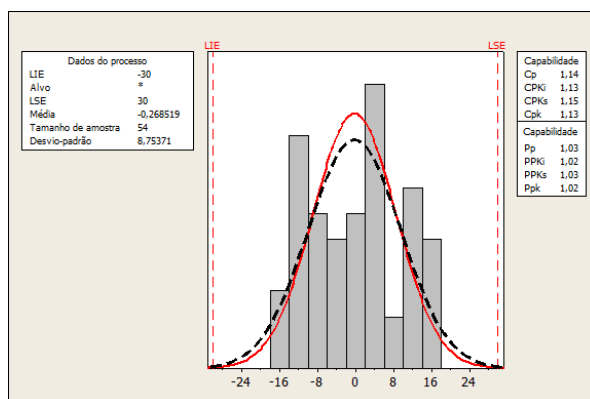


APÊNDICE (F) - CEP/CAPABILIDADE DOS RESÍDUOS- DUREZA /MODELO QUADRÁTICO

Carta de Controle dos Resíduos- Dureza /Modelo Quadrático (6,50mm).



Capabilidade dos Resíduos- Dureza/Modelo Quadrático (6,50mm).



APÊNDICE (G) - PROGRAMAÇÃO SCILAB, DIÂMETRO 2,00MM (MODELO POR INTERAÇÕES)

<pre> // Programa 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; // solução atual x_atual1=x1; x_atual2=x2; x_atual3=x3; dat=0; da_final=0; //contador i=0; while t>1d-15; i=i+1; disp([i, dat, x_atual1, x_atual2, x_atual3]); 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_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 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; solucoes1=[x1;solucoes1]; solucoes2=[x2;solucoes2]; solucoes3=[x3;solucoes3]; 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); </pre>	<pre> Lc=(2036+6.1*x_atual1-101*x_atual2- 5.3*x_atual3+2.8*x_atual1*x_atual3+13*x_atual2*x_atual 3-3.4*x_atual1*x_atual2*x_atual3); Ra=(54.08-0.5*x_atual1+2.875*x_atual2+0.25*x_atual3- 0.7917*x_atual2*x_atual3); Dr=(574.92+1.75*x_atual1-28.17*x_atual2 1.54*x_atual3+0.87*x_atual1*x_atual3+3.79*x_atual2*x_ atual3-1.21*x_atual1*x_atual2*x_atual3); if Lc<1930 Lc>2150 Ra<40 Ra>60 Dr>600 Dr<545 then da1=1000; da2=1000; else da1=abs((2040-Lc)/2040)*100; da2=abs((50-Ra)/50)*100; da2=abs((572-Dr)/572)*100; end dat=da1+da2; x1=solucoes1(vizinho1); x2=solucoes2(vizinho2); x3=solucoes3(vizinho3); Lc_final=(2036+6.1*x_atual1-101*x_atual2- 5.3*x_atual3+2.8*x_atual1*x_atual3+13*x_atual2*x_atual 3-3.4*x_atual1*x_atual2*x_atual3); Ra_final=(54.08- 0.5*x_atual1+2.875*x_atual2+0.25*x_atual3- 0.7917*x_atual2*x_atual3); Dr_final=(574.92+1.75*x_atual1-28.17*x_atual2- 1.54*x_atual3+0.87*x_atual1*x_atual3+3.79*x_atual2*x_ atual3-1.21*x_atual1*x_atual2*x_atual3); d1=abs((2040-Lc_final)/2040)*100; d2=abs((50-Ra_final)/50)*100; d3=abs((572-Ra_final)/572)*100; da_final=(d1+d2+d3); end delta=da_final-dat; // teste de aceitação da solução escolhida if delta<=0 then x_atual1=x1; x_atual2=x2; x_atual3=x3; else probabilidade=exp(-delta/t); teste=rand(1); if probabilidade>teste then x_atual1=x1; x_atual2=x2; x_atual3=x3; end end // redução da temperatura t=r*t; i=i+1; end y1=(2036+6.1*x_atual1-101*x_atual2- 5.3*x_atual3+2.8*x_atual1*x_atual3+13*x_atual2*x_atual 3-3.4*x_atual1*x_atual2*x_atual3); y2=(54.08-0.5*x_atual1+2.875*x_atual2+0.25*x_atual3- 0.7917*x_atual2*x_atual3); y3=(574.92+1.75*x_atual1-28.17*x_atual2- 1.54*x_atual3+0.87*x_atual1*x_atual3+3.79*x_atual2*x_ atual3-1.21*x_atual1*x_atual2*x_atual3); </pre>
--	---

