

CRISTIE DIEGO PIMENTA

PROJETO DE EXPERIMENTOS E MODELAMENTO MATEMÁTICO
DO LIMITE DE RESISTÊNCIA DOS ARAMES DE AÇO SAE 9254
TEMPERADOS E REVENIDOS USADOS NA FABRICAÇÃO DE
MOLAS AUTOMOBILÍSTICAS.

Dissertação apresentada à Faculdade
de Engenharia do Campus de
Guaratinguetá, Universidade
Estadual Paulista, para a obtenção
do título de Mestre em Engenharia
Mecânica na área de transmissão e
conversão de energia.

Orientador: Prof. Dr. Messias Borges Silva

Co-orientador: Prof. Dr. Rosinei Batista Ribeiro

Guaratinguetá
2008

UNESP  UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá

**PROJETO DE EXPERIMENTOS E MODELAMENTO MATEMÁTICO
DO LIMITE DE RESISTÊNCIA DOS ARAMES DE AÇO SAE 9254
TEMPERADOS E REVENIDOS USADOS NA FABRICAÇÃO DE MOLAS
AUTOMOBILÍSTICAS.**

CRISTIE DIEGO PIMENTA

ESTA DISSERTAÇÃO FOI JULGADA ADEQUADA PARA A OBTENÇÃO DO
TÍTULO DE

“MESTRE EM ENGENHARIA MECÂNICA”

ESPECIALIDADE: ENGENHARIA MECÂNICA
ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: TRANSMISSÃO E CONVERSÃO DE ENERGIA

APROVADA EM SUA FORMA FINAL PELO PROGRAMA DE PÓS-
GRADUAÇÃO

Prof. Dr. Marcelo dos Santos Pereira
Coordenador

BANCA EXAMINADORA:

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

Prof. Dr. ROSINEI BATISTA RIBEIRO
Co-Orientador / EEL-USP

Prof. Dr. GILBERT SILVA
Membro/UNIVAP

Prof. Dr. MARCO ANTÔNIO CARVALHO PEREIRA
Membro / EEL-USP

Prof. Dr. ANTONIO FERNANDO BRANCO COSTA
Membro / UNESP-FEG

Dezembro de 2008

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

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 e17.

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

AGRADECIMENTOS

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

À Deus, pela vida, Saúde e oportunidade;

Ao Prof. Dr. Messias Borges Silva pela orientação neste projeto de Mestrado e pela grande ajuda em minha carreira acadêmica;

Ao Prof. Dr. Rosinei Batista Ribeiro pela co-orientação e por contribuir em todos os meus trabalhos acadêmicos;

Ao amigo Dr. Fernando Claro que com seu grande conhecimento em estatística me ajudou a compreender melhor as aplicações dessas técnicas; além da sua grande contribuição dando sugestões e avaliando este trabalho;

Ao amigo Edmar Danilo que contribuiu neste projeto com suas opiniões e sugestões estatísticas;

Ao amigo Flávio Honório que me cedeu materiais para estudo sobre temperabilidade dos arames de aço;

Aos engenheiros Eduardo D. e Iwao, que me permitiram realizar este trabalho e me proporcionaram todo suporte técnico necessário para realização do mesmo;

Aos amigos Anderson e Oswaldo que me ajudaram na coleta e preparação de amostras, fundamentais para experimentação deste trabalho;

PIMENTA, C. D. **Projeto de experimentos e modelamento matemático do limite de resistência dos arames de aço SAE 9254 temperados e revenidos usados na fabricação de molas automobilísticas.** 2008. 94. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2008.

RESUMO

O objetivo deste trabalho foi investigar e modelar matematicamente a influência das variáveis do processo de têmpera e revenimento no limite de resistência à tração de arames de aço trefilado SAE 9254 com diâmetros de 2,00mm e 6,50mm. Para isso, utilizaram-se as ferramentas estatísticas de delineamento de experimentos e de regressão múltipla com aplicação de análise de componentes principais. Os resultados revelaram quais variáveis do processo têm influência significativa na variável resposta. Os modelos matemáticos obtidos pela regressão múltipla predizem com boa precisão a propriedade mecânica limite de resistência à tração.

PALAVRAS-CHAVE: Análise de componentes principais, arame de aço trefilado, delineamento de experimentos, regressão múltipla, têmpera.

PIMENTA, C. D. **Design of experiments and mathematical modeling of limit of strength of the steel wire SAE 9254 quenched and tempered use for fabrication of wire springs automotive.** 2008. 94. Dissertation (Master Degree in Mechanical Engineering) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2008.

ABSTRACT

The purpose of this work was to investigate and to model mathematically the influence of the quench hardening and draw tempering process variables on the tensile strength of SAE 9254 drawn steel wires with 2,00 mm and 6,50mm diameter. To this end, the statistical tools of design of experiments and multiple regression with application of principal components analysis were employed. The results revealed the process variables that significantly affect the response variable. The mathematical models obtained by multiple regression were able to predict, with a reasonable accuracy, the mechanical property of the tensile strength.

Key Word: Design of experiments, drawn steel wire, multiple regression, principal components analysis, quench hardening.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 2.1 – Desenho esquemático (em corte) do aparato para o ensaio Jominy (Callister, 1997).....	22
FIGURA 2.2 – Micrografia do aço tipo SAE 9254, estrutura bruta, aumento de 500X.....	27
FIGURA 2.3 – Micrografia do aço tipo SAE 9254, temperado e revenido, aumento de 500X.....	27
FIGURA 4.1 – Fluxo básico do processo de têmpera e revenimento de arames de aço.....	39
FIGURA 5.1 – Efeito dos fatores por ordem de grandeza (diâmetro 2,00mm).....	49
FIGURA 5.2 – Média dos efeitos sobre a resposta (diâmetro 2,00mm).....	50
FIGURA 5.3 – Média das interações em relação à resposta (diâmetro 2,00mm)....	50
FIGURA 5.4 – Efeito da média dos fatores sobre a Razão sinal-ruído (diâmetro 2,00mm).....	52
FIGURA 5.5 – Análise de resíduos do modelo (diâmetro 2,00mm).....	53
FIGURA 5.6 – Autocorrelação dos resíduos (diâmetro 2,00mm).....	53
FIGURA 5.7 – Efeito dos fatores por ordem de grandeza (diâmetro 6,50mm).....	57
FIGURA 5.8 – Média dos efeitos sobre a resposta (diâmetro 6,50mm).....	58
FIGURA 5.9 – Média das interações sobre a resposta (diâmetro 6,50mm).....	59
FIGURA 5.10 – Efeito da média dos fatores sobre a Razão sinal-ruído (diâmetro 6,50mm).....	60
FIGURA 5.11 – Análise de resíduos do modelo (diâmetro 6,50mm).....	61
FIGURA 5.12 – Autocorrelação dos resíduos (diâmetro 6,50mm).....	61
FIGURA 6.1 – Efeito dos fatores por ordem de grandeza (modelo geral).....	66
FIGURA 6.2 – Média dos efeitos sobre a resposta (modelo geral).....	67
FIGURA 6.3 – Análise de resíduos (modelo geral).....	68
FIGURA 6.4 – Autocorrelação dos resíduos (modelo geral).....	69
FIGURA 6.5 – Dispersão da distância de cook (modelo geral).....	69
FIGURA 7.1 – Predições versus valores ensaiados (diâmetro 2,00mm).....	74
FIGURA 7.2 – Predições versus valores ensaiados (diâmetro 6,50mm).....	75

FIGURA 7.3 – Predições versus valores ensaiados (diâmetro de 2,00mm a 4,19mm)	76
FIGURA 7.4 – Predições versus valores ensaiados (diâmetro de 2,00mm a 6,50mm)	77
FIGURA 7.5 – Predições versus valores ensaiados (modelo geral por componentes principais regredidos).....	78

LISTA DE TABELAS

TABELA 4.1 – Matriz experimental completa 2^3	42
TABELA 4.2 – Transformação de variáveis físicas para variáveis reduzidas.....	43
TABELA 5.1 – Resultados em MPa (diâmetro 2,00mm).....	46
TABELA 5.2 – Teste de significância do planejamento fatorial (diâmetro 2,00mm)..	47
TABELA 5.3 – Teste de significância do planejamento fatorial usando somente a variável temperatura de chumbo (diâmetro 2,00mm).....	47
TABELA 5.4 – Validação do modelo utilizando ANOVA (diâmetro 2,00mm).....	48
TABELA 5.5 – Resultados em MPa (diâmetro 6,50mm).....	55
TABELA 5.6 – Teste de significância do planejamento fatorial (diâmetro 6,50mm)..	55
TABELA 5.7 – Teste de significância do planejamento fatorial usando somente a variável temperatura de chumbo (diâmetro 6,50mm).....	56
TABELA 5.8 – Validação do melhor modelo matemático (diâmetro 6,50mm).....	56
TABELA 6.1 – Resultados do limite de resistência (MPa).....	64
TABELA 6.2 – Níveis de variáveis reduzidas testadas.....	64
TABELA 6.3 – Teste de significância do planejamento fatorial para o modelo comum.....	65
TABELA 6.4 – Constantes (PCs) (calculadas pelo Minitab 14).....	71
TABELA 6.5 – Índices estatísticos das constantes PCs (calculados pelo Minitab 14).....	71
TABELA 6.6 – Teste de significância da regressão de componentes principais.....	73
TABELA 6.7 – Validação do modelo matemático utilizando ANOVA.....	73

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	14
1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	14
1.2 PROBLEMA DA PESQUISA	14
1.3 JUSTIFICATIVA E IMPORTÂNCIA	15
1.4 OBJETIVOS	15
1.4.1 Objetivo geral	15
1.4.2 Objetivos específicos	16
1.5 MÉTODO DE PESQUISA.....	16
1.5.1 Quanto à caracterização da pesquisa	16
1.5.2 Planejamento estatístico	17
1.6 DELIMITAÇÕES DO TRABALHO	18
1.7 CARÁTER INÉDITO	18
1.8 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO	18
2 ENSAIOS PARA AÇOS NA CONSTRUÇÃO MECÂNICA	20
2.1 APLICAÇÃO DOS AÇOS PARA CONSTRUÇÃO MECÂNICA	20
2.2 TEMPERABILIDADE E REVENIMENTO DOS AÇOS	20
2.2.1 Método Jominy para determinação da temperabilidade	21
2.3 ENSAIOS DE TRAÇÃO	23
2.4 METALOGRAFIA.....	23
2.4.1 Considerações iniciais	23
2.4.2 Corte	24
2.4.3 Embutimento	24
2.4.4 Lixamento	25
2.4.5 Polimento mecânico	25
2.5 ATAQUE.....	26
2.5.1 Ataque metalográfico	26
2.5.2 Ataque químico	2
2.5.3 Ataque da microestrutura	26
2.6 ANÁLISE METALOGRÁFICA MICROESTRUTURAL DO AÇO SAE 9254	26

3 MÉTODOS ESTATÍSTICOS	28
3.1 PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS.....	28
3.1.1 Considerações iniciais	28
3.1.2 Características do planejamento de experimentos	28
3.1.3 Sinal e ruído	29
3.2 REGRESSÃO MÚLTIPLA	30
3.2.1 Modelo de regressão múltipla	30
3.2.2 Análise de variância (ANOVA)	31
3.2.3 Coeficiente de determinação múltipla (R^2)	32
3.2.4 Análise residual	32
3.2.5 Observações influentes	33
3.2.6 Multicolinearidade	34
3.3 ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS	35
4 DESENVOLVIMENTO EXPERIMENTAL	38
4.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS	38
4.2 FLUXO BÁSICO DO PROCESSO DE TÊMPERA E REVENIMENTO.....	38
4.3 COLETA DE AMOSTRAS	39
4.3.1 Seleção de fatores	39
4.4 APLICAÇÃO DE PROJETO DE EXPERIMENTOS (DOE).....	42
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO	44
5.1 PRINCIPAIS DIFICULDADES ENCONTRADAS	44
5.2 ANÁLISE DE RESULTADOS DO PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS (DIÂMETRO 2,00mm).....	45
5.2.1 Análise gráfica (diâmetro 2,00mm)	48
5.2.1.1 Efeito dos fatores	48
5.2.1.2 Média dos efeitos sobre a resposta	49
5.2.1.3 Análise da variação experimental (diâmetro 2,00mm)	51
5.2.1.4 Análise de resíduos (diâmetro 2,00mm)	52
5.2.2 Modelo matemático regressivo (diâmetro 2,00mm)	54
5.3 ANÁLISE DE RESULTADOS DO PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS (DIÂMETRO 6,50mm)	54

5.3.1 Análise gráfica (diâmetro 6,50mm)	57
5.3.1.1 Efeito dos fatores	57
5.3.1.2 Média dos efeitos sobre a resposta	57
5.3.1.3 Análise da variação experimental (diâmetro 6,50mm)	59
5.3.1.4 Análise de resíduos (diâmetro 6,50mm).....	60
5.3.1.5 Modelo matemático regressivo (diâmetro 6,50mm)	61
6 MODELAMENTO MATEMÁTICO PARA DIÂMETROS (ENTRE	
2,00mm A 6,50mm).....	63
6.1 MODELAMENTO MATEMÁTICO POR REGRESSÃO MÚLTIPLA	63
6.1.1 Análise gráfica (entre 2,00mm a 6,50mm)	65
6.1.1.1 Efeito dos fatores	65
6.1.1.2 Média dos efeitos sobre a resposta	66
6.1.1.3 Análise de resíduos (entre 2,00mm a 6,50mm)	67
6.1.1.4 Modelo matemático regressivo (entre 2,00mm a 6,50mm)	69
6.2 TRANSFORMAÇÃO PARA COMPONENTES PRINCIPAIS	70
6.2.1 Teste de significância para componentes principais (modelo geral)	72
7 ANÁLISE DO DESEMPENHO DOS MODELOS MATEMÁTICOS.....	74
7.1 DESEMPENHO DO MODELO PARA DIÂMETRO 2,00mm	74
7.2 DESEMPENHO DO MODELO PARA DIÂMETRO 6,50mm	75
7.3 DESEMPENHO DO MODELO ESTIMADO PARA DIÂMETROS ENTRE	
2,00mm A 6,50mm	75
7.4 DESEMPENHO DO MODELO REGRESSIVO POR COMPONENTES	
PRINCIPAIS (MODELO GERAL)	78
8 CONCLUSÃO.....	79
9 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	81
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	82
APÊNDICE A - PARÂMETROS A SEREM TRANSFORMADOS EM	
COMPONENTES PRINCIPAIS.....	86
APÊNDICE B - PARÂMETROS TRANSFORMADOS EM VARIÁVEL Z.....	89
APÊNDICE C – ÍNDICES CALCULADOS ATRAVÉS DA MULTIPLICAÇÃO	
DOS PCs PELOS VALORES DE Z.....	92

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

A “estatística” não é simplesmente um conjunto de técnicas a serem usadas somente nos projetos. Esses métodos estatísticos são necessários para o trabalho do dia-dia e uma vez entendidos e aplicados, proporcionarão habilidade e o entendimento que irá garantir melhores análises, comunicação e tomada de decisões corretas (BALESTRACCI e BLUE, 2000).

O uso apropriado da estatística depende fundamentalmente do planejamento, pois noventa por cento do sucesso da realização de experimentos é atribuído a este fator (BALESTRACCI e BLUE, 2000).

Cada vez mais se tem aplicado ferramentas estatísticas para a otimização de processos industriais, devido aos bons resultados, que estas ferramentas proporcionam para o desenvolvimento tecnológico industrial, onde as mesmas também repercutem na minimização de experimentos que, por consequência, têm profundo impacto em redução de custos à empresa, além de estabelecer as melhores condições entre as variáveis investigadas e com isso, proporcionar o melhor ajuste do processo através da utilização de modelos matemáticos (PINTO,2003).

1.2 PROBLEMA DA PESQUISA

As exigências do mercado de aços especiais, lideradas pelos fabricantes de automóveis e de peças de reposição, obrigam as siderúrgicas a produzirem aços que atendam os requisitos relacionados às propriedades mecânicas obtidas através de tratamento térmico de têmpera.

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, conseqüentemente, gerando aumento de produtividade e melhoramento no nível de atendimento às especificações dos clientes.

Entre os ensaios mais utilizados para medir a temperabilidade destacam-se os métodos Jominy e o método DI (diâmetro crítico ideal), desenvolvido pela Caterpillar, que é baseado em regressão múltipla dos elementos químicos do aço para estimar a profundidade de têmpera e correlacioná-la com as propriedades mecânicas dureza e tração. Porém, ambas as técnicas são utilizadas 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.

1.3 JUSTIFICATIVA E IMPORTÂNCIA

Infelizmente, nas indústrias em geral, pouca atenção é demonstrada para a prática de planejamento de experimentos pela engenharia. Porém, o planejamento é fundamental antes de se coletar quaisquer dados (GREGORY; GRUSKA; MAUREN; HEAPH, 2005).

Baseado na afirmação anterior, a justificativa deste trabalho se dá pela falta de planejamentos de experimentos relacionados ao processo de têmpera e revenimento, assim como, pela dificuldade de se obter modelos matemáticos que expressem com eficiência os resultados de limite de resistência à tração, visto que, cada processo de tratamento térmico possui suas características individuais, dependendo das variações inerentes dos processos das diferentes empresas.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 Objetivo geral

Investigar a influência das variáveis de entrada no processo de têmpera e revenimento na propriedade mecânica limite de resistência, dos arames de aço SAE 9254, para os diâmetros 2,00mm e 6,50mm, temperados e revenidos, utilizados na fabricação de molas de válvula e de embreagem para o seguimento automobilístico.

A finalidade desta pesquisa é aplicar modelagem matemática para substituir os ensaios executados em laboratório, obtendo em contrapartida um avanço tecnológico para esse processo.

1.4.2 Objetivos específicos

a) Aplicar experimentação no processo de têmpera e revenimento em arames de aço SAE 9254;

b) No caso em estudo, comparar os resultados do modelo matemático gerado por regressão múltipla através dos resultados da matriz fatorial completa 2^3 utilizando termos de interação, com o modelo gerado a partir da regressão de dados transformados através da técnica análise de componentes principais. Dessa forma, analisar estatisticamente o desempenho desses modelos.

1.5 MÉTODO DE PESQUISA

1.5.1 Quanto à caracterização da pesquisa

A metodologia deste trabalho foi baseada nos autores Silva, Meneses (2005).

Para atender os objetivos propostos adotou-se a pesquisa com natureza aplicada, ou seja, que objetiva gerar conhecimentos para aplicação prática e dirigida à solução de problemas específicos e que envolve verdades e interesses locais.

Adotou-se uma abordagem quantitativa, que considera, que tudo pode ser quantificável, o que significa traduzir em números, opiniões e informações para classificá-las e analisá-las.