APÊNDICE (H) - PROGRAMAÇÃO SCILAB, DIÂMETRO 6,50MM (MODELO POR INTERAÇÕES)

<pre>// Programa 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; // solução atual x_atual1=x1; x_atual2=x2; x_atual3=x3; dat=0; da_final=0; //contador i=0; while t>1d-15; i=i+1; disp([i, dat, x_atual1, x_atual2, x_atual3]); 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_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 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; solucoes1=[x1;solucoes1]; solucoes2=[x2;solucoes2]; solucoes3=[x3;solucoes3]; 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); Lc=(1874.54+11.29*x_atual1-97.54*x_atual2-</pre>	<pre>2.88*x_atual1*x_atual2*x_atual3); Ra=(44.833- 2.250*x_atual1+0.708*x_atual2+1.5*x_atual3+1.29*x_atual1*x_atual2- 1.5*x_atual1*x_atual3- 1.458*x_atual2*x_atual3+1.542*x_atual1*x_atual2*x_atual3); Dr=(529.27+3.10*x_atual1-27.65*x_atual2- 0.65*x_atual3+0.77*x_atual1*x_atual3+0.27*x_atual2*x_atual3- 1.15*x_atual1*x_atual2*x_atual3); if Lc<1770 Lc>1980 Ra<40 Ra>56 Dr>560 Dr<500 then da1=1000; da2=1000; else da1=abs((1875-Lc)/1875)*100; da2=abs((48-Ra)/48)*100; da2=abs((530-Dr)/530)*100; end dat=da1+da2; x1=solucoes1(vizinho1); x2=solucoes2(vizinho2); x3=solucoes3(vizinho3); Lc_final=(1874.54+11.29*x_atual1-97.54*x_atual2- 2.71*x_atual3+2.87*x_atual1*x_atual3-2.88*x_atual1*x_atual2*x_atual3); Ra_final=(44.833- 2.250*x_atual1+0.708*x_atual2+1.5*x_atual3+1.29*x_atual1*x_atual2- 1.5*x_atual1*x_atual3- 1.458*x_atual2*x_atual3+1.542*x_atual1*x_atual2*x_atual3); Dr_final=(529.27+3.10*x_atual1-27.65*x_atual2- 0.65*x_atual3+0.77*x_atual1*x_atual3+0.27*x_atual2*x_atual3- 1.15*x_atual1*x_atual2*x_atual3); d1=abs((1875-Lc_final)/1875)*100; d2=abs((48-Ra_final)/48)*100; d3=abs((530-Ra_final)/530)*100; da_final=(d1+d2+d3); end delta=da_final-dat; // teste de aceitação da solução escolhida if delta<=0 then x_atual1=x1; x_atual2=x2; x_atual3=x3; else probabilidade=exp(-delta/t); teste=rand(1); if probabilidade>teste then x_atual1=x1; x_atual2=x2; x_atual3=x3; end end // redução da temperatura t=r*t; i=i+1; end y1=(1874.54+11.29*x_atual1-97.54*x_atual2- 2.71*x_atual3+2.87*x_atual1*x_atual3-2.88*x_atual1*x_atual2*x_atual3); y2=(44.833- 2.250*x_atual1+0.708*x_atual2+1.5*x_atual3+1.29*x_atual1*x_atual2- 1.5*x_atual1*x_atual3- 1.458*x_atual2*x_atual3+1.542*x_atual1*x_atual2*x_atual3); y3=(529.27+3.10*x_atual1-27.65*x_atual2- 0.65*x_atual3+0.77*x_atual1*x_atual3+0.27*x_atual2*x_atual3- 1.15*x_atual1*x_atual2*x_atual3);</pre>
--	--

APÊNDICE (I) - PROGRAMAÇÃO SCILAB, DIÂMETRO 2,00MM (MODELAGEM QUADRÁTICA)

<pre>// Programa 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; // solução atual x_atual1=x1; x_atual2=x2; dat=0; da_final=0; //contador i=0; while t>1d-15; i=i+1; disp([i, dat, x_atual1, x_atual2]); lines(0); x_maximo1=x_atual1+0.1; if x_maximo1>x_max then x_maximo1=x_max end _maximo2=x_atual2+0.1; if x_maximo2>x_max then x_maximo2=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 solucoes1=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo1-x_minimo1)+x_minimo1; solucoes2=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo2-x_minimo2)+x_minimo2; solucoes1=[x1:solucoes1]; solucoes2=[x2:solucoes2]; for m=1:k //escolhe vizinho aleatoriamente vizinho1=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1); vizinho2=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1); tração=(2046+14.18*x_atual1-145.9*x_atual2-45.21*x_atual1*x_atual1+42.17*x_atual2*x_atual2); dureza=(578+3.885*x_atual1-35.72*x_atual2-13.4*x_atual1*x_atual1+0*x_atual2*x_atual2); if tração<1930 tração>2150 dureza>600 dureza<545 then</pre>	<pre>da1=1000; da2=1000; else da1=abs((2040-tração)/2040)*100; da2=abs((572-dureza)/572)*100; end dat=da1+da2; x1=solucoes1(vizinho1); x2=solucoes2(vizinho2); tração_final=(2046+14.18*x1-145.9*x2-45.21*x1*x1+42.17*x2*x2); dureza_final=(578+3.885*x1-35.72*x2-13.4*x1*x1+0*x2*x2); d1=abs((2040-tração_final)/2040)*100; d2=abs((572-dureza_final)/572)*100; da_final=(d1+d2); end delta=da_final-dat; // teste de aceitação da solução escolhida if delta<=0 then x_atual1=x1; x_atual2=x2; else probabilidade=exp(-delta/t); teste=rand(1); if probabilidade>teste then x_atual1=x1; x_atual2=x2; end end // redução da temperatura t=r*t; i=i+1; end y1=(2046+14.18*x_atual1-145.9*x_atual2-45.21*x_atual1*x_atual1+42.17*x_atual2*x_atual2); y2=(578+3.885*x_atual1-35.72*x_atual2-13.4*x_atual1*x_atual1+0*x_atual2*x_atual2); lines(0); disp(y1,"y1 = "); disp(y2, "y2 =") disp(da_final, "d_final ="); disp(t,"t = "); disp(i,"i = ");</pre>
---	---

APÊNDICE (J) - PROGRAMAÇÃO SCILAB, DIÂMETRO 6,50MM (MODELAGEM QUADRÁTICA)

<pre>// Programa 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; // solução atual x_atual1=x1; x_atual2=x2; dat=0; da_final=0; //contador i=0; while t>1d-15; i=i+1; disp([i, dat, x_atual1, x_atual2]); 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_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 solucoes1=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo1-x_minimo1)+x_minimo1; solucoes2=rand(num_solucoes,1)*(x_maximo2-x_minimo2)+x_minimo2; solucoes1=[x1:solucoes1]; solucoes2=[x2:solucoes2]; for m=1:k //escolhe vizinho aleatoriamente vizinho1=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1); vizinho2=int32(rand(1)*(num_solucoes-1)+1);</pre>	<pre>Tração=(1847.33-19.36*x_atual1-105.3*x_atual2- 62.08*x_atual1*x_atual1+32.17*x_atual2*x_atual2); Dureza=(521.5-13.15*x_atual1-45.16*x_atual2- 24.07*x_atual1*x_atual1+0*x_atual2*x_atual2); if Tração<1770 Tração>1980 Dureza>560 Dureza<500 then da1=1000; da2=1000; else da1=abs((1875-Tração)/1875)*100; da2=abs((530-Dureza)/530)*100; end dat=da1+da2; x1=solucoes1(vizinho1); x2=solucoes2(vizinho2); Tração_final=(1847.33-19.36*x1-105.3*x2- 62.08*x1*x1+32.17*x2*x2); Dureza_final=(521.5-13.15*x1-45.16*x2- 24.07*x1*x1+0*x2*x2); d1=abs((1875-Tração_final)/1875)*100; d2=abs((530-Dureza_final)/530)*100; da_final=(d1+d2); end delta=da_final-dat; // teste de aceitação da solução escolhida if delta<=0 then x_atual1=x1; x_atual2=x2; else probabilidade=exp(-delta/t); teste=rand(1); if probabilidade>teste then x_atual1=x1; x_atual2=x2; end end // redução da temperatura t=r*t; i=i+1; end y1=(1847.33-19.36*x_atual1-105.3*x_atual2- 62.08*x_atual1*x_atual1+32.17*x_atual2*x_atual2); y2=(521.5-13.15*x_atual1-45.16*x_atual2- 24.07*x_atual1*x_atual1+0*x_atual2*x_atual2); lines(0); disp(y1,"y1 = "); disp(y2, "y2 ="); disp(da_final, "d_final ="); disp(t,"t = "); disp(i,"i = ");</pre>
--	--