Para essa pesquisa os objetivos foram exploratórios, visando proporcionar maior familiaridade com o problema com vistas a torná-lo explícito ou a construir hipóteses. Assumindo, em geral, as formas de pesquisa bibliográfica e estudos de caso.

Os procedimentos técnicos foram considerados como modelagem e simulação, utilizando como técnicas auxiliares pesquisação e estudo de caso.

1.5.2 Planejamento estatístico

Entre os métodos estatísticos pesquisados para auxiliar nesta pesquisa encontra-se o planejamento de experimentos ou delineamento de experimentos, que se trata de uma técnica estatística utilizada para se planejar experimentos e para definir quais dados, e em quais condições devem ser coletados durante a experimentação, objetivando, a maior precisão estatística nos resultados, com o menor custo. É, portanto, uma técnica de extrema importância para a indústria, pois a sua utilização, permite resultados mais confiáveis.

Nesta pesquisa também foram utilizados modelos obtidos através da utilização de regressão múltipla, que é uma técnica estatística aplicada em todas as áreas do conhecimento, tais como: computação, administração, engenharias, biologia, agronomia, saúde, sociologia, etc. O principal objetivo dos mesmos é prever o relacionamento entre diversas variáveis preditoras e uma variável resposta, segundo Montgomery e Runger (2003).

Foi utilizado nesta pesquisa o método ANOVA (análise de variância), que foi estudado a partir do método dos mínimos quadrados, que pode ser usado para estimar os coeficientes de regressão no modelo de regressão múltipla e o teste para a significância da regressão que é um teste para determinar se existe uma relação linear entre a variável de entrada (x) e a de resposta (y). Também foi aplicado análise de resíduos no modelo de regressão múltipla, que desenvolve um importante papel no julgamento da adequação do modelo regressivo (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

Neste trabalho foi utilizado o método “distância de Cook”, que é recomendado por Montgomery e Peck (1992) e Myers (1990), que afirmam ser um excelente diagnóstico para identificar dados discrepantes na coleta de dados.

Foi utilizada a técnica estatística análise de componentes principais, que consiste em um conjunto particular de combinações lineares de variáveis, onde se cria um novo sistema de coordenadas, obtido pela rotação do sistema original (MONTGOMERY, 2004). A aplicação de análise de componentes principais foi somente com o objetivo de eliminação da multicolinearidade do modelo matemático.

1.6 DELIMITAÇÕES DO TRABALHO

Os resultados obtidos são válidos apenas para arames de aço SAE 9254, com bitolas de 2,00mm a 6,50mm, temperados com meio de têmpera polímero e revenidos em chumbo.

1.7 CARÁTER INÉDITO

Para os arames de aço SAE 9254, com diâmetros (bitolas) de 2,00mm a 6,50mm, temperados utilizando polímero como meio de têmpera e revenidos em chumbo líquido, não foi encontrado na literatura e nem se tem conhecimento de nenhum modelo matemático que prediga os resultados da propriedade mecânica limite de resistência à tração.

Optou-se neste trabalho, pelo estudo teórico e prático, pois permitiu conhecer com mais precisão o modelamento matemático aplicado neste processo.

1.8 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

A dissertação foi estruturada em 9 capítulos. Neste primeiro capítulo foi apresentado a justificativa para a escolha do tema, os objetivos, o método de pesquisa, as delimitações do trabalho, seu caráter inédito e a organização do texto.

O capítulo 2 é dedicado a uma introdução sobre os tipos de ensaios utilizados para os aços na construção mecânica, as características do processo de têmpera e revenimento e os métodos de ensaios existentes à caracterização da têmpera e da propriedade mecânica limite de resistência nos aços.

O capítulo 3 mostra os métodos estatísticos utilizados, tais como: planejamento de experimentos (DOE), regressão múltipla e análise de componentes principais.

O capítulo 4, mostra de forma detalhada, o planejamento de experimentos executado em um forno de têmpera e revenimento industrial.

Nos capítulos 5 e 6 são mostrados os resultados e discussões geradas a partir dos dados obtidos através do planejamento fatorial e dos modelos matemáticos.

No capítulo 7, é mostrada a análise do desempenho dos modelos matemáticos comparados com ensaios realizados em laboratório.

No capítulo 8 é apresentada a conclusão sobre o estudo, assim como, potenciais benefícios gerados pelos resultados obtidos.

No capítulo 9 são apresentadas as sugestões para futuras pesquisas.

2 ENSAIOS PARA AÇOS NA CONSTRUÇÃO MECÂNICA

2.1 APLICAÇÃO DOS AÇOS PARA CONSTRUÇÃO MECÂNICA

Sabe-se que as ligas ferrosas, especialmente os aços, têm uma importância fundamental na construção mecânica devido a sua versatilidade (resistência mecânica, ductilidade, trabalhabilidade, entre outras). Seu emprego é bastante diversificado e quando se trata de aplicações, sua seleção deve ser muito criteriosa (PINTO, 2003).

Deve-se buscar uma microestrutura apropriada de forma a conferir as propriedades de uso, o que garantirá vida útil do componente pelo período de tempo determinado pela engenharia de projetos. Esta adequação de propriedades tem, portanto, ligação direta com a composição química e com o processo produtivo do aço (PINTO, 2003).

2.2 TEMPERABILIDADE E REVENIMENTO DOS AÇOS

Colpaert Hubertus (1969) define têmpera como o processo de tratamento por esfriamento contínuo que promove a transformação da austenita em martensita, ele afirma:

“Pois se definirmos os tratamentos térmicos somente em função das condições de resfriamento do campo austenítico e das propriedades do produto obtido, teríamos que definir a têmpera como um processo de resfriamento rápido que provoque o endurecimento do aço”.

O efeito desses tratamentos nas propriedades mecânicas dos aços fica implicitamente 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 (CALLISTER, 2002).

A têmpera pode ser:

- Por chama, o aquecimento provém de chama direcionada à peça, através 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 através 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.

Dentre os ensaios desenvolvidos para determinação de temperabilidade, os mais utilizados na metalurgia são: Jominy e Grossmann (MAZA; BERTRAND, 1992).

Segundo Callister (2002) o processo de revenimento consiste no aquecimento do material já temperado, à temperaturas normalmente abaixo de 650°C por um determinado tempo para melhorar as propriedades físicas eliminando tensões provocadas pelo tratamento térmico de têmpera.

Embora os ensaios de temperabilidade sejam um indicativo da máxima seção endurecível por têmpera, eles não fornecem nenhuma informação sobre as características do material após o revenido, condição normal (e obrigatória) de uso. O revenido envolve uma série de transformações microestruturais que tendem ao equilíbrio termodinâmico. É, portanto, um processo termicamente ativado e, assim, função direta do tempo e da temperatura de processo (PINTO, 2003).

2.2.1 Método Jominy para determinação da temperabilidade

Conforme Callister (2002), 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 1 pode-se observar um esquema do aparato utilizado neste ensaio. Este consiste de 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, 2002).

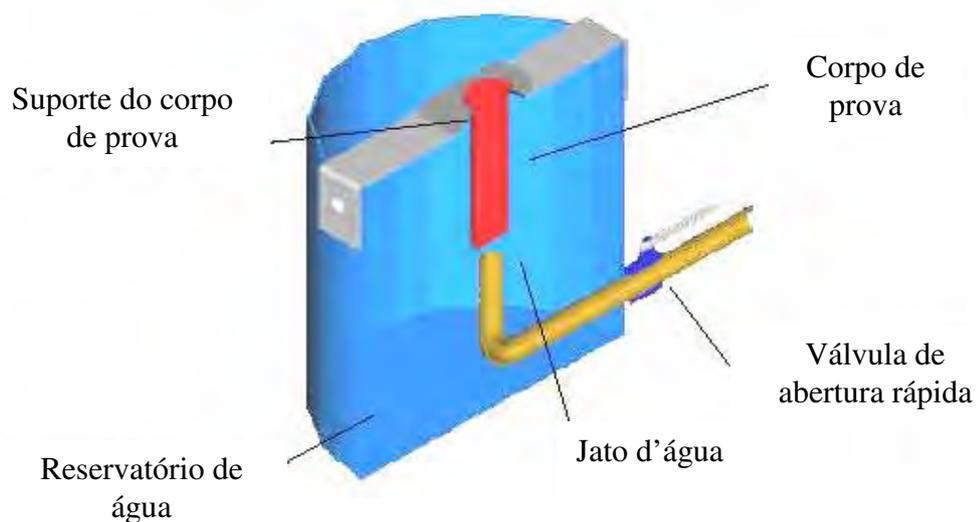


Figura 2.1 - Desenho esquemático (em corte) do aparato para o ensaio Jominy (Callister, 2002)

Depois da peça resfriada até a temperatura ambiente, são feitos planos longitudinais paralelos na mesma de 0,5mm a 0,9mm de profundidade, através de operação de retífica, e então são realizadas medições de dureza Rockwell para distâncias de até 50mm 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).

2.3 ENSAIOS DE TRAÇÃO

O corpo de prova é fixado no cabeçote de uma máquina de ensaio que aplica esforços crescentes na sua direção axial, sendo medidas as deformações correspondentes por intermédio de um aparelho chamado extensômetro. Os esforços ou cargas são medidos na própria máquina de ensaio e o corpo de prova é levado até a sua ruptura. Esse ensaio permite medir a resistência do material e a uniformidade da deformação permite obter medições precisas da variação dessa deformação em função da tensão aplicada. Essa variação é extremamente útil para engenharia, e é determinada pelo traçado da curva tensão-deformação (MAYERS; CHAWLA, 1982).

A forma e a magnitude de uma curva de tensão-deformação de um metal dependerá de sua composição, tratamento térmico, deformação plástica e da taxa de deformação, temperatura e estado de tensões impostas durante o teste (DIETER; GEORGE, 1981).

A uniformidade de deformações termina no momento em que é atingida a carga máxima suportada pelo material, quando começa aparecer o fenômeno da estricção ou diminuição da secção do corpo de prova, nos casos dos metais com certa ductilidade. A ruptura sempre se dá na região estrita do material, a menos que haja um defeito interno no material (DIETER; GEORGE, 1981).

2.4 METALOGRAFIA

2.4.1 Considerações iniciais

O método de análise de micro-estrutura mais difundido é a metalografia, que consegue determinar qual o nível de transformação da microestrutura no material temperado.

Conforme Tschiptschin (1980), a preparação de amostras metalográficas geralmente requer cinco operações:

- a) corte;
- b) embutimento;

- c) lixamento;
- d) polimento;
- e) ataque.

2.4.2 Corte

O aparelho mais utilizado para corte de amostras metalográficas é o cutoff. Consiste num disco abrasivo de pequena espessura que acoplado a um motor gira a alta rotação.

O corte com disco cutoff pode produzir deformação na superfície cortada até uma profundidade de 1mm. Esta deformação pode ser minimizada utilizando-se discos finos. Os discos duros (feitos com aglomerante duro) são geralmente indicados no corte de materiais duros. Um disco indicado para todos os fins é o disco de carbetto de silício de dureza média (TSCHIPTSCHIN, 1980).

2.4.3 Embutimento

A principal finalidade do embutimento de amostras metalográficas é a de facilitar o manuseio das amostras durante as operações de lixamento e polimento. O embutimento protege os cantos e os defeitos de superfície durante a preparação da amostra. Além disso, facilita a colocação do corpo de prova no microscópio para observação.

O embutimento geralmente se faz moldando a amostra com baquelite ou resinas acrílicas. A primeira é uma resina termofixa e a segunda termoplástica. Em ambos os casos são necessários pressão e calor na operação de embutimento, mas no caso das resinas termofixas os moldes podem ser ejetados da matriz a quente enquanto que os moldes de resina termoplásticos devem ser resfriados antes da moldagem por permanecerem líquidos na temperatura máxima de moldagem.

São necessárias para esta operação, prensas metalográficas equipadas com matrizes de embutimento e aquecedores. A amostra é colocada na base da matriz e

inserida em um dos lados do cilindro matriz. Preenche-se o cilindro com o material de moldagem na forma de pó e o punção é inserido na extremidade aberta do cilindro. O conjunto é colocado na prensa e à sua volta é colocado o aquecedor cilíndrico (TSCHIPTSCHIN, 1980).

2.4.4 Lixamento

O lixamento é a operação mais importante na preparação de uma amostra. Durante o lixamento o operador tem a oportunidade de minimizar os danos superficiais por deformação nas operações subseqüentes de polimento. Mesmo quando o corte é feito sem cuidados, resultando em uma superfície extremamente irregular e deformada, pode-se eliminar estes defeitos com lixamento prolongado.

A finalidade do lixamento é diminuir a profundidade da camada de metal deformado até o ponto em que os últimos vestígios de deformação possam ser removidos pelas operações subseqüentes de polimento (TSCHIPTSCHIN, 1980).

2.4.5 Polimento mecânico

O polimento é a etapa final na produção de uma superfície lisa, livre de riscos e com aparência espetacular. Esta superfície é necessária para a interpretação metalográfica posterior. A técnica de polimento não deve introduzir estruturas estranhas tais como: deformação do metal, corrosão, arrancamento de inclusões, cometas e oxidação (TSCHIPTSCHIN, 1980).

Os abrasivos utilizados geralmente são óxidos de alumínio A1203, óxidos de magnésio MgO ou diamante. Com exceção do diamante, os abrasivos são utilizados em suspensão de água destilada desde que não ocorram problemas de corrosão. Os compostos de diamante são utilizados em suspensão ou pasta já fornecida pelo fabricante (TSCHIPTSCHIN, 1980).

2.5 ATAQUE

2.5.1 Ataque metalográfico

O ataque metalográfico consiste no conjunto de todos os procedimentos, utilizados para revelar características estruturais de um metal que não são evidentes após o polimento. O exame de uma superfície corretamente polida antes do ataque pode revelar porosidade, trincas e inclusões não metálicas (TSCHIPTSCHIN, 1980).

2.5.2 Ataque químico

O ataque químico é conseguido através da imersão da amostra em uma solução química de ataque, até que a estrutura seja revelada.

Durante o ataque, a maioria dos metais perde sua aparência brilhante indicando que o ataque está ocorrendo. Com prática, pode-se acertar o tempo ótimo de ataque pela aparência da superfície após imersão. Pronto o ataque, a amostra é lavada em álcool e seca numa corrente de ar quente (TSCHIPTSCHIN, 1980).

2.5.3 Ataque da microestrutura

O exame macroscópico de uma amostra bem preparada irá revelar claramente características estruturais, tais como: tamanho de grão; segregação; forma, tamanho e distribuição das fases e inclusões presentes. A microestrutura revela também os tratamentos térmicos ou mecânicos sofridos pelo material (TSCHIPTSCHIN, 1980).

2.6 ANÁLISE METALOGRÁFICA MICROESTRUTURAL DO AÇO SAE 9254

Para a caracterização microestrutural utilizou-se o processo metalográfico clássico, nas seguintes etapas: corte, embutimento, lixamento #220-1500, polimento

mecânico com pastas de diamante e ataque químico para revelação da microestrutura com reagente químico tipo Nital 3%.

Foram mostradas as diferenças microestruturais do arame de aço SAE 9254, utilizado neste estudo, antes e após o tratamento térmico de têmpera e revenimento. Na figura 2.2, evidenciamos uma estrutura bruta de fusão (perlita fina + ferrita), em que a perlita apresenta-se em forma de grãos, frequentemente chamados de “colônias”. As camadas claras apresentam a fase ferrítica, enquanto a perlita aparece na cor escura.

Após a têmpera e revenimento foi obtida uma estrutura martensita revenida, conforme figura 2.3.

Com as mudanças microestruturais, são notáveis as variações nos valores da propriedade mecânica limite de resistência, de acordo com a tabela 5.1.



Figura 2.2 – Micrografia do aço tipo SAE 9254, estrutura bruta.



Figura 2.3 – Micrografia do aço tipo SAE 9254, temperado e revenido.

3 MÉTODOS ESTATÍSTICOS

3.1 PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS

3.1.1 Considerações iniciais

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.

De acordo com Montgomery (1997), uma maneira sistemática de avaliar a magnitude de várias fontes de variação que influenciam um processo deve se iniciar com a identificação e seleção dos fatores que possam contribuir para a variação. Geralmente, sessões de brainstorming, fluxogramas e diagramas de causa-efeito realizados por especialistas no processo, podem contribuir para a escolha apropriada destes fatores.

3.1.2 Características do planejamento de experimentos

É preciso estar claro também que, 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 (2003), Phadke (1989), Neto; Scarminio, Bruns (2007) e outros.

Montgomery e Runger (2003) 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 (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

O mais importante desses casos especiais é aquele de K fatores, cada um com somente dois níveis, podendo ser qualitativo como alto e baixo, ou quantitativo como valores máximo e mínimo. Este caso é chamado de planejamento fatorial 2^K , onde, uma réplica completa requer $2 \times 2 \times 2 \times \dots \times 2 = 2^K$ observações (NETO; SCARMINIO; BRUNS; 2007).

Segundo Johnson e Wichern (1998), 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.

3.1.3 Sinal e ruído

Conforme Gregory e Maureen (2005), as variáveis de controle de ruídos são aqueles fatores que podem interferir com as medições de efeito da variável independente.

Segundo Rosa, Robin, Silva, Baldan, e Peres (2008), a aplicação da Razão sinal – Ruído (S/R) criada por Dr. Genichi Taguchi na década de 60 no Japão, abrange os fatores de controle que contribuem na redução da variação, combina diversas repetições, no mínimo dois valores observados em um valor que reflete o quanto a variação está presente e segundo Phadke (1989) o método de Taguchi apresenta uma nova dimensão aos experimentos estatisticamente planejados e pode ser definido como uma fonte de referências em diversas áreas, podendo ser implementado em situações que envolvam produtos e/ou processos.

Existem diversas relações Razão sinal – ruído (S/R) disponíveis de acordo com o tipo de característica; menor é melhor, maior é melhor e nominal é melhor (Phadke, M.S., 1989).

3.2 REGRESSÃO MÚLTIPLA

3.2.1 Modelo de regressão linear múltipla

A regressão múltipla é usada para testar dependências cumulativas de uma única variável dependente em relação às diversas variáveis independentes. Cada variável é isolada e mantida constante enquanto variáveis restantes variam sistematicamente, sendo observados os seus efeitos sobre a variável dependente. A variável a ser inicialmente mantida constante é aquela que ocasiona maior influência na variabilidade da variável dependente (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

Um modelo de regressão múltipla que pode descrever essa relação é:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \epsilon \quad (3.1)$$

Em que Y representa a variável dependente, x_1 representa a variável 1 (independente), x_2 representa a variável 2 (independente) e ϵ é o termo erro aleatório. Esse é um modelo de regressão linear múltipla com dois regressores. O termo “*linear*” é usado porque a equação é uma função linear dos parâmetros desconhecidos β_0 , β_1 e β_2 .