APÊNDICE (L) – CÁLCULOS DE AUTOVALORES E AUTOVETORES (ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS).

Índices	PC1	PC2	PC3	PC4	RT
1	-1,37123	-1,07321	1,082231	-0,11629	2149
2	-1,72751	-1,07321	1,081223	0,239986	2157
3	-1,37123	1,073213	1,082231	-0,11629	1924
4	-1,72751	1,073213	1,081223	0,239986	1924
5	-1,3648	-1,07321	-1,06297	-0,11629	2108
6	-1,72107	-1,07321	-1,06398	0,239986	2136
7	-1,3648	1,073213	-1,06297	-0,11629	1927
8	-1,72107	1,073213	-1,06398	0,239986	1946
9	-1,37123	-1,07321	1,082231	-0,11629	2148
10	-1,72751	-1,07321	1,081223	0,239986	2155
11	-1,37123	1,073213	1,082231	-0,11629	1922
12	-1,72751	1,073213	1,081223	0,239986	1924
13	-1,3648	-1,07321	-1,06297	-0,11629	2106
14	-1,72107	-1,07321	-1,06398	0,239986	2127
15	-1,3648	1,073213	-1,06297	-0,11629	1926
16	-1,72107	1,073213	-1,06398	0,239986	1946
17	-1,37123	-1,07321	1,082231	-0,11629	2146
18	-1,72751	-1,07321	1,081223	0,239986	2157
19	-1,37123	1,073213	1,082231	-0,11629	1920
20	-1,72751	1,073213	1,081223	0,239986	1922
21	-1,3648	-1,07321	-1,06297	-0,11629	2108
22	-1,72107	-1,07321	-1,06398	0,239986	2127
23	-1,3648	1,073213	-1,06297	-0,11629	1944
24	-1,72107	1,073213	-1,06398	0,239986	1946
25	-1,37123	-1,07321	1,082231	-0,11629	2161
26	-1,72751	-1,07321	1,081223	0,239986	2151
27	-1,37123	1,073213	1,082231	-0,11629	1921
28	-1,72751	1,073213	1,081223	0,239986	1943
29	-1,3648	-1,07321	-1,06297	-0,11629	2104
30	-1,72107	-1,07321	-1,06398	0,239986	2136
31	-1,3648	1,073213	-1,06297	-0,11629	1935
32	-1,72107	1,073213	-1,06398	0,239986	1953
33	-1,37123	-1,07321	1,082231	-0,11629	2167
34	-1,72751	-1,07321	1,081223	0,239986	2157
35	-1,37123	1,073213	1,082231	-0,11629	1920
36	-1,72751	1,073213	1,081223	0,239986	1945
37	-1,3648	-1,07321	-1,06297	-0,11629	2102
38	-1,72107	-1,07321	-1,06398	0,239986	2134
39	-1,3648	1,073213	-1,06297	-0,11629	1946
40	-1,72107	1,073213	-1,06398	0,239986	1951
41	-1,37123	-1,07321	1,082231	-0,11629	2160
42	-1,72751	-1,07321	1,081223	0,239986	2157
43	-1,37123	1,073213	1,082231	-0,11629	1918
44	-1,72751	1,073213	1,081223	0,239986	1945
45	-1,3648	-1,07321	-1,06297	-0,11629	2109
46	-1,72107	-1,07321	-1,06398	0,239986	2127
47	-1,3648	1,073213	-1,06297	-0,11629	1947
48	-1,72107	1,073213	-1,06398	0,239986	1946
49	-1,55126	-8,4E-11	-0,0884	0,067248	2046
50	-1,55126	-8,4E-11	-0,0884	0,067248	2040