Algumas vezes, chamamos β_1 e β_2 de coeficientes parciais de regressão, porque β_1 mede a variação esperada em Y por unidade de variação em x_1 , quando x_2 for constante, e β_2 mede a variação esperada em Y por unidade de variação em x_2 , quando x_1 for constante.

Conforme Montgomery (2003), modelos que incluem efeitos de interação podem ser analisados pelos métodos de regressão linear múltipla. Uma interação entre duas variáveis pode ser representada por um termo cruzado no modelo, tal como:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \epsilon \quad (3.2)$$

Os termos quadráticos e de interação nos modelos 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; assim, ele é um modelo flexível de regressão (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

3.2.2 Análise de variância (ANOVA)

Um método chamado análise de variância pode ser usado para testar a significância da regressão. O procedimento divide a variância total na variável de resposta, em componentes significantes como base para o teste. A equação básica da análise de variância é dada a seguir:

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3.3)$$

Os componentes medem, respectivamente, a quantidade de variabilidade em y_i , devida à linha de regressão, e a variação residual deixada sem explicação pela linha de regressão. Esse procedimento de teste é geralmente arrumado em uma tabela de análise de variância (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

3.2.3 Coeficiente de determinação múltipla (R^2)

R^2 é uma medida da quantidade de redução na variabilidade de y , obtida pelo uso dos regressores X_1 e X_2, \dots, X_k . Como no caso da regressão linear simples, temos de ter $0 \leq R^2 \leq 1$. Entretanto, um valor grande de R^2 não implica necessariamente que o modelo de regressão seja bom. A adição de uma variável ao modelo sempre aumentará R^2 , independentemente da variável adicional ser ou não ser estatisticamente significativa. Assim, modelos que tenham valores grandes de R^2 podem resultar em previsões pobres de novas observações ou estimativas da resposta média.

A raiz quadrada de R^2 é chamada de coeficiente de correlação múltipla entre Y e o conjunto de regressores X_1 e X_2, \dots, X_k . Ou seja, R é uma medida da associação linear entre Y e X_1 e X_2, \dots, X_k . Quando $k = 1$, ele se torna a correlação simples entre Y e X .

Valores de R^2 irão dispor-se no intervalo $[0-1]$ fornecendo a medida dimensional de quantidade do ajuste do modelo de regressão múltipla aos dados. 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 a zero (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

3.2.4 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, linearidade e homoscedasticidade dos resíduos devem ser verificadas, o que pode ser feito através 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.

3.2.5 Observações influentes

Montgomery e Peck (1992) e Myers (1990) descrevem vários métodos de detecção de observações influentes. Um excelente diagnóstico recomendado por esses

autores é a medida da distância desenvolvida por Dennis R. Cook. Essa é uma medida da distância quadrática entre a estimativa usual de mínimos quadrados de β , baseada em todas n observações, e as estimativas obtidas quando o i -ésimo ponto for removido, como $\hat{\beta}_{(i)}$. A medida da distância de Cook é:

$$D_i = \frac{(\hat{\beta}_{(i)} - \hat{\beta})' X'X (\hat{\beta}_{(i)} - \hat{\beta})}{p\sigma^2} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.4)$$

Se o i -ésimo ponto exercer influência, sua remoção resultará em $\hat{\beta}_{(i)}$ variando consideravelmente do valor $\hat{\beta}$. Logo, um grande valor de D_i implica que o i -ésimo ponto exerce influência.

Um valor de $D_i > 1$ indicaria que o ponto exerce influência podendo ser um dado discrepante (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

3.2.6 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 onde 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 a expressão abaixo:

$$\text{FIV}(\beta_j) = \frac{1}{(1 - R^2)} \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (3.5)$$

Conforme Montgomery e Peck (1992), uma alternativa para eliminação da multicolinearidade é a aplicação de análise de componentes principais.

3.3 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, através 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 através da avaliação da proporção de variância total explicada por essas (MINGOTI, 2007).

A obtenção das componentes principais envolve a decomposição da matriz de covariâncias do vetor aleatório de interesse. Caso seja feita alguma transformação deste vetor aleatório, as componentes deverão ser determinadas 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 à 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 (1988), devem-se considerar somente as componentes correspondentes aos autovalores (raízes latentes) de magnitudes maiores do que um. Outra maneira de se definir o número de componentes é através 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, 1988).

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

Segundo Mingoti (2007), sendo o autovetor e_i denotado por $e_i = (e_{i1} \ e_{i2} \ \dots \ e_{ip})'$. Considere o vetor aleatório $Y = O' X$, onde $O_{p \times p}$ é a matriz ortogonal de dimensão $p \times p$, constituída dos autovetores normalizados da matriz $\Sigma_{p \times p}$, isto é:

$$O_{p \times p} = \begin{bmatrix} e_{11} & e_{21} & \cdot & \cdot & \cdot & e_{p1} \\ e_{12} & e_{22} & \cdot & \cdot & \cdot & e_{p2} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ e_{1p} & e_{2p} & \cdot & \cdot & \cdot & e_{pp} \end{bmatrix} = [e_1 \ e_2 \ \dots \ e_p] \quad (3.6)$$

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 $\Sigma_{p \times p}$, que é uma matriz diagonal, cujos elementos são iguais a σ_{ii}^2 , $i = 1, 2, \dots, p$ isto é,

$$\Sigma_{p \times p} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \mathbf{0} \\ & \lambda_2 & \\ \mathbf{0} & & \lambda_p \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

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

4 DESENVOLVIMENTO EXPERIMENTAL

4.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Este capítulo se dedica ao desenvolvimento experimental e matemático necessário à obtenção do modelo matemático regressivo para predição da propriedade mecânica limite de resistência do arame de aço SAE 9254, com diâmetros (bitolas) de 2,00mm a 6,50mm após processo de tratamento térmico de têmpera e revenimento.

4.2 FLUXO BÁSICO DO PROCESSO DE TÊMPERA E REVENIMENTO

Na figura 4.1, é mostrado o fluxo básico do processo de têmpera e revenimento de arames de aço trefilados, com diâmetros de 2,00mm a 6,50mm.

Na primeira fase do processo, denominada como “Entrada”, a capacidade do forno industrial testado é de doze arames de aço por tratamento térmico e o arame de aço possui estrutura bruta (ferrita + perlita fina). Na segunda fase, denominada como “Austenitização”, o material passa por cinco zonas de temperaturas variando em torno de 900°C, onde ocorre a austenitização. Na terceira etapa do processo, o arame de aço é mergulhado em polímero (meio de têmpera), onde 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 480°C, com a finalidade de remoção das tensões superficiais e transformação da sua estrutura em martensita revenida. Após as fases citadas anteriormente, o arame de aço é mergulhado em um tanque de óleo protetivo (antioxidante).

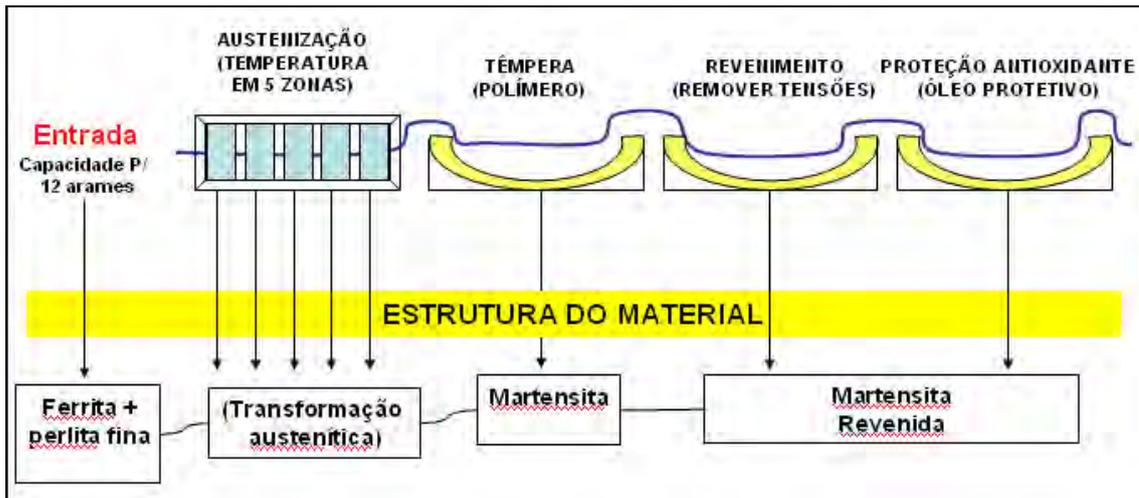


Figura 4.1: Fluxo básico do processo de têmpera e revenimento de arames de aço

4.3 COLETA DE AMOSTRAS

4.3.1 Seleção dos fatores

Um dos problemas mais frequentes em análise de regressão é a seleção do conjunto de variáveis independentes a serem incluídas no modelo (NETER; WASSERMAN, 1990).

Os fatores testados neste trabalho foram escolhidos através da experiência de especialistas neste processo. Pois, os artigos citados 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 citadas, sendo os fatores escolhidos neste estudo:

- Bitola (diâmetro medido em milímetros);
- Velocidade (medido em rotação por minuto “rpm” numa coroa de 1200 mm);
- Temperatura de chumbo (revenimento em °C);
- Concentração do polímero (meio de têmpera medido em porcentagem).

Alguns artigos são encontrados na literatura envolvendo a utilização de modelos matemáticos para predição de propriedades mecânicas. Podemos destacar o trabalho de Blondeau; Dollet; Vieillard-Baron (2000), que demonstra a aplicação de modelos

matemáticos regressivos na predição das propriedades mecânicas em barras de aços. Apesar desse modelo ter apresentado bons resultados em barras, nossa pesquisa 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.

No artigo de Mason e Young (2007), o processo foi modelado através 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 no modelamento neste 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 poderosa 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, onde as transformações dos dados experimentais seguido por uma análise simples dos dados conduziram a diferentes conclusões significativas.

No artigo de Rohatgi, Thakkar, Kim e Daoud (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, nas propriedades de tração. Os autores consideraram que através da determinação numérica dos efeitos dessas variáveis, a compreensão da dispersão nas propriedades será reforçada e a reprodutibilidade da tração será 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.

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 de ambos os materiais testados nesta dissertação.

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

Conforme dissertação de 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.

Na dissertação de Cruz (2003), foram executados 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 idéias de quais os fatores podem influenciar no processo de têmpera e revenimento.

4.4 APLICAÇÃO DE PROJETO DE EXPERIMENTOS (DOE)

As variáveis bitola (diâmetro), temperatura de revenimento, concentração do polímero e velocidade, foram experimentadas através do planejamento fatorial, utilizando duas matrizes 2^3 para as bitolas 2,00mm e 6,50mm contidas na Tabela 4.1.

Foi possível testar os pontos centrais (representado por zero (0) na matriz), ou seja, para cada fator além de ser testado os ajustes mínimos e máximos, também é possível testar o ponto médio (ponto central) e dessa forma, testar a significância da curvatura para cada matriz experimental 2^3 . Nesta etapa, não será testado o fator bitola (diâmetro), pois posteriormente para modelar os intervalos de bitolas será utilizada a regressão múltipla, onde além dos modelos matemáticos para as duas bitolas individualmente testadas, também será possível fazer um modelo matemático geral que estime os intervalos de todas as bitolas entre 2,00mm a 6,50mm.

Para a realização do planejamento de experimentos, foram utilizadas as variáveis reduzidas ao invés de variáveis físicas dos fatores investigados, de forma a se preservar os dados confidenciais da empresa financiadora do projeto.

Na Tabela 4.2, é mostrada a relação entre os níveis de ajuste das variáveis físicas e variáveis reduzidas, utilizadas para cálculo da análise de variância executada posteriormente.

Tabela 4.1 – Matriz Experimental completa 2^3

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

Tabela 4.2 – Transformação de variáveis físicas para variáveis reduzidas

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

A matriz contida na Tabela 4.1 possui oito experimentos e foi utilizada na experimentação das bitolas 2,00mm e 6,50mm. Para a experimentação relacionada à bitola 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 na bitola 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 bitolas foram escolhidas devido às restrições de processo e orçamento impostas pela empresa financiadora do projeto.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 PRINCIPAIS DIFICULDADES ENCONTRADAS

A parte experimental dessa dissertação foi realizada em uma indústria siderúrgica de grande porte, por isso sofreu implicações logísticas, restrições de processo e de orçamento.

Algumas das implicações logísticas foram relacionadas à movimentação de materiais para experimentação, armazenamento desses materiais em áreas dentro da empresa e principalmente no laboratório físico, ficando a critério da empresa financiadora as restrições dessas implicações.

Da mesma forma, entre as restrições de processo, a gerência da empresa financiadora determinou que a experimentação somente pudesse ser realizada no prazo de vinte e quatro horas corridas, ou seja, o forno industrial e o pessoal envolvido no processo estariam à disposição somente nesse período e sem a possibilidade de acréscimo de tempo. Essa restrição implicou em redução de quantidades de bitolas experimentadas, pois para cada diâmetro diferente testado era necessária uma modificação na temperatura de revenimento que demorava aproximadamente quatro horas para se estabilizar o processo. Além das alterações na temperatura de revenimento, a cada mudança de concentração de polímero (meio de têmpera), também seria necessário duas horas para se estabilizar o processo. Devido essas restrições de processo, optou-se por somente testar as bitolas 2,00mm e 6,50mm, que são as bitolas mínima e máxima produzidas neste processo produtivo, de forma que em vinte e quatro horas pudessem ser executados todos os experimentos planejados.

Com relação às restrições de orçamento, a empresa realizou um planejamento de produção para fabricar os materiais para os testes e limitou os custos da experimentação, tais como, quantidade de toneladas de matéria-prima a ser utilizada nos testes, quantidade de insumos, utilização de equipamentos como máquinas de trefilação para preparar as amostras e utilização de máquinas de ensaios mecânicos, assim como pessoal especializado para execução dos testes.

A empresa financiadora do projeto, devido ao alto custo para experimentação, restringiu esse estudo a uma única tentativa, ou seja, se algo saísse errado com os experimentos não seria possível realizá-los novamente. Dessa forma, o planejamento de experimentos tinha que ser elaborado de maneira que se pudesse extrair o máximo de informações possíveis numa única tentativa.

Normalmente, conforme as literaturas relacionadas ao planejamento de experimentos, seria mais correto primeiramente se executar um planejamento simples como, por exemplo, uma matriz fatorial 2^k ou uma matriz fatorial fracionada 2^{k-1} para se investigar o maior número de variáveis de entrada do processo e verificar a suas significâncias. A partir da obtenção dos resultados, o processo deveria ser modelado utilizando regressão linear e se ao validar estatisticamente o modelo linear, caso o mesmo não fosse satisfatório, então o segundo passo seria realizar novos experimentos com objetivo de se obter uma nova coleta de dados para testar outros tipos de modelos. Porém, neste estudo, se o modelo linear não fosse significativo, então todo projeto estaria comprometido, pois não haveria recursos para uma nova experimentação.

Levando em consideração todas as implicações citadas anteriormente, no planejamento de experimentos dessa dissertação foi previsto experimentos no ponto central para testar uma possível curvatura e caso o modelo linear não fosse validado estatisticamente, então seria possível tentar um modelamento quadrático como um plano “B”. Os experimentos no ponto central geraram custos e tempo adicional, no entanto, o experimentador optou por sua execução para aumentar a chance de sucesso do trabalho, diminuindo assim o risco de abortar o projeto.

5.2 ANÁLISE DE RESULTADOS DO PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS (DIÂMETRO 2,00mm)

Na tabela 5.1 são mostrados os resultados do limite de resistência em MPa, obtidos após a execução da matriz experimental 2^3 (conforme Tabela 4.1).

Para verificar a influência dos fatores na variável resposta (limite de resistência) foi utilizado um teste de significância do planejamento fatorial aplicado no resultado da Tabela 5.1.

Conforme a Tabela 5.2, onde foi mostrado o teste de significância dos experimentos para bitola 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. Com isso, obteve-se um coeficiente de determinação ajustado (R^2 ajustado) de 99,57% e um desvio padrão de 6,42 MPa.

Ao se realizar o teste de significância, foi possível constatar que a variável predominante na resposta é a temperatura de revenimento (chumbo). Considerando a sua relevância quase absoluta em relação às outras variáveis estudadas, normalmente se utilizaria somente essa variável no modelamento matemático de forma a simplificar a utilização do mesmo. Devido a essa possibilidade de redução de variáveis, foi realizado um teste de significância utilizando somente a variável temperatura de revenimento e concluiu-se que apesar dessa variável possuir grande influência, a não utilização das demais variáveis e interações tidas como influentes na Tabela 5.2, impactaram no aumento do desvio padrão do modelo (de 6,42 MPa para 16,62 MPa). Dessa forma, todo estudo realizado posteriormente será feito considerando todas as variáveis e interações tidas como influentes no teste de significância mostrado na Tabela 5.2, de forma a se obter a menor variação possível nas predições do modelo.

Tabela 5.1 – Resultados em MPa (diâmetro 2,00mm)

Experimentos	Réplica 1	Réplica 2	Réplica 3	Réplica 4	Réplica 5	Réplica 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
Ponto central	2046	2040	2041	2049	2047	2053

Tabela 5.2 – Teste de significância do planejamento fatorial (diâmetro 2,00mm)

Preditor	Efeito	Coefficiente	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%					

Tabela 5.3 – Teste de significância do planejamento fatorial usando somente a variável temperatura de chumbo (diâmetro 2,00mm)

Preditor	Efeito	Coefficiente	SE coef.	T	P
Constante		2036,0	2,400	848,43	0,000
Temperatura de chumbo	-202,0	-101,0	2,400	-42,09	0,000
Curvatura		10,0	7,199	1,38	0,173
Desvio padrão (S) = 16,62 Mpa					
R ² ajustado = 97,09%					

Através do teste de significância do planejamento fatorial mostrado na Tabela 5.2, foi possível observar que a curvatura é influente com valor de P inferior a 0,01, isso implicaria na possibilidade de que a regressão linear não seja a forma ideal para se modelar esse processo. Baseado nisso, talvez houvesse a necessidade de se utilizar regressão quadrática para modelar esse processo. Porém, segundo Montgomery e Runger (2003) e conforme mostrado na tabela 5.4, foi executado uma ANOVA na regressão através do software minitab 14 e com isso foi possível analisar qual modelo de regressão é mais adequado para modelar esse processo.

Conforme essa análise, tanto a regressão linear quanto a regressão utilizando termos de interação atendem com 99% de confiança a modelagem, pois possuem valores de P inferiores a 0,01. Com isso, é demonstrado que não há necessidade da modelagem quadrática, pois o modelo utilizando termos de interação superou o nível requerido de 95% de confiança e obteve melhor valor de P do que o modelo quadrático, conforme ANOVA na Tabela 5.4.