51	-1,55126	-8,4E-11	-0,0884	0,067248	2041
52	-1,55126	-8,4E-11	-0,0884	0,067248	2049
53	-1,55126	-8,4E-11	-0,0884	0,067248	2047
54	-1,55126	-8,4E-11	-0,0884	0,067248	2053
55	0,587059	-1,07321	1,08777	-0,382	2038
56	0,381932	-1,07321	1,08719	-0,17687	2064
57	0,587059	1,073213	1,08777	-0,382	1835
58	0,381932	1,073213	1,08719	-0,17687	1869
59	0,593494	-1,07321	-1,05743	-0,382	2030
60	0,388368	-1,07321	-1,05801	-0,17687	2086
61	0,593494	1,073213	-1,05743	-0,382	1833
62	0,388368	1,073213	-1,05801	-0,17687	1868
63	0,587059	-1,07321	1,08777	-0,382	2030
64	0,381932	-1,07321	1,08719	-0,17687	2067
65	0,587059	1,073213	1,08777	-0,382	1835
66	0,381932	1,073213	1,08719	-0,17687	1868
67	0,593494	-1,07321	-1,05743	-0,382	2030
68	0,388368	-1,07321	-1,05801	-0,17687	2037
69	0,593494	1,073213	-1,05743	-0,382	1835
70	0,388368	1,073213	-1,05801	-0,17687	1869
71	0,587059	-1,07321	1,08777	-0,382	2036
72	0,381932	-1,07321	1,08719	-0,17687	2057
73	0,587059	1,073213	1,08777	-0,382	1835
74	0,381932	1,073213	1,08719	-0,17687	1870
75	0,593494	-1,07321	-1,05743	-0,382	2032
76	0,388368	-1,07321	-1,05801	-0,17687	2059
77	0,593494	1,073213	-1,05743	-0,382	1843
78	0,388368	1,073213	-1,05801	-0,17687	1871
79	0,587059	-1,07321	1,08777	-0,382	2029
80	0,381932	-1,07321	1,08719	-0,17687	2064
81	0,587059	1,073213	1,08777	-0,382	1837
82	0,381932	1,073213	1,08719	-0,17687	1870
83	0,593494	-1,07321	-1,05743	-0,382	2031
84	0,388368	-1,07321	-1,05801	-0,17687	2063
85	0,593494	1,073213	-1,05743	-0,382	1841
86	0,388368	1,073213	-1,05801	-0,17687	1872
87	0,482608	-8,4E-11	-0,08264	-0,27404	1938
88	0,482608	-8,4E-11	-0,08264	-0,27404	1931
89	0,482608	-8,4E-11	-0,08264	-0,27404	1937
90	0,482608	-8,4E-11	-0,08264	-0,27404	1938
91	0,482608	-8,4E-11	-0,08264	-0,27404	1938
92	0,482608	-8,4E-11	-0,08264	-0,27404	1935
93	1,768028	-1,07321	1,091111	0,129609	1968
94	1,774464	-1,07321	-1,05409	0,129609	1949
95	1,768028	1,073213	1,091111	0,129609	1771
96	1,774464	1,073213	-1,05409	0,129609	1760
97	1,649271	-1,07321	1,090775	0,248367	1980
98	1,655706	-1,07321	-1,05442	0,248367	1992
99	1,649271	1,073213	1,090775	0,248367	1796
100	1,655706	1,073213	-1,05442	0,248367	1787
101	1,768028	-1,07321	1,091111	0,129609	1974
102	1,774464	-1,07321	-1,05409	0,129609	1963
103	1,768028	1,073213	1,091111	0,129609	1764
104	1,774464	1,073213	-1,05409	0,129609	1768