Tabela 5.4 – Validação do modelo utilizando ANOVA (diâmetro 2,00mm)

FONTE	G.L	SQ	SMQ	F	P
Regressão	6	501870	83645	1634,81	0,000
Linear	3	492814	164271	3210,63	0,000
Quadrática	1	529	529	10,34	0,002
Interação	2	8527	4264	83,33	0,000
Erro residual	47	2405	51		
Falta de ajuste	2	550	275	6,67	0,003
Erro puro	45	1855	41		
Total	53	504275			

5.2.1 Análise gráfica (diâmetro 2,00mm)

5.2.1.1 Efeito dos fatores

É possível perceber através da Figura 5.1, quais fatores possuem maior influência no processo de têmpera e revenimento em relação à propriedade mecânica limite de resistência. Em ordem de grandeza esses fatores são:

- Temperatura de chumbo (fator B);
- Interação entre B e C;
- Velocidade (fator A);
- Concentração do polímero (fator C);
- Interação entre A, B e C;
- Interação entre A e C.

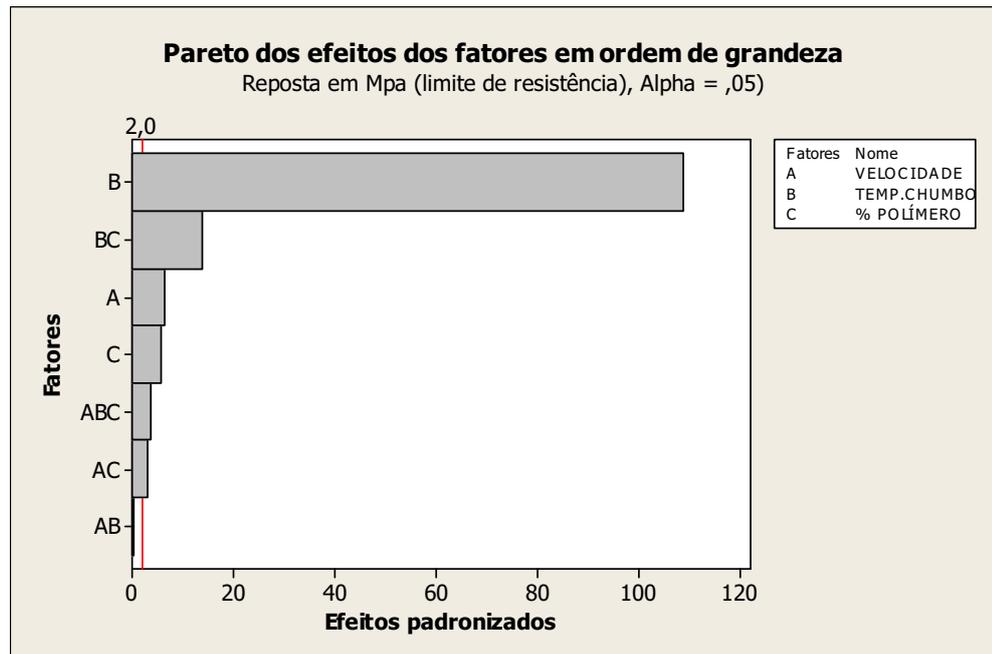


Figura 5.1 – Efeito dos fatores por ordem de grandeza (diâmetro 2,00mm)

5.2.1.2 Média dos efeitos sobre a resposta

Conforme Figura 5.2, é possível constatar que o fator cuja influência predomina e praticamente determina a resposta limite de resistência é o fator temperatura de chumbo (revenimento). A diminuição da temperatura de chumbo (do nível 1 para -1) repercute em aumento do limite de resistência do arame de aço temperado e revenido.

Os fatores velocidade (rpm) e concentração do polímero (%) possuem pouca influência no limite de resistência.

Conforme a Figura 5.3 é possível analisar as interações entre os fatores, demonstrando que a interação mais significativa foi entre a temperatura de chumbo e concentração do polímero, pois quando a temperatura de chumbo está ajustada no nível -1 (baixo) e o ajuste da concentração do polímero também é ajustado no nível -1 (baixo), ocorre um aumento no limite de resistência (MPa) ainda maior do que quando os dois fatores são

alterados individualmente, demonstrando que esses fatores interagem quando ambos estão ajustados no nível baixo.

Figura 5.2 – Média dos efeitos sobre a resposta (diâmetro 2,00mm)

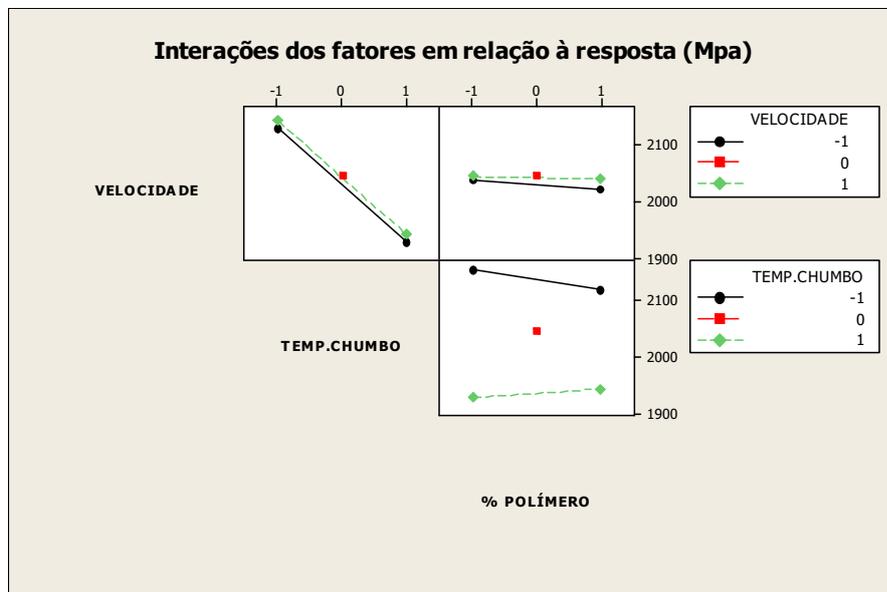
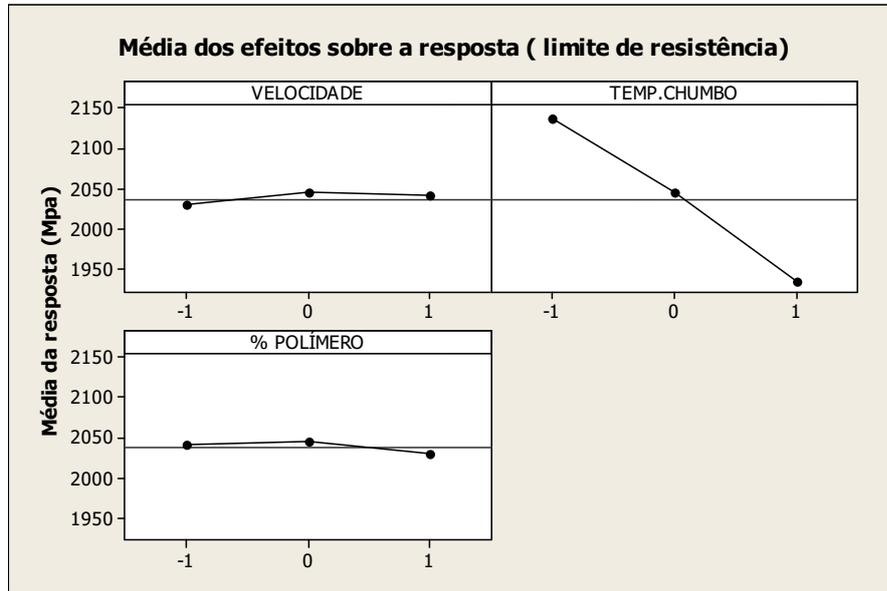


Figura 5.3 – Média das interações em relação à resposta (diâmetro 2,00mm)

5.2.1.3 Análise da variação experimental (diâmetro 2,00mm)

Na figura 5.4, baseado nos resultados experimentais mostrados na tabela 5.1, foi aplicado através do software Minitab 14, a ferramenta razão Sinal-ruído criada pelo Dr. Genichi Taguchi segundo Phadke (1989), utilizada para medir a variação entre os fatores. Graficamente, através da figura 5.4, foi possível analisar a variação da seguinte forma:

- Fator velocidade, quando ajustado no nível dois (alto) minimiza a variação;
- Fator temperatura de chumbo (revenimento), quando ajustado no nível um (baixo) minimiza a variação. É possível visualizar graficamente através da inclinação da reta que esse fator, para a bitola 2,00mm, é o que possui a variação mais acentuada, ou seja, a sua diferença de variação é maior do que os outros fatores quando há a mudança de nível de ajuste;
- Fator concentração do polímero (%), quando ajustado no nível dois (alto) minimiza a variação.

Taguchi ao invés de utilizar as variáveis reduzidas (-1 e 1) conforme o planejamento fatorial utilizado anteriormente para codificar os fatores, utiliza variáveis reduzidas (1 e 2). Porém, essa mudança de índices não altera os resultados e nem a análise, pois é mantido a mesma relação linear. Além disso, Taguchi afirma que quanto maior for o valor para a Razão sinal-ruído, menor será a variação, de forma inversamente proporcional (PHADKE, 1989).

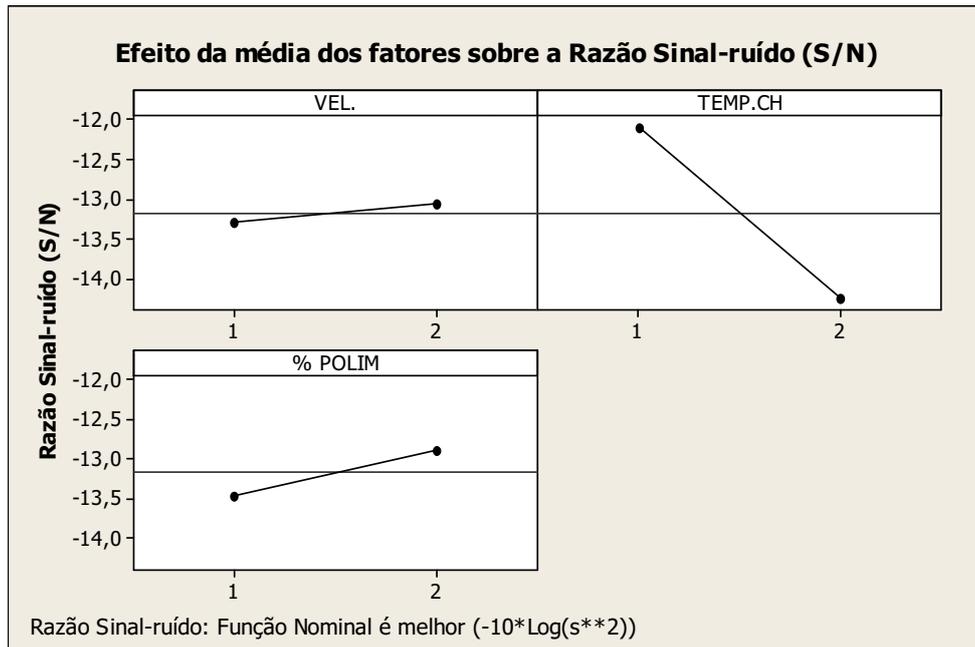


Figura 5.4 – Efeito da média dos fatores sobre a Razão-sinal ruído (diâmetro 2,00mm)

5.2.1.4 Análise de resíduos (diâmetro 2,00mm)

Conforme Montgomery e Peck (1992) e Montgomery e Runger (2003), é necessário analisar estatisticamente os resíduos da regressão para validá-la. Por isso, a seguir será mostrada a análise dos resíduos de acordo com esses autores.

Primeiramente, conforme a Figura 5.5, os resíduos foram analisados com relação a sua normalidade. Foi observado que o histograma de resíduos possui formato de distribuição normal e o valor de P calculado foi de 0,832 indicando que os dados são normalmente distribuídos.

Em seguida foi analisado a aleatorização dos resíduos, que conforme a Figura 5.5 no gráfico “Resíduos versus ordem de experimentação” pode se observar que os resíduos oscilam para baixo e para cima da linha média. Neste caso, os resíduos não se comportaram de forma adequada conforme Montgomery e Peck (1992) e Montgomery e Runger (2003).

A próxima exigência segundo Montgomery e Runger (2003) para a análise de resíduos, é que os resíduos sejam independentes, ou seja, que os resíduos não possuam autocorrelação. Nesta etapa, através do software Minitab 14, foram plotados os resíduos no gráfico de autocorrelação (Figura 5.6), assim foi comprovado que os resíduos são independentes, pois o gráfico de barras não ultrapassa o intervalo de confiança de autocorrelação e dessa forma é mostrado que os resíduos não influenciam os resultados dos próximos resíduos.

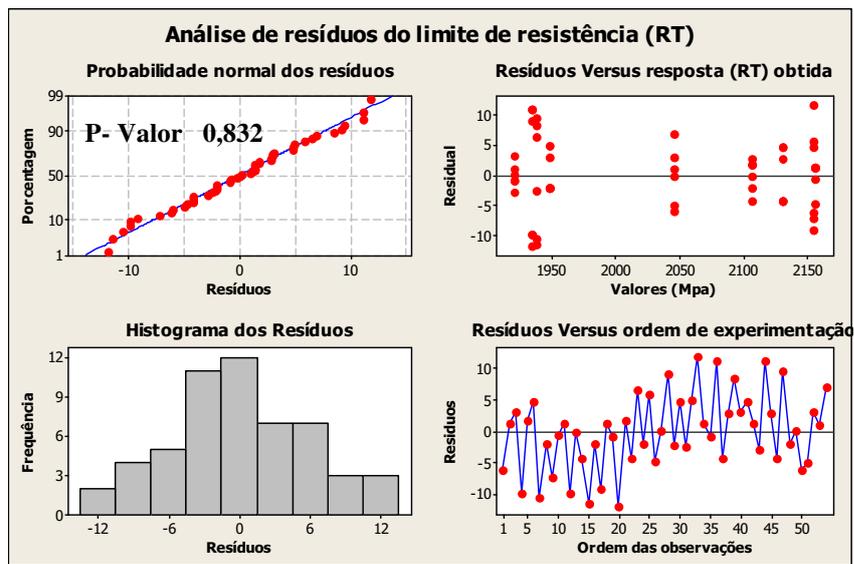


Figura 5.5 – Análise de resíduos do modelo (diâmetro 2,00mm)

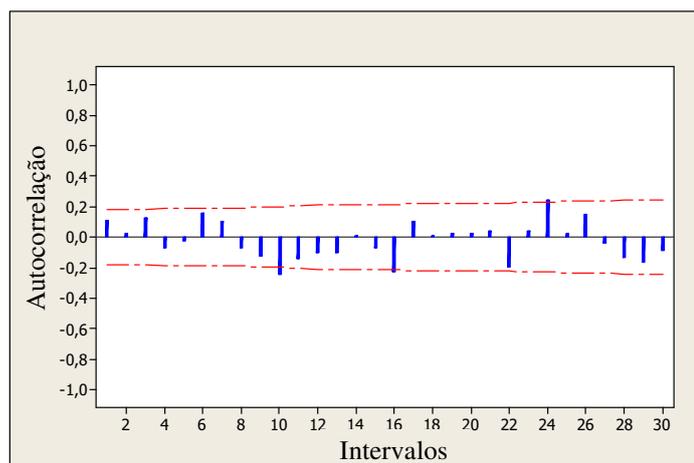


Figura 5.6 – Autocorrelação dos resíduos (diâmetro 2,00mm)

5.2.2 Modelo matemático regressivo (diâmetro 2,00mm)

Em virtude da análise de variância, foi possível modelar matematicamente o limite de resistência da bitola 2,00mm após tratamento térmico de têmpera e revenimento. O modelo está vinculado às variáveis reduzidas, sendo expresso por:

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

5.3 ANÁLISE DE RESULTADOS DO PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS (DIÂMETRO 6,50mm)

Na tabela 5.5 são mostrados os resultados do limite de resistência em Mpa, obtidos após a execução da matriz experimental 2^3 (Tabela 4.1) para o diâmetro (bitola) 6,50mm.

A Tabela 5.6 contém o teste estatístico de significância 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.

Da mesma maneira, para o diâmetro 6,50mm, ao se realizar o teste de significância foi possível constatar que a variável predominante na resposta também foi a temperatura de revenimento (chumbo). Considerando a sua relevância quase absoluta em relação às outras variáveis estudadas, normalmente se utilizaria somente essa variável no modelamento matemático de forma a simplificar a utilização do mesmo. Devido existir essa possibilidade de redução de variáveis desnecessárias, foi realizado um teste de significância utilizando somente a variável temperatura de

revenimento e concluiu-se que apesar dessa variável possuir grande influência, a não utilização das demais variáveis e interações tidas como influentes na tabela 5.6, impactou no aumento do desvio padrão do modelo, de 5,68 MPa (mostrado na Tabela 5.6) para 12,60 Mpa conforme tabela 5.7. Dessa forma, todo estudo realizado posteriormente será feito considerando todas as variáveis e interações tidas como influentes no teste de significância mostrado na Tabela 5.6, de forma a se obter a menor variação possível nas previsões do modelo.

Tabela 5.5 – Resultados em MPa (diâmetro 6,50mm)

Experimentos	Réplica 1	Réplica 2	Réplica 3	Réplica 4	Réplica 5	Réplica 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	---	---
Ponto central	1850	1847	1849	1848	1844	1846

Tabela 5.6 – 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%					

Tabela 5.7 – Teste de significância do planejamento fatorial usando somente a variável temperatura de chumbo (diâmetro 6,50mm)

Term	Efeito	Coefficiente	SE Coef.	T	P
Constante		1874,50	2,227	841,75	0,000
Temp.Chumbo	-194,62	-97,31	2,227	-43,70	0,000
Curvatura		-27,17	5,604	-4,85	0,000
Desvio padrão (S) = 12,60 Mpa					
R ² = 98,22%					
R ² ajustado = 98,12%					

O teste estatístico contido na tabela 5.6, determinou que a curvatura é influente com valor de P inferior a 0,01, isso implicaria na possibilidade de que a regressão linear não fosse a forma ideal para se modelar esse processo. Baseado nisso, talvez houvesse a necessidade de se utilizar uma regressão quadrática para modelar esse processo. Porém, conforme a tabela 5.8, e segundo Montgomery e Runger (2003), foi executado uma ANOVA da regressão, com isso foi possível analisar qual modelo de regressão é mais adequado para modelar esse processo. Conforme essa análise, a regressão linear atende com 99% de confiança a modelagem, pois possui valor de P inferior a 0,01.

A regressão quadrática também possui 99% de confiança, então, chegou-se a conclusão de que não há a necessidade de se introduzir um modelo quadrático, pois o modelo linear superou o nível de confiança requerido de 95% de confiança.

Tabela 5.8 – Validação do melhor modelo matemático (diâmetro 6,50mm)

FONTE	G.L	SQ	SMQ	F	P
Regressão	7	311178	44454	1173,62	0,000
Linear	3	307181	102394	2703,26	0,000
Quadrática	1	3729	3729	98,45	0,000
Interação	3	268	89	2,36	0,091
Erro residual	30	1136	38		
Falta de ajuste	1	200	200	6,19	0,019
Erro puro	29	936	32		
Total	37	312314			

5.3.1 Análise gráfica (diâmetro 6,50mm)

5.3.1.1 Efeito dos fatores

É possível perceber através da Figura 5.7, quais os fatores possuem maior influência no processo de têmpera e revenimento em relação à propriedade mecânica limite de resistência. Em ordem de grandeza esses fatores são:

- Temperatura de chumbo (fator B);
- Velocidade (fator C);
- Interação entre A e C;
- Interação entre A, B e C;
- Concentração do polímero (fator A).

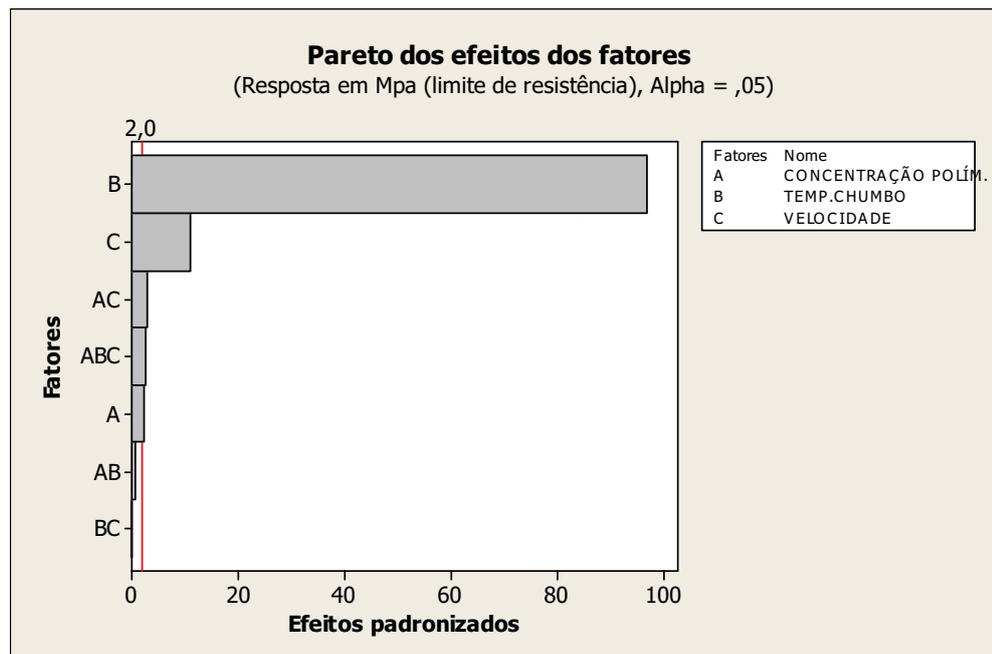


Figura 5.7 – Efeito dos fatores por ordem de grandeza (diâmetro 6,50mm)

5.3.1.2 Média dos efeitos sobre a resposta

Conforme a Figura 5.8, é possível constatar que o fator cuja influência predomina e praticamente determina a resposta limite de resistência é o fator temperatura de chumbo (revenimento), é possível constatar essa afirmação observando

a inclinação da reta gerada no gráfico, em que a diminuição da temperatura de chumbo (do nível 1 para -1) repercute no aumento do limite de resistência do arame de aço temperado e revenido.

O fator velocidade e concentração do polímero foram considerados influentes conforme o teste de significância do planejamento fatorial (Tabela 5.6), indicando que o aumento da velocidade (do nível -1 para 1) pode ocasionar aumento no limite de resistência e a diminuição da concentração do polímero implicará em aumento de limite de resistência do arame de aço.

O teste de significância do planejamento fatorial (Tabela 5.6) comprovou pequena influência entre os termos de interação, conforme tabela 5.6 e figura 5.9.

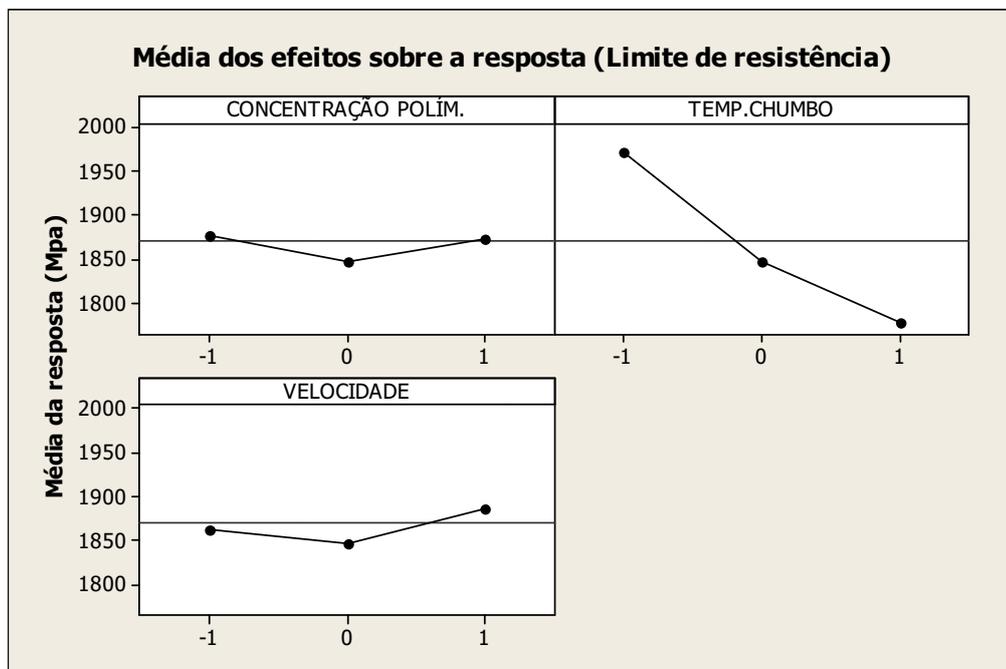


Figura 5.8 – Média dos efeitos sobre a resposta (diâmetro 6,50mm)

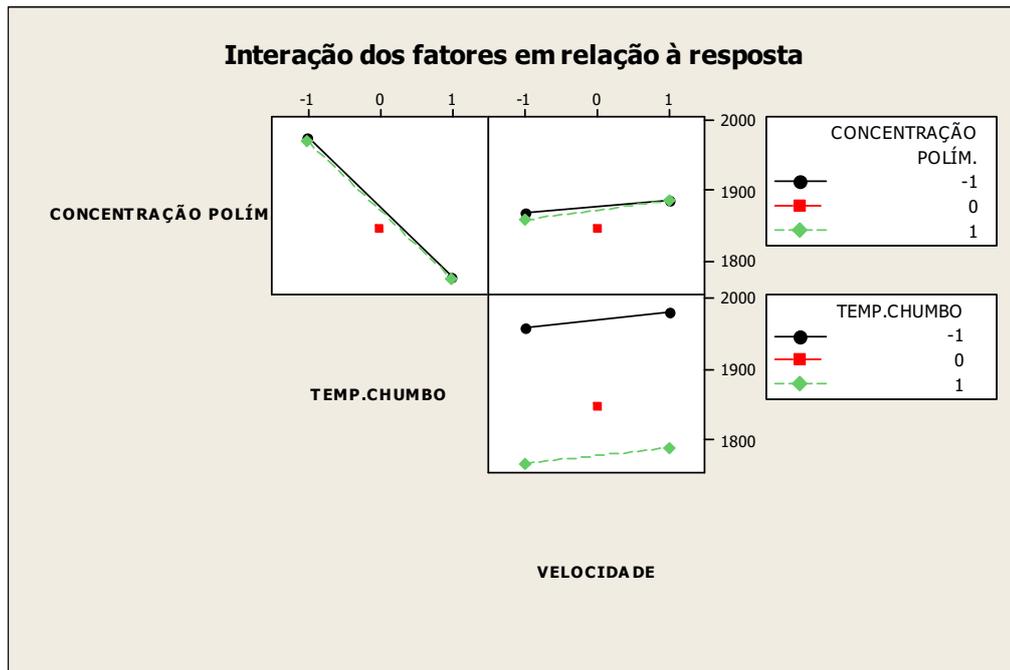


Figura 5.9 – Média das interações sobre a resposta (diâmetro 6,50mm)

5.3.1.3 Análise da variação experimental (diâmetro 6,50mm)

Na Figura 5.10, foi mostrado a aplicação da ferramenta Razão sinal-ruído nos resultados da Tabela 5.5, com o objetivo de medir a variação entre os fatores. Graficamente foi possível analisar a variação da seguinte forma:

- Fator concentração do polímero (%), quando ajustado no nível dois (alto) minimiza a variação. É possível visualizar graficamente através da inclinação da reta que esse fator para a bitola 6,50mm é o que possui a variação mais acentuada, ou seja, a sua diferença de variação é maior do que os outros fatores quando há a mudança de nível de ajuste;
- Fator temperatura de chumbo (revenimento), quando ajustado no nível um (baixo) minimiza a variação;
- Fator velocidade, quando ajustado no nível dois (alto) minimiza a variação;

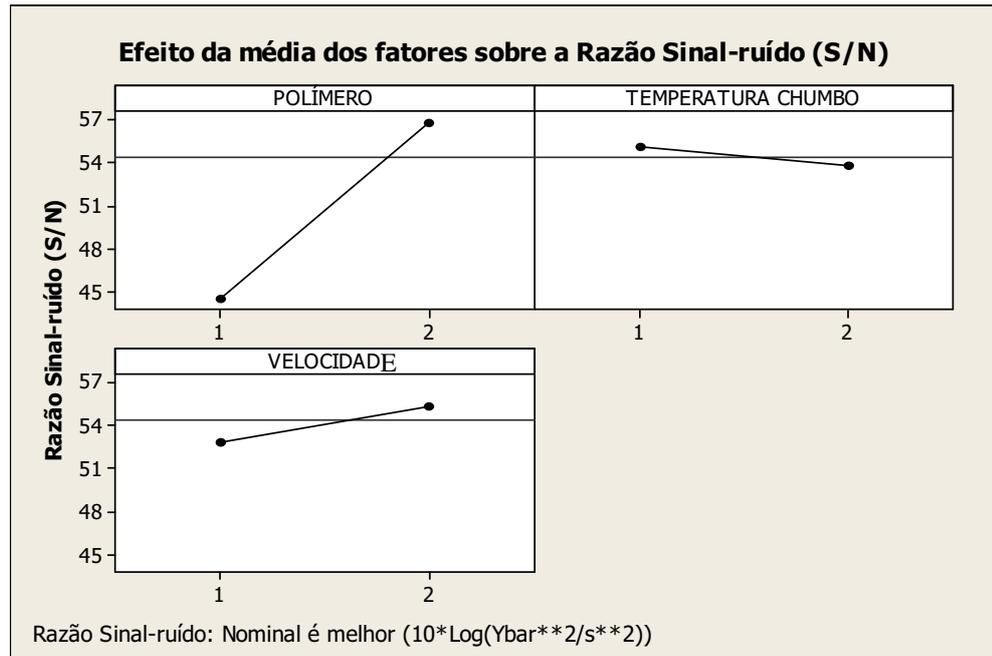


Figura 5.10 – Efeito da média dos fatores sobre a Razão-sinal ruído (diâmetro 6,50mm)

5.3.1.4 Análise de resíduos (diâmetro 6,50mm)

Primeiramente os resíduos foram analisados em relação a sua normalidade. Conforme a Figura 5.11, o histograma de resíduos possui distribuição normal e o valor de P calculado foi de 0,448 indicando que os dados são normalmente distribuídos, usando 95% de confiança.

Em seguida foi analisado a aleatorização dos resíduos, que conforme a Figura 5.11 no gráfico “Resíduos versus ordem de experimentação”, mostrou que os resíduos são aleatórios. Neste caso, na característica aleatorização os resíduos se comportaram de forma adequada conforme Montgomery e Peck (1992) e Montgomery e Runger (2003).

A próxima exigência segundo Montgomery e Runger (2003) para a análise de resíduos, é que os resíduos sejam independentes, ou seja, que os resíduos não tenham autocorrelação. Nesta etapa, foram plotados os resíduos no gráfico de autocorrelação (Figura 5.12), que mostrou que os resíduos são independentes, pois o gráfico de barras

não ultrapassa o intervalo de confiança calculado pelo software Minitab 14, ou seja, os resíduos não influenciam os resultados dos próximos resíduos.

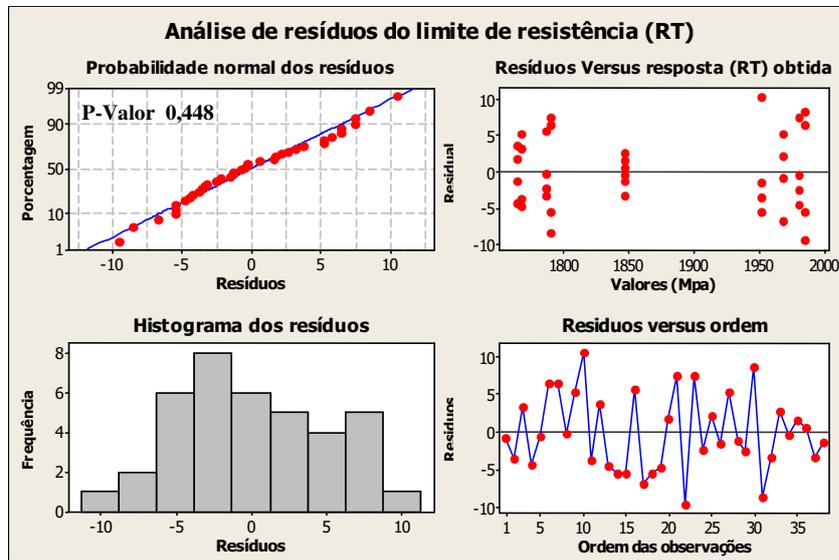


Figura 5.11 – Análise de resíduos do modelo (diâmetro 6,50mm)

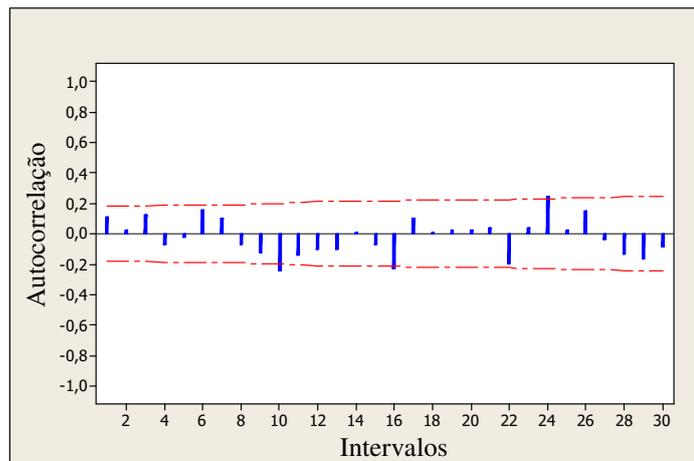


Figura 5.12 – Autocorrelação dos resíduos (diâmetro 6,50mm)

5.3.1.5 Modelo matemático regressivo (diâmetro 6,50mm)

Com base no teste de significância contido na Tabela 5.6, foi possível modelar matematicamente o limite de resistência da bitola 6,50mm após tratamento térmico de têmpera e revenimento. O modelo está vinculado às variáveis reduzidas, sendo expresso por:

Limite de resistência = $1874,5 - 2,13(\% \text{ polímero}) - 97,31(\text{temp.chumbo}) + 11,19(\text{velocidade}) + 2,81(\% \text{ polímero} \times \text{velocidade}) - 2,5(\% \text{ polímero} \times \text{temp.chumbo} \times \text{velocidade})$.

6 MODELAMENTO MATEMÁTICO PARA DIÂMETROS (ENTRE 2,00mm A 6,50mm)

6.1 MODELAMENTO MATEMÁTICO POR REGRESSÃO MÚLTIPLA

Para produzir um modelo matemático que contemplasse todas as bitolas (diâmetros) de 2,00mm até 6,50mm foi necessário utilizar regressão múltipla e análise de variância nos resultados do planejamento de experimentos executados para essas duas bitolas. Com isso, espera-se estimar as condições para as bitolas intermediárias e obter um modelo, visto que a empresa financiadora do projeto não permitiu a realização de experimentos para as bitolas (diâmetros) intermediárias por razões de custos.

A Tabela 6.1 mostra as condições experimentais dos ajustes dos fatores e os resultados encontrados da variável resposta limite de resistência em MPa.

Na Tabela 6.2 foi mostrado a relação entre os níveis de ajuste das variáveis físicas e das variáveis reduzidas (exigência da empresa financiadora do projeto), ressaltando a inclusão da variável bitola que será utilizada a partir deste momento no modelamento.

Para verificar a influência dos fatores na variável resposta (limite de resistência) foi utilizado um teste estatístico de significância do planejamento fatorial (estatística t) através do software Minitab 14, aplicado nos resultados da Tabela 6.1, que é formada pelas Tabelas 5.1 e 5.5.

A Tabela 6.3 mostra o teste de significância do planejamento fatorial, incluindo o fator bitola (diâmetro), utilizando os resultados obtidos na Tabela 6.1. Com isso, é possível constatar que os fatores influentes com 95% de confiança, são a velocidade e temperatura de chumbo. Adicionalmente, os fatores bitola e concentração do polímero são considerados influentes por haver interações de segunda ordem que contemplam os mesmos. Em suma, todos os fatores e as interações são considerados influentes. Com isso, obteve-se um coeficiente de determinação ajustado de 99,02% e um desvio padrão de 12,03 MPa.