105	1,649271	-1,07321	1,090775	0,248367	1976
106	1,655706	-1,07321	-1,05442	0,248367	1980
107	1,649271	1,073213	1,090775	0,248367	1784
108	1,655706	1,073213	-1,05442	0,248367	1793
109	1,768028	-1,07321	1,091111	0,129609	1962
110	1,774464	-1,07321	-1,05409	0,129609	1947
111	1,768028	1,073213	1,091111	0,129609	1763
112	1,774464	1,073213	-1,05409	0,129609	1766
113	1,649271	-1,07321	1,090775	0,248367	1988
114	1,655706	-1,07321	-1,05442	0,248367	1976
115	1,649271	1,073213	1,090775	0,248367	1797
116	1,655706	1,073213	-1,05442	0,248367	1785
117	1,768028	-1,07321	1,091111	0,129609	1971
118	1,774464	-1,07321	-1,05409	0,129609	1951
119	1,768028	1,073213	1,091111	0,129609	1773
120	1,774464	1,073213	-1,05409	0,129609	1763
121	1,649271	-1,07321	1,090775	0,248367	1978
122	1,655706	-1,07321	-1,05442	0,248367	1994
123	1,649271	1,073213	1,090775	0,248367	1781
124	1,655706	1,073213	-1,05442	0,248367	1784
125	1,706762	-8,4E-11	-0,07918	0,194386	1850
126	1,706762	-8,4E-11	-0,07918	0,194386	1847
127	1,706762	-8,4E-11	-0,07918	0,194386	1849
128	1,706762	-8,4E-11	-0,07918	0,194386	1848
129	1,706762	-8,4E-11	-0,07918	0,194386	1844
130	1,706762	-8,4E-11	-0,07918	0,194386	1846

Variável	PC1	PC2	PC3	PC4
Diâmetro	0,707	0,000	0,002	0,707
Velocidade	-0,707	0,000	-0,002	0,707
Temp.Chumbo	-0,000	1,000	-0,000	0,000
% Polímero	0,003	-0,000	-1,000	0,000

Índices	PC1	PC2	PC3	PC4
Auto-valores	1,9496	1,0000	1,0000	0,0504
Proporção	0,487	0,250	0,250	0,013
Acumulado	0,487	0,737	0,987	1,000

ANEXO A- FATORES PARA CÁLCULOS DE LIMITES DE CONTROLE (CEP)

n	A_2	A_3	E_2	B_3	B_4
2	1,880	2,695	2,660	–	3,267
3	1,023	1,954	1,772	–	2,568
4	0,729	1,628	1,457	–	2,266
5	0,577	1,427	1,290	–	2,089
6	0,483	1,287	1,184	0,030	1,970
7	0,419	1,182	1,109	0,118	1,882
8	0,373	1,099	1,054	0,185	1,815
9	0,337	1,032	1,010	0,239	1,761
10	0,308	0,975	0,975	0,284	1,716

n	D_3	D_4	D	c_4	d_2
2	–	3,267	0,709	0,798	1,128
3	–	2,574	0,524	0,886	1,693
4	–	2,282	0,446	0,921	2,059
5	–	2,114	0,403	0,940	2,326
6	–	2,004	0,375	0,952	2,534
7	0,076	1,924	0,353	0,959	2,704
8	0,136	1,864	0,338	0,965	2,847
9	0,184	1,816	0,325	0,969	2,970
10	0,223	1,777	0,314	0,973	3,078

(Fonte: RAMOS, 2005)

ANEXO B- GRADIENTE REDUZIDO GENERALIZADO (MÉTODO DE CÁLCULO)

O Gradiente Reduzido Generalizado pode ser calculado por (1):

$$\begin{aligned} & \text{Minimizar } F_{m+1}(X) \\ & \text{Sujeito a: } h_i(X) = 0, i = 1, neq, \\ & \quad 0 \leq h_i(X) \leq ub(n + i), i = neq + 1, m, \\ & \quad lb(i) \leq X_i \leq ub(i), i = 1, n, \end{aligned}$$