Tabela 6.1 - Resultados do limite de resistência (Mpa)

Experimentos	Velocidade	Temperatura	%	Diâmetro	Réplicas (Mpa)					
	chumbo	chumbo	Polímero	(mm)						
1	-	-	-	2,00	2149	2148	2146	2161	2167	2160
2	+	-	-	2,00	2157	2155	2157	2151	2157	2157
3	-	+	-	2,00	1924	1922	1920	1921	1920	1918
4	+	+	-	2,00	1924	1924	1922	1943	1945	1945
5	-	-	+	2,00	2108	2106	2108	2104	2102	2109
6	+	-	+	2,00	2136	2127	2127	2136	2134	2127
7	-	+	+	2,00	1927	1926	1944	1935	1946	1947
8	+	+	+	2,00	1946	1946	1946	1953	1951	1946
Ponto central	0	0	0	2,00	2046	2040	2041	2049	2047	2053
1	-	-	-	6,50	1968	1974	1962	1971	---	---
2	+	-	-	6,50	1980	1976	1988	1978	---	---
3	-	+	-	6,50	1771	1764	1763	1773	---	---
4	+	+	-	6,50	1796	1784	1797	1781	---	---
5	-	-	+	6,50	1949	1963	1947	1951	---	---
6	+	-	+	6,50	1992	1980	1976	1994	---	---
7	-	+	+	6,50	1760	1768	1766	1763	---	---
8	+	+	+	6,50	1787	1793	1785	1784	---	---
Ponto central	0	0	0	6,50	1850	1847	1849	1848	1844	1846

Tabela 6.2 – Níveis de variáveis reduzidas testadas

Variáveis de entrada	Variáveis reduzidas
Diâmetro (mm)	-1 / 1
Velocidade (rpm)	-1 / 1
Temp.Chumbo (°C)	-1 / 1
Concentração polímero (%)	-1 / 1

A coluna denominada VIF, contida na Tabela 6.3, 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 bitola e velocidade, conforme a coluna VIF (Tabela 6.3). Esses fatores apresentam alto índice de multicolinearidade, pois são altamente correlacionados devido às condições de processamento, pois quanto maior a bitola do arame menor deverá ser a sua velocidade de tratamento térmico, devido às restrições de máquinas e restrições metalúrgicas referentes ao tempo de exposição do arame no tratamento térmico.

Tabela 6.3 – Teste de significância do planejamento fatorial para o modelo geral

Termo	Efeito	Coef.	Coef SE	T	P	VIF
Constante		2000,21	6,257	319,68	0,000	
Bitola	11,02	5,51	10,161	0,54	0,589	10,2
Velocidade	198,17	99,09	11,168	8,87	0,000	10,2
Temp.Chumbo	-198,28	-99,14	1,466	-67,61	0,000	1,0
% Polímero	-5,60	-2,80	1,466	-1,91	0,059	1,0
Bitola*Velocidade	93,37	46,69	6,641	7,03	0,000	
Bitola*Temp.Chumbo	-1,74	-0,87	4,287	-0,20	0,839	
Bitola*% Polímero	2,45	1,22	4,287	0,29	0,776	
Velocidade*Temp.Chumbo	-6,37	-3,18	4,547	-0,70	0,485	
Velocidade*% Polímero	-1,33	-0,66	4,547	-0,15	0,884	
Temp.Chumbo*% Polímero	12,11	6,05	1,137	5,32	0,000	

Desvio padrão (S) = 12,0317 MPa
R² = 99,02%
R² ajustado = 98,94%

6.1.1 Análise gráfica (entre 2,00mm a 6,50mm)

6.1.1.1 Efeito dos fatores

É possível perceber através da Figura 6.1, quais os fatores possuem maior influência no processo de têmpera e revenimento em relação à propriedade mecânica limite de resistência, em ordem de grandeza esses fatores são:

- Temperatura de chumbo (fator C);
- Velocidade (fator B);
- Interação entre A e B;
- Interação entre C e D;

- Concentração do polímero (fator D).

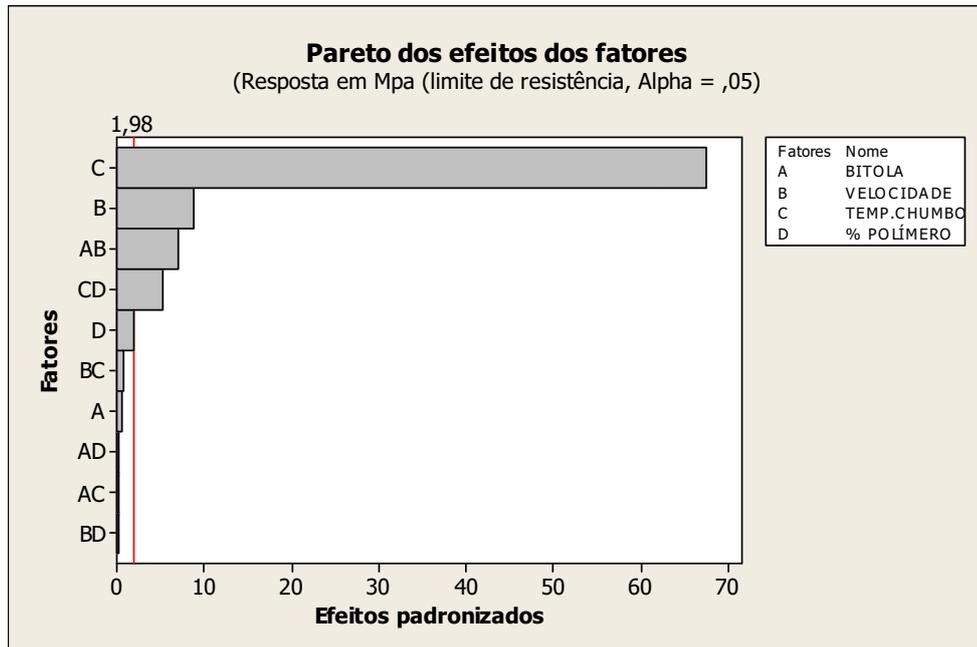


Figura 6.1 – Efeito dos fatores por ordem de grandeza (modelo geral)

6.1.1.2 Média dos efeitos sobre a resposta

Conforme Figura 6.2, é possível constatar que o fator cuja influência predomina e praticamente determina a resposta (limite de resistência) é o fator temperatura de chumbo (revenimento), onde a diminuição da temperatura de chumbo (do nível 1 para -1) repercute em aumento do limite de resistência do arame de aço temperado e revenido.

Conforme a Figura 6.2, o fator velocidade exerce influência significativa no aumento do limite de resistência, obtendo uma tendência que indica que o aumento da velocidade (do nível -1 para 1) pode ocasionar aumento no limite de resistência. Porém, é importante ressaltar que o fator velocidade possui alta correlação com o fator bitola. Dessa forma, não se pode afirmar que toda influência proveniente desse fator realmente é somente atribuída ao mesmo, pois parte dessa influência pode estar relacionada à interação entre os fatores bitola e velocidade. Além de que, a multicolinearidade presente também pode estar afetando esses resultados.

O fator concentração do polímero não se mostra graficamente influente, porém, é bem visível a sua curvatura, que pode ser interpretada pela interação desse fator com o fator temperatura de chumbo (revenimento), conforme constatado no teste de significância (Tabela 6.3).

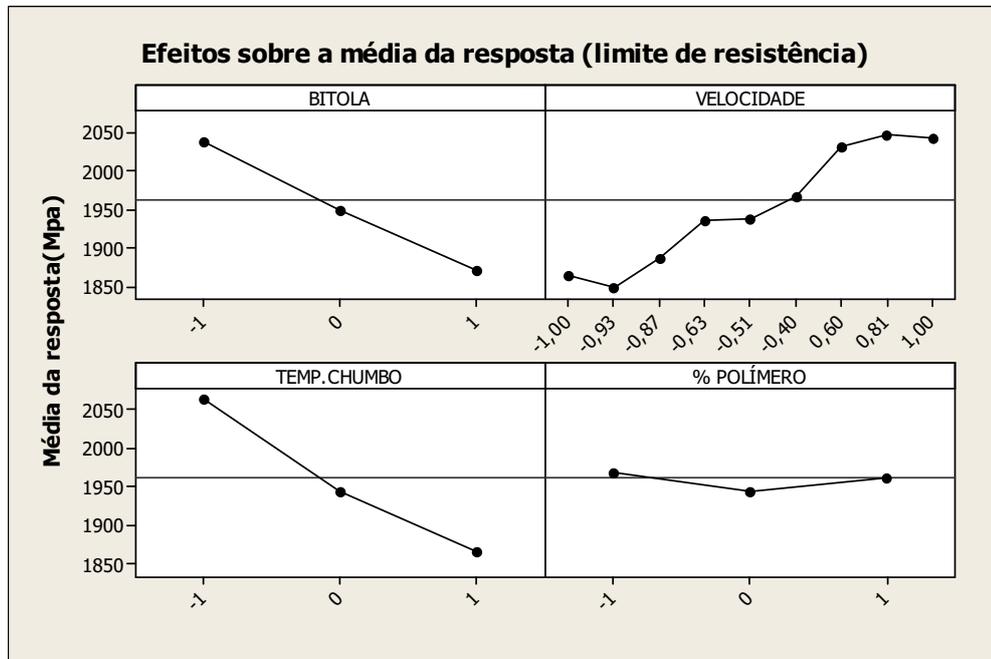


Figura 6.2 – Média dos efeitos sobre a resposta (modelo geral)

6.1.1.3 Análise de resíduos (entre 2,00mm a 6,50mm)

Conforme Montgomery e Peck (1992) e Montgomery e Runger (2003), é necessário analisar estatisticamente os resíduos da regressão para validá-la.

A análise de resíduos mostrou que os resíduos se distribuem normalmente e o valor de P (p -value) calculado foi igual a 0,088, ou seja, aceita-se a hipótese H_0 que afirma que os resíduos possuem distribuição normal utilizando 95% de confiança, conforme a Figura 6.3.

Os resíduos apresentaram autocorrelação, ou seja, há dependência entre eles (Figura 6.4), pois os valores ultrapassam o intervalo de confiança de autocorrelação (linha tracejada).

A distância de Cook requer valores menores do que um, neste estudo foi demonstrado graficamente a dispersão dos valores da distância de Cook na Figura 6.5

e o valor máximo determinado foi 0,06, comprovando que os valores individualmente não exercem influência nas predições, ou seja, não foi constatado a presença de dados discrepantes que poderiam provocar resultados errôneos nas predições do modelo, segundo Montgomery e Peck (1992) e Myers (1990).

É importante ressaltar, que em nenhuma das etapas experimentais os resultados analisados estatisticamente demonstraram valores para distância de Cook maiores ($>$) do que o valor 0,06, utilizando o método de cálculo conforme Montgomery e Peck (1992) e Myers (1990).

Na Figura 6.3 os resíduos se distribuem de forma aleatória, porém demonstram a presença de ciclos. Conforme a literatura é necessário que os resíduos sejam aleatórios e não possuam ciclos, para que o modelo tenha boa capacidade de predição (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

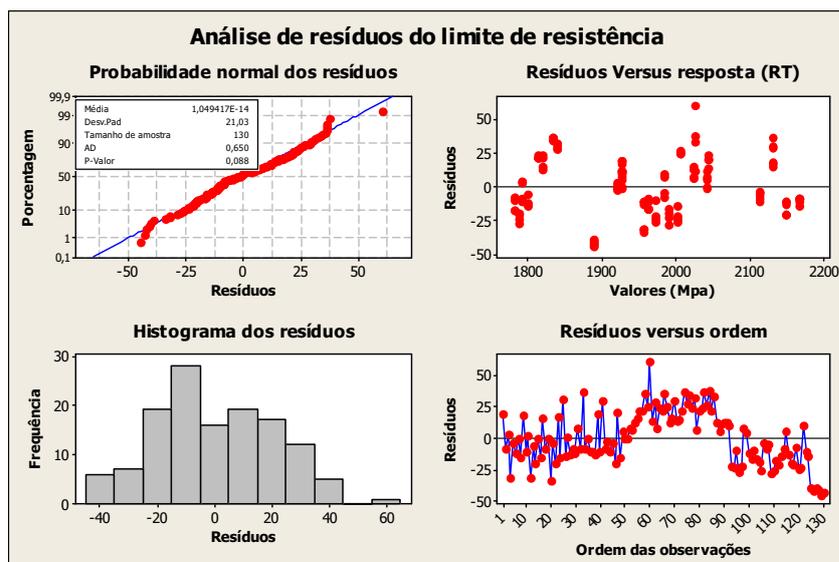


Figura 6.3 – Análise de resíduos (modelo geral)

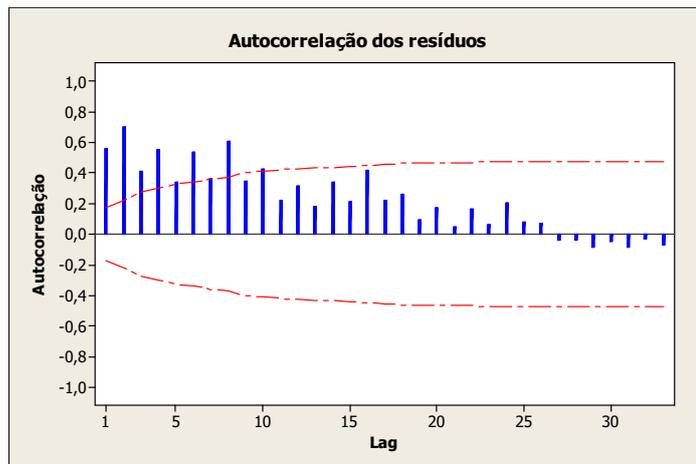


Figura 6.4 – Autocorrelação dos resíduos (modelo geral)

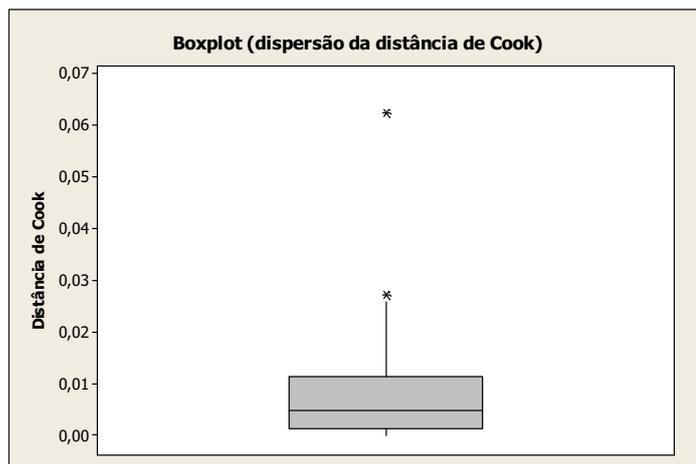


Figura 6.5 – Dispersão da distância de Cook (modelo geral)

6.1.1.4 Modelo matemático regressivo (entre 2,00mm a 6,50mm)

Com base no teste de significância do planejamento fatorial mostrado na Tabela 6.3, foi possível modelar matematicamente o limite de resistência. Porém, é importante ressaltar que esse modelo para bitolas intermediárias possui alto índice de multicolinearidade, e que de acordo com Montgomery e Runger (2003) isso prejudica as predições e estabilidade do modelo. Com isso, se faz necessário o tratamento dos dados para remoção da multicolinearidade, que será tratado no próximo tópico dessa dissertação.

O modelo calculado através da tabela 6.3 está na forma de variáveis reduzidas e é expresso por:

Limite de resistência = 2000,21 + 5,51(bitola) + 99,09(velocidade) – 99,14(temperatura de chumbo) – 2,8(concentração do polímero) + 46,69(bitola x velocidade) + 6,05(temperatura de chumbo x %polímero)

É importante observar que os fatores bitola e concentração do polímero foram incluídos no modelo mesmo não sendo considerados influentes, devido os mesmos estarem causando efeitos de interações consideradas influentes.

6.2 TRANSFORMAÇÃO PARA COMPONENTES PRINCIPAIS

As variáveis influentes bitolas (diâmetros), velocidade (rpm), temperatura de chumbo (revenimento) e concentração do polímero (%) foram transformadas em variáveis padronizadas para possibilitar a aplicação da técnica análise de componentes principais e remoção da multicolinearidade conforme procedimento em Montgomery (2004). No apêndice B são apresentados os valores dos fatores padronizados (variável Z). Essa transformação foi feita utilizando a seguinte fórmula:

$$Z = \frac{(X_i - \text{média})}{\text{desvio padrão}} \quad (6.1)$$

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 através da multiplicação dessas variáveis padronizadas pelas constantes (PCs) correspondentes, mostrado no apêndice C, calculado conforme (MONTGOMERY, 2003).

As constantes (PCs) para transformação dos dados em componentes principais são mostradas na Tabela 6.4 utilizando o método de cálculo conforme Montgomery (2003).

Tabela 6.4 – Constantes (PCs) (calculadas pelo Minitab 14)

Variável	PC1	PC2	PC3	PC4
Bitola	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 através da somatória da multiplicação de cada valor de ajuste de cada fator (Bitola, velocidade, temperatura de chumbo e % polímero) por cada valor das constantes referentes de cada fator, mostrados nos apêndices B e C.

A tabela 6.5 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 6.5 – Índices estatísticos das constantes PCs (calculados pelo Minitab 14)

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

O índice “auto-valores” contido na tabela 6.5, é utilizado para escolha das componentes principais a utilizar para o modelamento, pois segundo Johnson e Wichern (1988), escolhem-se somente as componentes correspondentes aos autovalores de magnitudes igual ou maior do que 1. Neste caso, a constante PC4 possui auto-valor 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 6.5, refere-se à somatória acumulada das porcentagens de “explicação” do fenômeno. Segundo Johnson e Wichern (1988),

geralmente um bom grau de explicação é superior a 75%. Esse grau requerido foi atingido através 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 para ser possível modelar matematicamente esse processo.

6.2.1 Teste de significância para componentes principais (modelo geral)

Para aplicar regressão múltipla primeiramente foi necessário multiplicar cada uma das constantes PCs calculadas (Tabela 6.4) por cada respectivo fator, ou seja, por cada valor padronizado (Z) de cada fator investigado em todas as condições experimentais, mostrado no apêndice B. Dessa forma, foi transformado cada valor de cada fator em uma componente principal, conforme Montgomery (2003) e com os resultados no apêndice C.

Após essa transformação todos os dados foram regredidos através de regressão múltipla gerando os resultados mostrados na Tabela 6.6 (teste de significância dos componentes principais), com isso pôde-se reduzir a multicolinearidade dos fatores correlacionados, ou seja, bitola e velocidade. No teste de significância, pôde-se perceber a diminuição da multicolinearidade (VIF) dos fatores bitola (10,2) e velocidade (10,2), contidas na Tabela 6.3, para o valor 1, conforme Tabela 6.6.

De acordo com a Tabela 6.6, 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 6.6 – Teste de significância da regressão de componentes principais

Preditor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constante	962,27	1,34	1466,64	0,000	
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, foi possível validar estatisticamente o modelo matemático gerado através da regressão das componentes principais, onde foi obtido um valor de $p < 0,01$, comprovando a validade do modelo com 99% de confiança, no qual os resultados são mostrados na Tabela 6.7.

Tabela 6.7 – Validação do modelo matemático utilizando ANOVA

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

O modelo matemático gerado através do teste de significância da regressão de componentes principais mostrado na Tabela 6.6, é:

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

7 ANÁLISE DO DESEMPENHO DOS MODELOS MATEMÁTICOS

7.1 DESEMPENHO DO MODELO PARA DIÂMETRO 2,00mm.

Foram plotados os valores de limite de resistência (em MPa) preditos pelo modelo por regressão múltipla, baseado nos resultados do planejamento de experimentos e os valores reais ensaiados no laboratório físico da empresa financiadora da pesquisa. Dessa forma, foi possível comparar o desempenho do modelo confrontando diretamente os resultados preditos com os resultados dos ensaios feitos em laboratório.

Na Figura 7.1, são mostrados somente os resultados gerados pelo modelo regressivo para prever a bitola 2,00mm. Foram obtidos bons resultados que demonstraram a eficiência do modelo matemático quando utilizado para essa bitola, obtendo um erro médio de 10 MPa e desvio padrão de 7 MPa, que pode ser considerado um erro pequeno para esse processo, pois a máquina que produz os ensaios de limite de resistência possui desvio padrão similar a esse.

É importante ressaltar que o planejamento de experimentos foi executado para a bitola 2,00mm, com isso é possível afirmar que o objetivo experimental de modelamento matemático para essa bitola foi alcançado com sucesso.

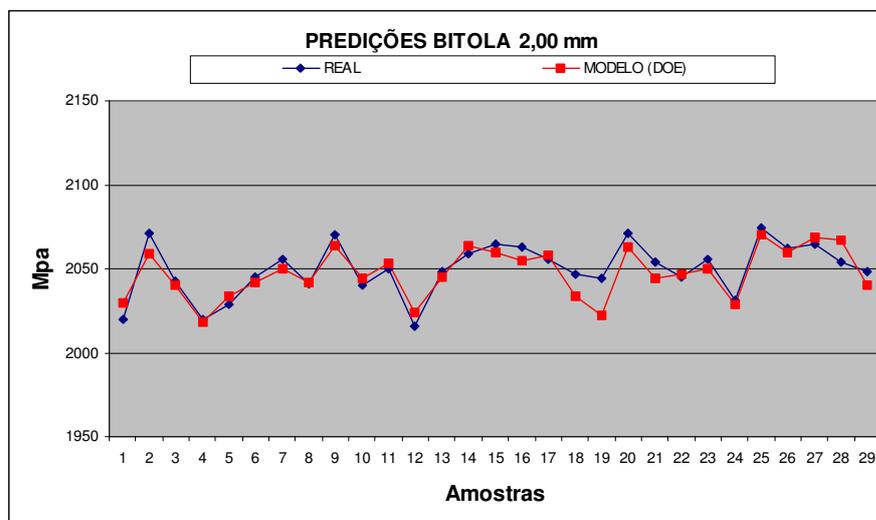


Figura 7.1 – Predições versus valores ensaiados (diâmetro 2,00mm)

7.2 DESEMPENHO DO MODELO PARA DIÂMETRO 6,50mm.

Na figura 7.2, foram plotados os valores de limite de resistência (em Mpa) preditos pelo modelo por regressão múltipla e os valores reais ensaiados em laboratórios referentes à bitola 6,50mm, onde foi mostrada a eficiência do modelo matemático quando utilizado para essa bitola, obtendo um erro médio de 18 Mpa e desvio padrão de 8 Mpa, podendo essa variação ser considerada aceitável para esse processo.

É importante ressaltar que o planejamento de experimentos foi executado para a bitola 6,50mm e foi obtido um resultado eficiente na modelagem.

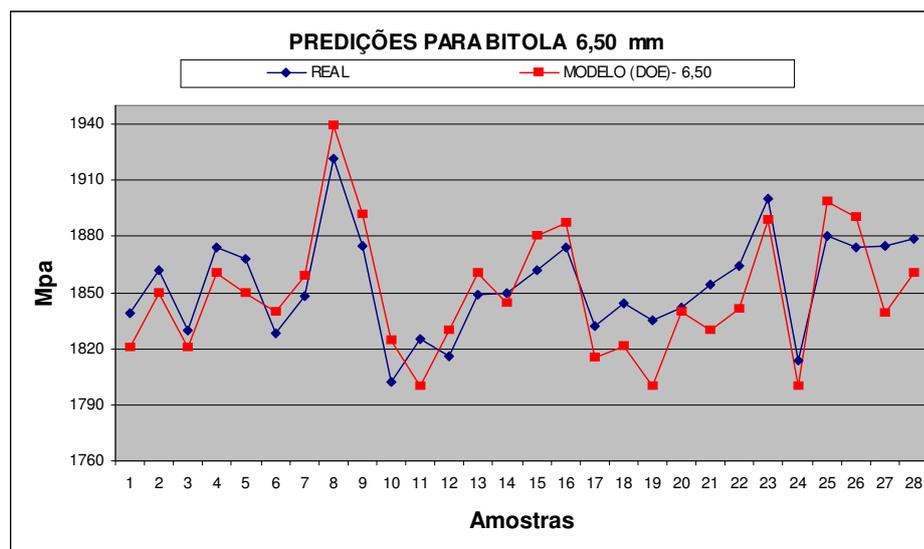


Figura 7.2 – Predições versus valores ensaiados (diâmetro 6,50mm)

7.3 DESEMPENHO DO MODELO ESTIMADO PARA DIÂMETROS ENTRE 2,00mm e 6,50mm.

Conforme Figura 7.3, foram plotados os valores de limite de resistência (em Mpa) preditos pelo modelo por regressão múltipla e os valores reais ensaiados em laboratório para as faixas de bitolas intermediárias de 2,00mm a 4,19mm. Esse modelamento não obteve bons resultados, pois o modelo estimado para as faixas de

bitolas intermediárias é afetado pela multicolinearidade entre os fatores bitola e velocidade.

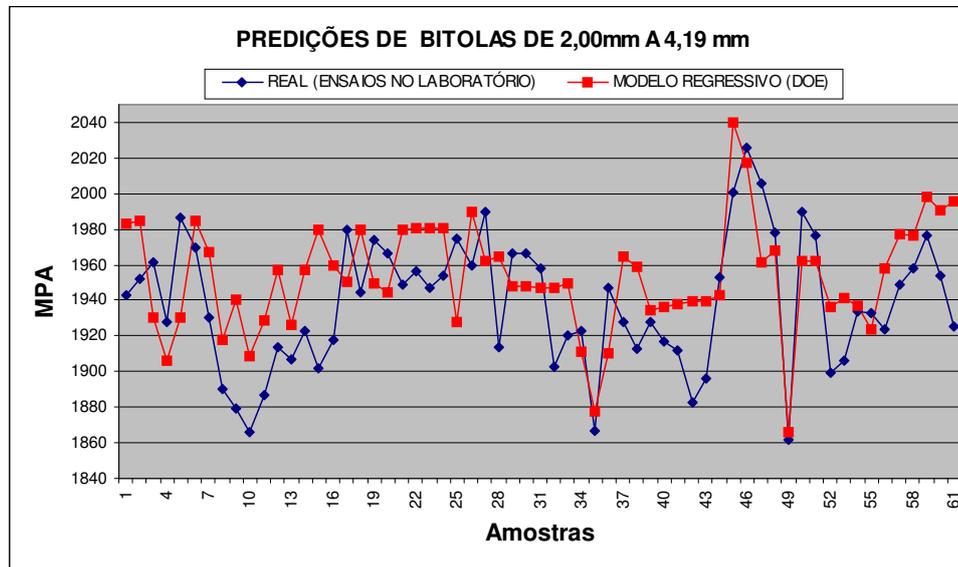


Figura 7.3 – Predições versus valores ensaiados (diâmetro de 2,00mm a 4,19mm)

Neste modelo obteve-se um erro médio de 31 Mpa e desvio padrão de 16 Mpa, em relação à predição e o valor real ensaiado, que pode ser considerado um erro inaceitável, pois a tolerância máxima para esse processo é de 50 Mpa e conseqüentemente, não é possível assegurar que as predições caiam dentro da especificação, pois o valor médio de erro e o desvio padrão são muito grandes para atender com segurança a especificação.

Conforme a Figura 7.4, é possível perceber que ao modelar usando a faixa total de 2,00mm a 6,50mm os resultados foram piores, obtendo um erro médio de 40 Mpa e desvio padrão de 23 Mpa. Com isso, é possível constatar que o modelo estimado para as bitolas intermediárias não é eficaz, devido ao impacto da multicolinearidade.

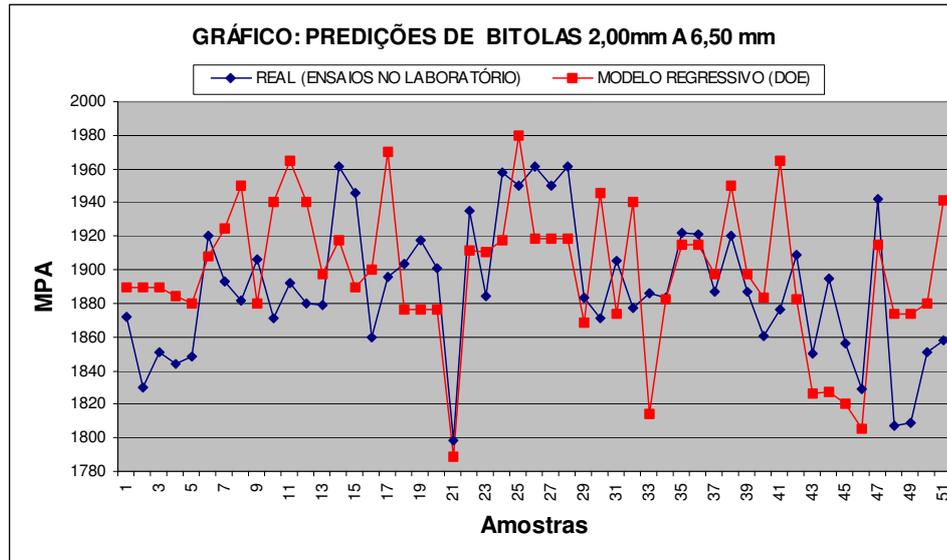


Figura 7.4 – Predições versus valores ensaiados (diâmetro 2,00mm a 6,50mm)

É importante ressaltar, que somente foi executado o planejamento de experimentos individualmente para as bitolas 2,00mm e 6,50mm. Não foram experimentadas as faixas de bitolas intermediárias, devido às restrições de custos da empresa financiadora do projeto. Com isso, o modelo para prever essas faixas de bitolas foi estimado através da regressão dos resultados obtidos com o planejamento de experimentos das bitolas 2,00mm e 6,50mm. Assim, esse modelo estimado é afetado pela multicolinearidade, que ocorre devido aos fatores velocidade e bitola possuírem uma relação direta, ou seja, a relação se faz da seguinte forma: quanto maior for a bitola do arame de aço, menor deverá ser a velocidade para que o forno de têmpera consiga “puxar” o material, obtendo assim uma correlação direta entre esses fatores de entrada do processo.

Foi constatado que o modelo matemático possui boa previsibilidade para as bitolas que foram experimentadas no planejamento de experimentos, porém não é confiável quando aplicado nas faixas de bitolas estimadas por regressão, pois quanto mais é ampliada a faixa de bitola, maiores são os valores dos erros de predição e maior o valor do desvio padrão, conforme foi mostrado quando se ampliou à utilização do modelo da faixa de bitola entre 2,00mm a 4,19mm (Figura 7.3), para faixa de bitola entre 2,00mm a 6,50mm (Figura 7.4).

7.4 DESEMPENHO DO MODELO REGRESSIVO POR COMPONENTES PRINCIPAIS (MODELO GERAL)

Conforme Figura 7.5, para verificar a eficiência do modelo gerado através de componentes principais foram plotados os valores de limite de resistência (em Mpa) preditos, assim como os valores reais ensaiados no laboratório para as faixas de bitolas de 2,00mm a 6,50mm. Neste modelo, a multicolinearidade foi removida através da técnica análise de componentes principais.

Esse modelo por regressão múltipla dos componentes principais, não obteve melhor resultado na predição se comparado com os modelos regressivos individuais gerados pelo planejamento de experimentos. Porém, foi obtida uma grande melhoria em comparação ao modelo regressivo estimado diretamente por regressão para as faixas de bitolas intermediárias, pois o modelo utilizando análise de componentes principais está livre do efeito da multicolinearidade.

Esse modelo gerado através da regressão de componentes principais obteve um erro médio de 21 Mpa e desvio padrão de 14 Mpa, que proporcionou condições para prever os resultados das faixas de bitolas que não foram experimentadas através do planejamento de experimentos. Assim, conforme a Figura 7.5 é possível observar no gráfico que as predições se aproximam dos valores reais obtidos nos ensaios laboratoriais em uma amostra de 71 ensaios.

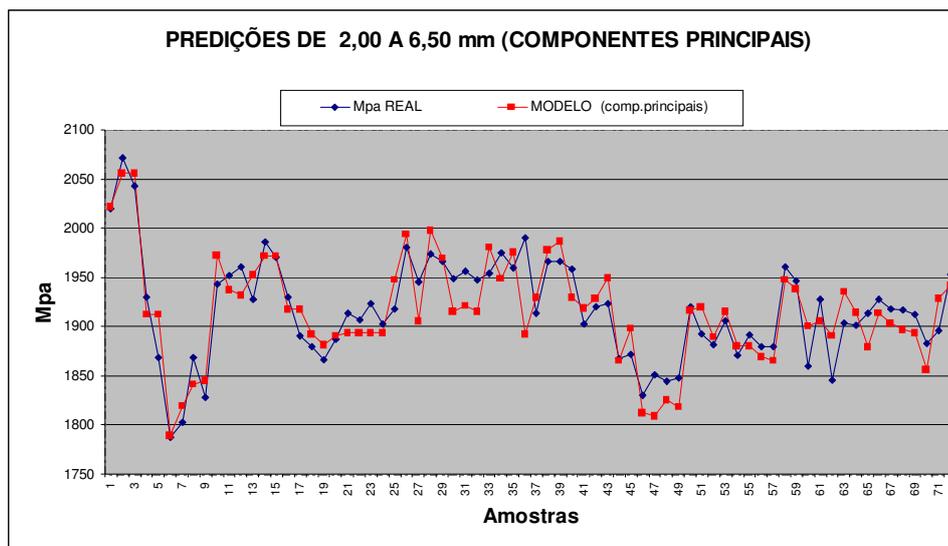


Figura 7.5 – Predições versus valores ensaiados (modelo geral por componentes principais regredidos)

8 CONCLUSÃO

Os resultados do planejamento de experimentos, baseado em duas matrizes completas 2^3 , geraram conhecimentos importantes sobre as variáveis influentes que atuam na propriedade mecânica limite de resistência, no arame de aço SAE 9254 utilizado na fabricação de molas automobilísticas.

Considerou-se que o modelo matemático individual para as bitolas 2,00mm e 6,50mm elaborado através de regressão de resultados do planejamento de experimentos, atendeu os principais requisitos estatísticos conforme demonstrado anteriormente, proporcionando confiabilidade em sua aplicação dentro do intervalo de confiança de 95%.

É possível observar nas Figuras 7.1 e 7.2, que as previsões obtidas pelos modelos matemáticos para os diâmetros (bitolas) 2,00mm e 6,50mm, usando modelos individuais, possuem bons resultados e boa confiabilidade. Foi mostrado na tabela 6.3, que ao se estimar e modelar os intervalos de bitolas existentes entre as bitolas 2,00mm e 6,50mm, obteve-se multicolinearidade alta entre os fatores bitola e velocidade devido às restrições de processamento, o que impossibilitou a aplicação desse modelo regressivo de forma a abranger todos os intervalos entre as bitolas, não atendendo estatisticamente a condição de isenção de multicolinearidade conforme Montgomery e Peck (1992) e Montgomery e Runger (2003), que afirmam que o efeito da multicolinearidade prejudica a previsão do modelo.

O modelamento matemático para estimar bitolas intermediárias, necessitou que os dados passassem por uma transformação para remover a multicolinearidade do modelo através da utilização de análise de componentes principais.

Com a aplicação de regressão múltipla nas componentes principais, foi possível se obter um modelo matemático mais preciso, e com maior confiança para prever os resultados de limite de resistência para as bitolas intermediárias entre 2,00mm e 6,50mm.

Concluiu-se que a utilização das técnicas estatísticas foram fundamentais para o modelamento matemático das variáveis do processo. Através da utilização dessas ferramentas estatísticas foi possível estimar e modelar os diâmetros (bitolas)

intermediários sem a realização de experimentação em todas as variações de bitolas, proporcionando economia de custos relativos à experimentação como insumos, parada de equipamentos, testes laboratorial e pessoal envolvido.

As metodologias aplicadas proporcionaram melhor compreensão sobre as variáveis que exercem influência na propriedade mecânica limite de resistência, durante o processo de tratamento térmico por têmpera e revenimento, e foi obtido um modelo matemático que representa com precisão esse processo. Dessa forma, será possível substituir os métodos tradicionais executados em laboratório pelo modelo matemático auxiliado por tecnologia computacional, podendo assim gerar aumento de produtividade, qualidade e avanços tecnológicos para o processo de têmpera e revenimento de arames de aço trefilados.

Até o momento o mestrando publicou os seguintes artigos relacionados ao trabalho:

- Modelamento matemático para a predição do limite de resistência dos arames de aço SAE 9254 após têmpera e revenimento, ENEGEP (Encontro Nacional de Engenharia de Produção), 2007, Fóz do Iguaçu.
- Aplicação de regressão linear múltipla na predição do limite de resistência de arames de aço, Jornada científica UNESP, 2007, Guaratinguetá - SP.
- Mathematical modeling for the prediction of the tensile strength of the wires of steel SAE 9254 after quenched, Congresso da sociedade brasileira de microscopia e microanálise, 2007, Búzios – RJ

9 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Uma possível extensão deste trabalho para tese de doutorado pode ser o estudo do modelamento matemático através das técnicas: metodologia da superfície de resposta e redes neurais. Assim, seria possível comparar o desempenho dos modelos por regressão e análise de componentes principais já obtidos, com o modelo quadrático (metodologia da superfície de resposta) e modelamento por redes neurais, pois seria interessante para se comprovar estatisticamente qual é o modelo mais apropriado para este processo.

10 REFERÊNCIAS

BALESTRACCI, D. & BLUE CROSS and BLUE SHIELD OF MINNESOTA, J. - **Quality Improvement: Data “Sanity”:**Statistical Thinking Applied to Everyday Data , *2nd Edition, 2000.*

BISGAARD, S.; FULLER, H.- **Analysis of factorial experiments with defects or defectives as the response**, Center for Quality and Productivity Improvement, University of Wisconsin, 1994.

BLONDEAU R., Ph. MAYNIER, DOLLET J., VIEILLARD-BARON - **Mathematical model for the calculation of mechanical properties of low-alloy steel metallurgical products: a few examples of its applications**, Bratec-3244, 2000.

CALLISTER, W. D. Jr. - **Uma Introdução a Engenharia e a Ciências dos Materiais**, Editora LTC, 5ª Edição, 2002.

CAMARÃO, A. F. - **Um modelo para previsão de tensões residuais em cilindros de aço temperados por indução**, 1v. 107p. Doutorado. Universidade de São Paulo – Engenharia Metalúrgica, 1998.