(1)

Sendo X um vetor de n variáveis, o número de restrições de igualdade (neq) podendo ser zero e as funções consideradas diferenciáveis. As funções escritas também podem ser convertidas em restrições de igualdade, adicionando-se as variáveis de folga $X_{n+1}, \dots, X_{m+n}$, tal que as funções contidas a seguir (2), são os limites para as variáveis de folga:

$$\begin{aligned} & \text{Minimizar } F_{m+1}(X) \\ & \text{Sujeito a: } h_i(X) - X_{n+1} = 0, i = 1, m \\ & \quad lb(i) \leq ub(i), i = 1, n + m \\ & \quad lb(i) = ub(i) = 0, i = n, n + neq \\ & \quad lb(i) = 0, i = n + neq + 1, n + m \end{aligned}$$

(2)

Segundo Del Castilho et.al (1999) e Nash e Sofer (1996), a expressão “Gradiente Reduzido” significa que o algoritmo GRG é iniciado com a substituição das restrições na função objetivo, reduzindo assim o número de variáveis e de gradientes presentes. Em um vetor viável X , faz-se a partição das variáveis dependentes e independentes, podendo-se escrever conforme a seguir (3):

$$X = \begin{pmatrix} Z \\ Y \end{pmatrix}$$

(3)

Sendo Z , as variáveis independentes (gradiente reduzido na configuração irrestrita) e Y as variáveis dependentes (escritas usando os resultados de Z). A função objetivo pode ser reescrita (4) e as restrições das variáveis dependentes e independentes:

$$\begin{aligned} F(X) &= F(Z, Y) \\ h(X) &= h(Z, Y) \end{aligned}$$

(4)

Na expansão na série de Taylor, e derivando-se a função objetivo e as restrições, pode-se obter (5):

$$\begin{aligned} dF(X) &= \nabla_z F(X)^T dZ + \nabla_y F(X)^T dY \\ dh_j(X) &= \nabla_z h_j(X)^T dZ + \nabla_y h_j(X)^T dY \end{aligned}$$

(5)

E para atender a condição de otimalidade é necessário que $dh_j(X)=0$, sendo, as restrições ativas e viáveis permanentes neste estado (6):

$$\begin{aligned} A &= \nabla_z h_j(X)^T ; \text{ e } B = \nabla_y h_j(X)^T \\ dh_j(X) &= AdZ + BdY \end{aligned}$$

(6)

Podendo-se escrever: $dY = B^{-1}[dh_j(X) - AdZ] = -B^{-1}AdZ$. Com esta relação entre as mudanças nas variáveis dependentes e independentes, pode-se substituir esta expressão (7):

$$\begin{aligned} dF(X) &= \nabla_z F(X)^T dZ + \nabla_y F(X)^T - [B^{-1}A]dZ \\ dF(X) &= \{(\nabla_z)^T F(X) + (\nabla_y)^T F(X) - [B^{-1}A]^T\}dZ \end{aligned}$$

(7)

Neste caso, o problema restrito se transformou em um problema irrestrito, escrito apenas e função de Z . Utilizando-se esses resultados, é possível a definição do

Gradiente (8). Essa é a formulação para o Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) baseado em uma aproximação linear e por meio do equacionamento, a direção de busca pode ser escrita a seguir (9):

$$G_R = \frac{d}{dz} F(X) = \nabla_z F(X) - [B^{-1}A]^T \nabla_y F(X)^T$$

(8)

$$S_x = \begin{pmatrix} S_z \\ S_y \end{pmatrix}, \text{ com } S_z = -G_R \text{ e } S_y = dY$$

(9)

Para as interações (10) faz-se a verificação em cada passo, se X_{k+1} é viável e se $h(X_{k+1})=0$. Então, pode-se resolver $F(X)$ escrito em termos do multiplicador de Lagrange α . Para isso, deve-se utilizar algum algoritmo unidimensional de busca, assim como, o método de Newton:

$$X^{k+1} = X^k + \alpha S^{k+1}$$

(10)