COLPAERT, H. – **Metalografia dos produtos siderúrgicos comuns**, editora Edgard Blucher Ltda, 1969.

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**, 1v. 74p. Mestrado. Universidade Federal de Minas Gerais – Engenharia Metalúrgica e de Minas, 2003.

CUADRAS, C. M. - **Métodos de análisis multivariante**. Universidade de Barcelona, 1981.

DIETER E. GEORGE – **Metalurgia mecânica**, 2ª edição, Editora Guanabara Koogan S.A., 1981.

- GORNI, A.A. - **Desenvolvimento de Aços Alternativos aos Materiais Temperados e Revenidos com Limite de Resistência entre 600 e 800 Mpa**, 1v. 155p. Doutorado. Universidade Estadual de Campinas, ENGENHARIA MECÂNICA, 2001.
- GREGORY, F. G.; MAUREEN, S. H.- **Designing experiments, an Overview**1, 2005.
- HODGSON P.D. e GIBBS R.K. - **A Mathematical Model to Predict the Mechanical Properties of Hot Rolled C-Mn and Microalloyed Steels**”, vol.32 , por ISIJ International, 1992.
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. - **Applied multivariate statistical analysis**. 4. ed. Nova Jersey: Prentice Hall, Inc., 1998.
- LEVINE, D.M.; BERENSON, M. L.; STEPHAN, D. - **Estatística: Teoria e Aplicações usando Microsoft Excel em português**, 3ª Edição, 2005.
- MASON, L. R.; YOUNG, C. J. - **Monitor your industrial processes**, Statistics Roundtable, 2007.
- MAYERS, A. M. E CHAWLA, K. K. – **Princípios de metalurgia mecânica**, editora Edgard Blucher Ltda, 1982.
- MAYERS R. H. – **Classical and modern regression with applications**, 2 nd ed. , PWS – Kent, Boston, 1990.
- MAZA, D. e BERTRAND, C. – **Calculo Teórico de la curva Jominy em los aceros de construction. Sistema HardKalc** – Sidenor, PR-32/F, 1992.
- MINGOTI, S. A. – **Análise de dados através de métodos de estatística multivariada, uma abordagem a plicada**, editora UFMG, pg. 59-60, 2007.
- MONTGOMERY, C. D.; RUNGER, G. C. – **Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros**, 2ª edição, editora LTC, 2003.

MONTGOMERY, C. D. – **Introdução ao controle estatístico da qualidade**, 4ª edição, editora LTC, 2004.

MONTGOMERY, C.D., PECK, E. A. – **Introduction to linear regression analysis**, ed. John Wiley & Sons, New York, 1992.

MONTGOMERY, D. C. - **Design and analysis of experiments**. 4. ed. New Yourk , USA: John Wiley, 1997.

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

MYUNG, J.; PITT, M.A.; KIM, W. - **Model evaluation, testing and selection**. **Columbus** : Ohio State University, Department of Psychology, 45p, 2003.

NAVARRO, D. J.; MYUNG, J. - **Model evaluation and selection**. **Columbus, USA**: Ohio State University, Department of Psychology, 6p, 2004,.

NETER, J.; WASSERMAN, W.; KUTNER, M.H. - **Applied Linear Statistical Models**. 3a. ed. Illinois: Richard D. Irwin, Inc., 1990.

NETO, B. B.; SCARMINIO, I. S.; BRUNS, R. E. - **Como fazer experimentos: Pesquisa e Desenvolvimento na Ciência e na Indústria**, unicamp, 2007.

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

PEARSON, K. - **Early Statistical Papers**, Edição por E. S. Pearson, Cambridge University Press, 1948.

PHADKE, M.S. – **Quality engineering using robust design**, editora prentice hall, p.200, 1989.

PINTO, F.H. - **Modelagem Matemática para Predição de Jominy em Aços da Família 51xx.**, Monografia submetida para a obtenção do certificado de especialização em “Engenharia da Qualidade”, 2003.

PLA, L. E. - **Análisis multivariado:** método de componentes principales. Secretaria general de la organización de estados americanos. Washington, 1986.

RIBEIRO, L. P. P.G. - **Caracterização das Propriedades Mecânicas do Aço SAE 4140 após Diferentes Tratamentos de Têmpera e Revenido**, 1v. 100p. Mestrado. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro - Engenharia Metalúrgica, 2006.

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 department, University of Wisconsin-Milwaukee, 3200N. Cramer St. , Milwaukee, WI 53211, USA. Composite materials laboratory, central metallurgical Research and Development Institute (CMRDI) P.O.Box 87, Helwan, Cairo, Egypt, 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, v. inpres, p. 1-31, 2008.

SILVA, E. L.; MENESES, E. M. - **Metodologia da Pesquisa e Elaboração de Dissertação**, Florianópolis: UFSC, 2005.

STEIN, C. R. - **Efeito da rápida austenitização sobre as propriedades mecânicas de um aço C-Mn**, 1v. 73p. Mestrado. Universidade Federal de Ouro Preto – Engenharia de materiais, 2004.

TSCHIPTSCHIN, A.P. – **Introdução à análise Metalográfica** , Aços Villares, 1980.

12 APÊNDICES

APÊNDICE A - Parâmetros a serem transformados em componentes principais

Índices	Bitola	Velocidade	Temp.Chumbo	% Polímero	RT
1	2	173	435	15	2149
2	2	206	435	15	2157
3	2	173	469	15	1924
4	2	206	469	15	1924
5	2	173	435	26	2108
6	2	206	435	26	2136
7	2	173	469	26	1927
8	2	206	469	26	1946
9	2	173	435	15	2148
10	2	206	435	15	2155
11	2	173	469	15	1922
12	2	206	469	15	1924
13	2	173	435	26	2106
14	2	206	435	26	2127
15	2	173	469	26	1926
16	2	206	469	26	1946
17	2	173	435	15	2146
18	2	206	435	15	2157
19	2	173	469	15	1920
20	2	206	469	15	1922
21	2	173	435	26	2108
22	2	206	435	26	2127
23	2	173	469	26	1944
24	2	206	469	26	1946
25	2	173	435	15	2161
26	2	206	435	15	2151
27	2	173	469	15	1921
28	2	206	469	15	1943
29	2	173	435	26	2104
30	2	206	435	26	2136
31	2	173	469	26	1935
32	2	206	469	26	1953
33	2	173	435	15	2167
34	2	206	435	15	2157
35	2	173	469	15	1920
36	2	206	469	15	1945
37	2	173	435	26	2102
38	2	206	435	26	2134
39	2	173	469	26	1946
40	2	206	469	26	1951
41	2	173	435	15	2160
42	2	206	435	15	2157
43	2	173	469	15	1918

44	2	206	469	15	1945
45	2	173	435	26	2109
46	2	206	435	26	2127
47	2	173	469	26	1947
48	2	206	469	26	1946
49	2	190	452	21	2046
50	2	190	452	21	2040
51	2	190	452	21	2041
52	2	190	452	21	2049
53	2	190	452	21	2047
54	2	190	452	21	2053
55	4,25	70	435	15	2038
56	4,25	89	435	15	2064
57	4,25	70	469	15	1835
58	4,25	89	469	15	1869
59	4,25	70	435	26	2030
60	4,25	89	435	26	2086
61	4,25	70	469	26	1833
62	4,25	89	469	26	1868
63	4,25	70	435	15	2030
64	4,25	89	435	15	2067
65	4,25	70	469	15	1835
66	4,25	89	469	15	1868
67	4,25	70	435	26	2030
68	4,25	89	435	26	2037
69	4,25	70	469	26	1835
70	4,25	89	469	26	1869
71	4,25	70	435	15	2036
72	4,25	89	435	15	2057
73	4,25	70	469	15	1835
74	4,25	89	469	15	1870
75	4,25	70	435	26	2032
76	4,25	89	435	26	2059
77	4,25	70	469	26	1843
78	4,25	89	469	26	1871
79	4,25	70	435	15	2029
80	4,25	89	435	15	2064
81	4,25	70	469	15	1837
82	4,25	89	469	15	1870
83	4,25	70	435	26	2031
84	4,25	89	435	26	2063
85	4,25	70	469	26	1841
86	4,25	89	469	26	1872
87	4,25	80	452	21	1938
88	4,25	80	452	21	1931
89	4,25	80	452	21	1937
90	4,25	80	452	21	1938
91	4,25	80	452	21	1938
92	4,25	80	452	21	1935
93	6,5	39	435	15	1968
94	6,5	39	435	26	1949
95	6,5	39	469	15	1771
96	6,5	39	469	26	1760
97	6,5	50	435	15	1980

98	6,5	50	435	26	1992
99	6,5	50	469	15	1796
100	6,5	50	469	26	1787
101	6,5	39	435	15	1974
102	6,5	39	435	26	1963
103	6,5	39	469	15	1764
104	6,5	39	469	26	1768
105	6,5	50	435	15	1976
106	6,5	50	435	26	1980
107	6,5	50	469	15	1784
108	6,5	50	469	26	1793
109	6,5	39	435	15	1962
110	6,5	39	435	26	1947
111	6,5	39	469	15	1763
112	6,5	39	469	26	1766
113	6,5	50	435	15	1988
114	6,5	50	435	26	1976
115	6,5	50	469	15	1797
116	6,5	50	469	26	1785
117	6,5	39	435	15	1971
118	6,5	39	435	26	1951
119	6,5	39	469	15	1773
120	6,5	39	469	26	1763
121	6,5	50	435	15	1978
122	6,5	50	435	26	1994
123	6,5	50	469	15	1781
124	6,5	50	469	26	1784
125	6,5	45	452	21	1850
126	6,5	45	452	21	1847
127	6,5	45	452	21	1849
128	6,5	45	452	21	1848
129	6,5	45	452	21	1844
130	6,5	45	452	21	1846
MÉDIA	3,97	115,03	452,00	20,57	
DESVIO PADRÃO	1,88	65,49	15,84	5,13	

APÊNDICE B - Parâmetros do anexo A, transformados em variável Z

Índices	Bitola (Z)	Velocidade (Z)	Temp.Chumbo (Z)	%Polímero (Z)
1	-1,04968955	0,88521068	-1,0732128	-1,086100532
2	-1,04968955	1,389132365	-1,0732128	-1,086100532
3	-1,04968955	0,88521068	1,0732128	-1,086100532
4	-1,04968955	1,389132365	1,0732128	-1,086100532
5	-1,04968955	0,88521068	-1,0732128	1,059098033
6	-1,04968955	1,389132365	-1,0732128	1,059098033
7	-1,04968955	0,88521068	1,0732128	1,059098033
8	-1,04968955	1,389132365	1,0732128	1,059098033
9	-1,04968955	0,88521068	-1,0732128	-1,086100532
10	-1,04968955	1,389132365	-1,0732128	-1,086100532
11	-1,04968955	0,88521068	1,0732128	-1,086100532
12	-1,04968955	1,389132365	1,0732128	-1,086100532
13	-1,04968955	0,88521068	-1,0732128	1,059098033
14	-1,04968955	1,389132365	-1,0732128	1,059098033
15	-1,04968955	0,88521068	1,0732128	1,059098033
16	-1,04968955	1,389132365	1,0732128	1,059098033
17	-1,04968955	0,88521068	-1,0732128	-1,086100532
18	-1,04968955	1,389132365	-1,0732128	-1,086100532
19	-1,04968955	0,88521068	1,0732128	-1,086100532
20	-1,04968955	1,389132365	1,0732128	-1,086100532
21	-1,04968955	0,88521068	-1,0732128	1,059098033
22	-1,04968955	1,389132365	-1,0732128	1,059098033
23	-1,04968955	0,88521068	1,0732128	1,059098033
24	-1,04968955	1,389132365	1,0732128	1,059098033
25	-1,04968955	0,88521068	-1,0732128	-1,086100532
26	-1,04968955	1,389132365	-1,0732128	-1,086100532
27	-1,04968955	0,88521068	1,0732128	-1,086100532
28	-1,04968955	1,389132365	1,0732128	-1,086100532
29	-1,04968955	0,88521068	-1,0732128	1,059098033
30	-1,04968955	1,389132365	-1,0732128	1,059098033
31	-1,04968955	0,88521068	1,0732128	1,059098033
32	-1,04968955	1,389132365	1,0732128	1,059098033
33	-1,04968955	0,88521068	-1,0732128	-1,086100532
34	-1,04968955	1,389132365	-1,0732128	-1,086100532
35	-1,04968955	0,88521068	1,0732128	-1,086100532
36	-1,04968955	1,389132365	1,0732128	-1,086100532
37	-1,04968955	0,88521068	-1,0732128	1,059098033
38	-1,04968955	1,389132365	-1,0732128	1,059098033
39	-1,04968955	0,88521068	1,0732128	1,059098033
40	-1,04968955	1,389132365	1,0732128	1,059098033
41	-1,04968955	0,88521068	-1,0732128	-1,086100532
42	-1,04968955	1,389132365	-1,0732128	-1,086100532
43	-1,04968955	0,88521068	1,0732128	-1,086100532
44	-1,04968955	1,389132365	1,0732128	-1,086100532
45	-1,04968955	0,88521068	-1,0732128	1,059098033
46	-1,04968955	1,389132365	-1,0732128	1,059098033
47	-1,04968955	0,88521068	1,0732128	1,059098033
48	-1,04968955	1,389132365	1,0732128	1,059098033

49	-1,04968955	1,144806699	0	0,084007776
50	-1,04968955	1,144806699	0	0,084007776
51	-1,04968955	1,144806699	0	0,084007776
52	-1,04968955	1,144806699	0	0,084007776
53	-1,04968955	1,144806699	0	0,084007776
54	-1,04968955	1,144806699	0	0,084007776
55	0,14732485	-0,687635791	-1,0732128	-1,086100532
56	0,14732485	-0,397499063	-1,0732128	-1,086100532
57	0,14732485	-0,687635791	1,0732128	-1,086100532
58	0,14732485	-0,397499063	1,0732128	-1,086100532
59	0,14732485	-0,687635791	-1,0732128	1,059098033
60	0,14732485	-0,397499063	-1,0732128	1,059098033
61	0,14732485	-0,687635791	1,0732128	1,059098033
62	0,14732485	-0,397499063	1,0732128	1,059098033
63	0,14732485	-0,687635791	-1,0732128	-1,086100532
64	0,14732485	-0,397499063	-1,0732128	-1,086100532
65	0,14732485	-0,687635791	1,0732128	-1,086100532
66	0,14732485	-0,397499063	1,0732128	-1,086100532
67	0,14732485	-0,687635791	-1,0732128	1,059098033
68	0,14732485	-0,397499063	-1,0732128	1,059098033
69	0,14732485	-0,687635791	1,0732128	1,059098033
70	0,14732485	-0,397499063	1,0732128	1,059098033
71	0,14732485	-0,687635791	-1,0732128	-1,086100532
72	0,14732485	-0,397499063	-1,0732128	-1,086100532
73	0,14732485	-0,687635791	1,0732128	-1,086100532
74	0,14732485	-0,397499063	1,0732128	-1,086100532
75	0,14732485	-0,687635791	-1,0732128	1,059098033
76	0,14732485	-0,397499063	-1,0732128	1,059098033
77	0,14732485	-0,687635791	1,0732128	1,059098033
78	0,14732485	-0,397499063	1,0732128	1,059098033
79	0,14732485	-0,687635791	-1,0732128	-1,086100532
80	0,14732485	-0,397499063	-1,0732128	-1,086100532
81	0,14732485	-0,687635791	1,0732128	-1,086100532
82	0,14732485	-0,397499063	1,0732128	-1,086100532
83	0,14732485	-0,687635791	-1,0732128	1,059098033
84	0,14732485	-0,397499063	-1,0732128	1,059098033
85	0,14732485	-0,687635791	1,0732128	1,059098033
86	0,14732485	-0,397499063	1,0732128	1,059098033
87	0,14732485	-0,53493225	0	0,084007776
88	0,14732485	-0,53493225	0	0,084007776
89	0,14732485	-0,53493225	0	0,084007776
90	0,14732485	-0,53493225	0	0,084007776
91	0,14732485	-0,53493225	0	0,084007776
92	0,14732485	-0,53493225	0	0,084007776
93	1,34433925	-1,161016767	-1,0732128	-1,086100532
94	1,34433925	-1,161016767	-1,0732128	1,059098033
95	1,34433925	-1,161016767	1,0732128	-1,086100532
96	1,34433925	-1,161016767	1,0732128	1,059098033
97	1,34433925	-0,993042872	-1,0732128	-1,086100532
98	1,34433925	-0,993042872	-1,0732128	1,059098033
99	1,34433925	-0,993042872	1,0732128	-1,086100532
100	1,34433925	-0,993042872	1,0732128	1,059098033
101	1,34433925	-1,161016767	-1,0732128	-1,086100532
102	1,34433925	-1,161016767	-1,0732128	1,059098033

103	1,34433925	-1,161016767	1,0732128	-1,086100532
104	1,34433925	-1,161016767	1,0732128	1,059098033
105	1,34433925	-0,993042872	-1,0732128	-1,086100532
106	1,34433925	-0,993042872	-1,0732128	1,059098033
107	1,34433925	-0,993042872	1,0732128	-1,086100532
108	1,34433925	-0,993042872	1,0732128	1,059098033
109	1,34433925	-1,161016767	-1,0732128	-1,086100532
110	1,34433925	-1,161016767	-1,0732128	1,059098033
111	1,34433925	-1,161016767	1,0732128	-1,086100532
112	1,34433925	-1,161016767	1,0732128	1,059098033
113	1,34433925	-0,993042872	-1,0732128	-1,086100532
114	1,34433925	-0,993042872	-1,0732128	1,059098033
115	1,34433925	-0,993042872	1,0732128	-1,086100532
116	1,34433925	-0,993042872	1,0732128	1,059098033
117	1,34433925	-1,161016767	-1,0732128	-1,086100532
118	1,34433925	-1,161016767	-1,0732128	1,059098033
119	1,34433925	-1,161016767	1,0732128	-1,086100532
120	1,34433925	-1,161016767	1,0732128	1,059098033
121	1,34433925	-0,993042872	-1,0732128	-1,086100532
122	1,34433925	-0,993042872	-1,0732128	1,059098033
123	1,34433925	-0,993042872	1,0732128	-1,086100532
124	1,34433925	-0,993042872	1,0732128	1,059098033
125	1,34433925	-1,069394643	0	0,084007776
126	1,34433925	-1,069394643	0	0,084007776
127	1,34433925	-1,069394643	0	0,084007776
128	1,34433925	-1,069394643	0	0,084007776
129	1,34433925	-1,069394643	0	0,084007776
130	1,34433925	-1,069394643	0	0,084007776

APÊNDICE C - Índices calculados através da multiplicação dos PCs pelos valores de Z

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
